



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales

ANÁLISIS MATEMÁTICO DE LA COTIZACIÓN DE BRD Y EL EFECTO PUMP

Clave: 201701109

Autor: Joaquín Revuelta Campos

Tutor: Luis Ángel Calvo Pascual

MADRID 30 marzo 2022

ÍNDICE

RESUMEN	6
ABSTRACT	6
PALABRAS CLAVE.....	7
KEYWORDS.....	7
I. INTRODUCCIÓN	8
1.1 Contexto.....	8
1.2 BRD	9
1.3 Objetivo, metodología y antecedentes.....	11
1.4 Estructura	12
CAPÍTULO II: ANÁLISIS TÉCNICO.....	13
2.1 Canales y líneas de tendencia	13
2.2 Patrones de precios	16
2.3 Velas japonesas	24
2.4 Medias Móviles y Bandas de Bollinger	32
2.5 Indicador Ichimoku	40
2.6 Conclusiones.....	42
CAPÍTULO III: AJUSTE FUNCIONAL.....	45
3.1 Primera parte	46
3.1.1 Cálculo matricial.....	47
3.1.2 Cálculo con Excel	48
3.1.3 Cálculo con Matlab.....	50
3.2 Segunda parte	55
3.2.1 Cálculo Matricial.....	56
3.2.2 Cálculo con Excel	56
3.2.3 Cálculo con Matlab.....	58
3.3 Tercera etapa.....	61
3.3.1 Cálculo matricial.....	61
3.3.2 Cálculo con Excel	61
3.3.3 Cálculo con Matlab.....	64
3.4 Conclusiones.....	68
CAPÍTULO IV: MACHINE LEARNING	70
4.1 Modelo del precio.....	71
4.2 Modelo con más variables	81
4.3 Conclusiones.....	92
CAPÍTULO V: ANÁLISIS DEL PUMP Y ROBOT	93
5.1 Modelo machine learning	94
5.2 Elaboración del robot.....	99
5.2.1 Variables de robot.....	100

5.2.2 Robot con media móvil	103
5.2.3 Robot que opera el <i>pump</i>	103
5.2.4 Resultados.....	104
5.3 Conclusiones.....	106
CONCLUSIONES	108
BIBLIOGRAFÍA.....	111
ANEXOS.....	112

ÍNDICE DE TABLAS, GRÁFICAS E ILUSTRACIONES

Tablas:

Tabla 1: Estadísticos de regresión	49
Tabla 2: Estadísticos de regresión	57
Tabla 3: Estadísticos de regresión	62
Tabla 4: Regression Learner-Matlab	72
Tabla 5: Matlab.....	77
Tabla 6: Variables Excel.....	82
Tabla 7: Variables con sus estadísticos	83
Tabla 8: Regression Learner-Matlab	87
Tabla 9: Regression Learner-Matlab	97
Tabla 10 Datos BRD-USD: Yahoo Finance.....	100
Tabla 11: Media y media pump	101
Tabla 12: Resultados robot	104
Tabla 13: Resultados robot.....	106

Gráficas

Gráfica 1: Cotización BTC desde marzo 2020 a septiembre 2021.....	9
Gráfica 2: Cotización BRD.....	10
Gráfica 3: Cotización BRD y canal de tendencia	14
Gráfica 4: Cotización BRD y canal de tendencia	14
Gráfica 5: Cotización BRD y canal de tendencia	15
Gráfica 6: Cotización BRD y canal de tendencia	16
Gráfica 7: Cotización BRD y líneas de tendencia	17
Gráfica 8: Cotización de BRD y patrón de precios	18
Gráfica 9: Cotización de BRD y línea de tendencia.....	19
Gráfica 10: Cotización de BRD y líneas de tendencia	20
Gráfica 11: Cotización de BRD y líneas de tendencia	21
Gráfica 12: Cotización de BRD y línea de tendencia.....	22
Gráfica 13: Cotización de BRD y patrón de precios	23
Gráfica 14: Cotización de BRD y líneas de tendencia	23
Gráfica 15: Cotización de BRD y patrón de velas.....	25
Gráfica 16: Cotización de BRD y patrón de velas.....	26

Gráfica 17: Patrón de velas.....	27
Gráfica 18: Patrón de velas.....	27
Gráfica 19: Patrón de velas.....	29
Gráfica 20: Cotización de BRD.....	30
Gráfica 21: Patrón de velas.....	30
Gráfica 22: Patrón de velas.....	31
Gráfica 23: Cotización de BRD y volumen.....	31
Gráfica 24: Cotización de BRD y media móvil.....	33
Gráfica 25: Cotización de BRD y media móvil.....	33
Gráfica 26: Cotización de BRD y media móvil.....	34
Gráfica 27: Cotización de BRD y medias móviles.....	35
Gráfica 28: Cotización de BRD y media móvil.....	35
Gráfica 29: Cotización de BRD y media móvil.....	36
Gráfica 30: Cotización de BRD y medias móviles.....	37
Gráfica 31: Cotización de BRD y medias móviles.....	38
Gráfica 32: Cotización de BRD y medias móviles.....	38
Gráfica 33: Cotización de BRD y bandas de Bollinger.....	39
Gráfica 34: Cotización de BRD y bandas de Bollinger.....	40
Gráfica 35: Cotización de BRD e indicador Ichimoku.....	41
Gráfica 36: Cotización de BRD e indicador Ichimoku.....	42
Gráfica 37: Regresión BRD/BTC.....	46
Gráfica 38: Regresión primera parte	48
Gráfica 39: Regresión 27/01/18-31/07/18	49
Gráfica 40: Curve Fitting-Matlab	50
Gráfica 41: Curve Fitting-Matlab	51
Gráfica 42: Curve Fitting-Matlab	51
Gráfica 43: Curve Fitting-Matlab	52
Gráfica 44: Fuente Curve Fitting-Matlab	53
Gráfica 45: Matlab.....	54
Gráfica 46: Curve Fitting-Matlab	55
Gráfica 47: Regresión BRD/BTC.....	57
Gráfica 48: Curve Fitting-Matlab	58
Gráfica 49: Curve Fitting-Matlab	59
Gráfica 50: Curve Fitting-Matlab	59
Gráfica 51: Curve Fitting-Matlab	60
Gráfica 52: Regresión tercera etapa.....	62
Gráfica 53: Regresión 14/06/2019-24/10/2019	63
Gráfica 54: Regresión 25/10/2019-24/11/2021	64
Gráfica 55: Curve Fitting: Matlab	65
Gráfica 56: Curve Fitting-Matlab	65
Gráfica 57: Curve Fitting-Matlab	66
Gráfica 58: Curve Fitting-Matlab	67
Gráfica 59: Curve Fitting-.Matlab	68
Gráfica 60:Regression Learner-Matlab	73
Gráfica 61: Regression Learner-Matlab	73
Gráfica 62:Regression Learner-Matlab	74
Gráfica 63: Regression Learner-Matlab	74
Gráfica 64: Regression Learner-Matlab	75
Gráfica 65: Regression Learner-Matlab	76
Gráfica 66: Regression Learner-Matlab	76

Gráfica 67: Matlab.....	78
Gráfica 68: Matlab.....	79
Gráfica 69: Matlab.....	80
Gráfica 70: Matlab.....	81
Gráfica 71: Estadístico χ^2	84
Gráfica 72: Regression Learner-Matlab	85
Gráfica 73: Regression Learner-Matlab	85
Gráfica 74: Regression Learner-Matlab	86
Gráfica 75: Regression Learner-Matlab	87
Gráfica 76: Regression Learner-Matlab	88
Gráfica 77: Regression Learner-Matlab	89
Gráfica 78: Regression Learner-Matlab	89
Gráfica 79: Modelo GPR.....	90
Gráfica 80: Modelo GPR.....	91
Gráfica 81: Modelo GPR.....	91
Gráfica 82: Cotización de BRD.....	94
Gráfica 83: Classification Learner-Matlab	96
Gráfica 84: Classification Learner-Matlab	97
Gráfica 85; Matriz de confusión.....	98
Gráfica 86: Curva ROC	98
Gráfica 87: Cotización BRD y medias móviles.....	105
Gráfica 88: Cotización BRD y medias móviles.....	106

Ilustraciones:

Ilustración 1: Grupo de Telegram.....	11
Ilustración 2: Velas japonesas	24
Ilustración 3: Patrón de velas.....	28
Ilustración 4: Ecuación residuos.....	45
Ilustración 5: Machine learning.....	70
Ilustración 6 Ecuación para detectar pump.....	102

RESUMEN

El mercado de las criptomonedas ha experimentado un enorme auge en los últimos años. Este activo de “reciente creación” puede llegar a formar parte de nuestra vida cotidiana en los próximos años, si no lo está formando ya. Es por eso por lo que un gran número de especuladores se han valido de éstas para obtener altas rentabilidades. Esto unido a las inesperadas y enormes subidas de precio de estos activos provocadas por numerosos grupos de presión hacen necesaria la familiarización con el tema. En este trabajo se realizará un análisis matemático de la criptomoneda BRD, así como de las esporádicas y repentinas subidas que experimenta, denominadas *pump*. Se utilizarán herramientas matemáticas como: análisis técnico, estadística, ajuste funcional, *machine learning*, etc. y herramientas de software como *Binance*, *Spyder*, etc a partir de las cuales fabricaremos un robot que aproveche los *pump*.

ABSTRACT

The cryptocurrency market has experienced a huge boom in recent years. This "recently created" asset may become part of our daily lives in the next few years if it is not already part of them. That is why many speculators have used them to obtain very high returns. This, together with the unexpected and enormous increases in the price of these assets caused by numerous pressure groups, makes it necessary to become familiar with the subject. In this paper we will perform a mathematical analysis of the BRD cryptocurrency, as well as the sporadic and sudden rises it experiences, called *pump*. Mathematical tools such as: technical analysis, statistics, functional fitting, machine learning etc. will be used and software tools such as *Binance*, *Spyder*, etc. from which we will build a robot that takes advantage of the *pump*.

PALABRAS CLAVE

BRD, BTC, análisis técnico, ajuste funcional, R^2 , criptomoneda, *machine learning*, *pump*, tendencia, velas japonesas, patrones de precios, media móvil, indicador técnico, bandas de Bollinger robot, Matlab y Excel.

KEYWORDS

BRD, BTC, technical analysis, functional fit, R^2 , cryptocurrency, machine learning, pump, trend, candlesticks, price patterns, moving average, technical indicator, Bollinger bands robot, Matlab and Excel.

I. INTRODUCCIÓN

1.1 Contexto

La primera criptomoneda, Bitcoin (BTC) fue creada en agosto de 2008 por Satoshi Nakamoto. Las criptomonedas son, según Ordinas, M. (2017). “*un nuevo medio de pago descentralizado realizado sin intermediarios y basado en la criptografía, ciencia que se dedica al estudio de métodos de encriptación de información, principalmente utilizados para enviar un mensaje de una manera segura y privada*”. Estas monedas digitales se crearon con el objetivo de sustituir el dinero corriente por dinero digital utilizando este lenguaje encriptado denominado *blockchain*. Dicho lenguaje se creó para ser más seguro que las transacciones bancarias ordinarias y así la información estuviera a salvo.

A partir de 2009 entró en funcionamiento BTC y se produjo su primera transacción. En ese momento el BTC valía 0,00076 dólares. Es a partir de este momento cuando la criptodivisa comienza a crecer. En 2011 alcanza el precio del dólar y en 2013 superar los 1000 dólares equiparándose con el valor de una onza de oro. Durante el periodo entre 2011 y 2013 comienzan a nacer otras criptomonedas como *Ripple* o *Litecoin*. Según van transcurriendo los años el BTC se hace cada vez más popular, existen mas *Bitcoins* en circulación y es objeto de diversas controversias a raíz de ciertos robos de carteras o de fallos en el sistema. En diciembre de 2017 llegó a un record histórico superando los 19000 dólares. (ver 1).

Pero no será hasta la crisis del Covid-19 cuando el BTC comience a subir exponencialmente. Siguiendo la tendencia general de los mercados tras el comienzo de la crisis en marzo de 2020, BTC se desploma hasta los 3800 dólares. Sin embargo, durante el resto del año experimenta una crecida exponencial hasta superar los 60000 dólares un año después. La historia de BTC es relevante ya que fue la pionera de las criptodivisas y la que marca la tendencia a seguir por todas ellas.

Gráfica 1: Cotización BTC desde marzo 2020 a septiembre 2021



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la crecida exponencial que sufrió BTC a partir de la crisis del Covid-19.

1.2 BRD

A raíz del nacimiento y la exponencial crecida de BTC han surgido multitud de divisas digitales y de plataformas de intercambio o *trading*. El activo que se va a estudiar a lo largo de este trabajo es la criptomoneda Bread (BRD). La moneda fue creada en 2017 por la empresa del mismo nombre. La empresa ha creado también una plataforma de intercambio de monedas digitales llamada *Blockset*, en la cual otorga ciertos descuentos al adquirir otras criptomonedas. Dichos descuentos son también aplicables en plataformas como *Binance*. (ver 3).

El interés que suscita esta criptomoneda, no se debe a la tecnología que incorpora, si no a las repentinas subidas de precio que experimenta. Tras estudiar la gráfica histórica de cotización de BRD en *Binance*, se observó que había días en los que el máximo diario superaba con creces los de días anteriores. Estas subidas eran totalmente esporádicas y no eran sostenibles a lo largo del tiempo, por lo que el precio de cierre siempre estaba

considerablemente por debajo del máximo diario. Consultando la literatura y la bibliografía existente se llegó a la conclusión de que estas subidas eran consecuencia del denominado *pump*.

Según el estudio Kamps (2018), podríamos definir este fenómeno como “*un tipo de fraude en el que los especuladores acumulan un activo financiero durante un período, luego inflan artificialmente el precio por medio de la difusión de información errónea (pump), antes de vender lo que compraron a compradores desprevenidos al precio más alto (descarga)*”. Como se puede observar dichas subidas de precio están totalmente planeadas. Ocurre lo mismo en el mercado de las criptomonedas. Muchas de estas subidas manipulaciones del mercado suelen estar orquestadas por administradores de grupos de *Telegram*. En estos grupos se intenta captar el mayor número de personas posibles para que colaboren a realizar el *pump*. Las personas que se incorporan al grupo esperan obtener una gran rentabilidad del fenómeno. Sin embargo, no siempre se benefician de esta subida ya que adquieren el activo tarde y la subida dura tan solo unos minutos. (ver 5).

Gráfica 2: Cotización BRD



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la cotización de BRD el día 7 de septiembre de 2019 con intervalos de 15 minutos. Es un ejemplo de *pump*, vemos como la tendencia que sigue el precio es prácticamente lateral, de repente se da una subida de casi un 100% que no dura mas de

15 minutos. Hay diversos ejemplos de esto a lo largo de la cotización de BRD en Binance y es por ello por lo que se ha estimado que esta criptomoneda merece un estudio detallado.

Por último, habría que mencionar un ejemplo de como se efectúan los *pump* en grupos de *Telegram*.

Ilustración 1: Grupo de Telegram



Fuente: Google Imágenes

La ilustración muestra un grupo de *Telegram* en el cual se está orquestando un *pump*. Este es el *modus operandi*, el administrador establece una fecha y hora en la cual todos los participantes del grupo deberán adquirir el activo todos a la vez. Unos minutos antes de la hora fijada se dirá cual es la moneda. En la parte derecha de la ilustración se puede observar el efecto que producen los participantes del grupo sobre el activo. Vemos que se asemeja bastante a lo descrito en la gráfica 3.

1.3 Objetivo, metodología y antecedentes

El **objetivo** de este trabajo es realizar un estudio matemático del precio de BRD y de los *pumps*. Para ello se utilizarán cuatro herramientas diferentes. La primera consistirá en un análisis técnico de BRD para describir su precio. La segunda consistirá en un ajuste funcional para encontrar la función que mejor se adapte a la cotización de nuestro activo. La tercera tratará de aproximarse a un más a los precios, mediante un modelo de *machine*

learning. La última herramienta utilizado será *Python*. El objetivo será construir un robot que compre y venda el activo en función de diferentes elementos técnicos.

La **metodología** que se usará en el trabajo, serán reuniones periódicas con el tutor, lectura de la bibliografía, visualización de vídeos, etc. Los programas informáticos utilizados para el análisis de precios serán *Binance*, Excel y Matlab. Matlab se usará también para desarrollar los modelos de *machine learning* y el ajuste funcional. Anaconda Navigator y en particular *Spyder*, será el software utilizado para realizar el robot con *Python*.

En cuanto a los **antecedentes**, existen bastantes artículos que hablen a cerca de los *pump* y el *machine learning* en criptomonedas. Uno de ellos es el citado estudio de Kamps, (2018) en el cual se habla de la forma de detectar estas subidas. Por otro lado, nunca se ha realizado un estudio tan exhaustivo sobre el activo BRD y tan solo se han encontrado unas pocas referencias. Sin embargo, dichas referencias no pasaban de hacer una aproximación general a las criptomonedas y en particular a BRD (ver 3). Por último, no se ha encontrado un estudio sobre los *pump* que experimente concretamente con la moneda BRD, por lo que el trabajo resulta novedoso.

1.4 Estructura

Este TFG se divide en cinco capítulos. En el primero se realiza una introducción en el que se describe contexto y el activo sobre el que se va a realizar el estudio. El segundo capítulo consistirá en un análisis técnico del precio de BRD. Se utilizarán diferentes herramientas como las medias móviles, los canales de tendencia o velas japonesas para tratar de averiguar como se comporta el precio. En el tercer capítulo estudiaremos el ajuste funcional a nuestros datos. Se intentará hallar la función que mejor se adapte a la gráfica de precios para tratar de predecir su comportamiento. En el cuarto capítulo la herramienta utilizada será *machine learning* para crear el modelo que mejor se adapte al precio. En el quinto capítulo también se utilizará *machine learning* para realizar un modelo predictivo del *pump*. Además, a través de *Python*, se creará un robot que opere autónoma y automáticamente, comprando y vendiendo el activo en función de la media móvil y la detección de *pumps*.

CAPÍTULO II: ANÁLISIS TÉCNICO

En este capítulo se va a realizar un análisis técnico de la evolución de la cotización de la criptomoneda BRD con respecto a BTC. Los datos se han extraído de la plataforma de trading *Binance* y van desde diciembre de 2017 a enero de 2022. Los gráficos que se han obtenido son diarios y son de elaboración propia a través de *Binance*. El análisis técnico contará constará de cinco partes: canales y líneas de tendencia; patrones de precios; velas japonesas; medias móviles y bandas de Bollinger y finalmente el Indicador de Ichimoku.

El análisis técnico es una herramienta financiera descriptiva, basada en la búsqueda de patrones matemáticos para estudiar la variación de un precio, utilizando diversas herramientas como canales, líneas de tendencia, patrones de velas, medias móviles e indicadores. Dichos indicadores nos ayudarán a conocer cómo evoluciona el precio del activo, para poder averiguar los cambios de tendencia y saber cuando los precios subirán o bajarán, para en definitiva comprar y vender en el momento preciso para obtener el máximo rendimiento. (ver 4)

2.1 Canales y líneas de tendencia

Los canales de tendencia consisten en un par de rectas paralelas que se elaboran con al menos tres soportes y resistencias de un precio. Son importantes porque suponen marcas naturales donde fluctúan los precios. Cuando se producen rupturas al alza o a la baja, se producen movimientos importantes. (ver 4).

Gráfica 3: Cotización BRD y canal de tendencia



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

Este es el gráfico de cotización de BRD/BTC durante el periodo que abarca desde diciembre de 2017 hasta enero de 2022. Se observan tres canales principales, el primero y el último con tendencias bajistas y el del medio con tendencia lateral-alcista.

- Primera tendencia principal

Gráfica 4: Cotización BRD y canal de tendencia



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la cotización de precios de enero de 2018 hasta septiembre de 2018. Los precios siguen una tendencia bajista que se encuentra dentro del canal.

La siguiente gráfica, muestra como se rompe el canal en agosto de 2018 y la tendencia comienza a ser alcista durante casi un año.

- Segunda tendencia principal

Gráfica 5: Cotización BRD y canal de tendencia



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la cotización desde septiembre de 2018 hasta julio de 2019. Los precios muestran una tendencia alcista prácticamente lateral. Hay que resaltar la cantidad de máximos que se salen del canal. Estos máximos superan en casi un 100% los precios de cierre de la semana. Estos máximos se deben a los denominados *pumps*.

El canal de la gráfica se rompe en junio de 2019, cuando los mínimos se salen de éste indicando el cambio de tendencia.

- Tercera tendencia principal

Gráfica 6: Cotización BRD y canal de tendencia



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la cotización del par BRD/BTC desde julio de 2019 hasta noviembre de 2021. El canal dura más de dos años y retrata una tendencia bajista. A pesar de que los precios tienen un comportamiento normal, existen varios “pump” que escapan de toda comprensión y se salen del canal.

Estos serían los tres canales principales en los que podríamos dividir la fluctuación de precios del par BRD/BTC en el periodo de diciembre de 2017 hasta finales de 2021.

2.2 Patrones de precios

El análisis técnico obedece a ciertos cambios de precios que siguen una serie de patrones. Entre los más conocidos encontramos el patrón hombro-cabeza-hombro, los triángulos o las cuñas acumulativas.

Se van a describir una serie de patrones de precios que se encuentran dentro de las tres tendencias principales.

- Primera tendencia principal

Dentro de dicha tendencia son observables varias tendencias intermedias, como la que tiene lugar entre marzo de 2018 y mayo de 2018. La tendencia es lateral-alcista e intermedia.

Gráfica 7: Cotización BRD y líneas de tendencia



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica nos enseña una tendencia intermedia alcista dentro de la tendencia principal bajista. Dicho cambio de tendencia tiene forma de triángulo. Se puede ver como de tras varios días encadenando velas rojas, a mediados de abril, las velas verdes empiezan a predominar para cambiar a tendencia alcista. (ver 4).

Gráfica 8: Cotización de BRD y patrón de precios



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

Además del triángulo trazado, el patrón es un hombro-cabeza-hombro. Esta gráfica está unida a la gráfica 7 que muestra los cambios de tendencia con líneas. La línea horizontal de arriba muestra la base del cuello, la línea trazada en forma diagonal muestra el corte de los hombros. Los precios siguen el patrón para cambiar de tendencia bajista a alcista. En torno al 16 de abril, la tendencia alcista se convierte en una tendencia mucho más vertical, acelerando la subida de precios. (ver 4).

El cambio que se da en marzo de 2018 se consolida durante casi dos meses hasta finales de mayo. A pesar de no rebasar el canal de tendencia por arriba, se considera una verdadera tendencia intermedia provocado por un patrón de precios.

- Segunda tendencia principal

Gráfica 9: Cotización de BRD y línea de tendencia



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

En esta gráfica podemos ver la cotización del par BRD/BTC en el periodo que va desde septiembre de 2018 hasta julio de 2019. La recta muestra una tendencia alcista con pendiente muy leve, es decir, es un movimiento prácticamente lateral. De nuevo, podemos confirmar la validez de la tendencia al cruzar por tres puntos de apoyo.

Lo más remarcable de esta gráfica, son la cantidad de máximos diarios que se dan y que superan en un 100% los precios de cierre del día. Estas subidas son momentáneas y como se puede observar no son sostenibles ni a lo largo de un día ya que los precios de cierre son muy inferiores a los máximos diarios. Son indicadores de que ha sucedido un *pump*.

El patrón más destacable en esta parte es el siguiente:

Gráfica 10: Cotización de BRD y líneas de tendencia



Tendencia bajista

Fuente: Elaboración propia a través de Binance

En esta gráfica observamos la tendencia bajista intermedia que sucede durante esas tres/cuatro semanas. Esta tendencia es válida al pasar por tres puntos de máximos que son cada vez más bajos. En la gráfica vemos como se pasa de una tendencia alcista a una bajista. El patrón de precios identificado en la gráfica es el triángulo. Se observa, como el triángulo, tras unos días en los que hay “pump” explota hacia abajo y los máximos comienzan a ser muy inferiores. (ver 4).

La segunda tendencia principal se rompe en junio de 2019 tras un periodo en el que los máximos son cada vez más bajos, convirtiéndose las resistencias en nuevos niveles de apoyo en las posteriores correcciones del precio. La tendencia se quiebra para convertirse en una tendencia bajista.

- Tercera tendencia principal

Una tendencia intermedia que merece la pena destacar es la que tiene lugar entre julio de 2019 y diciembre de 2019.

Gráfica 11: Cotización de BRD y líneas de tendencia



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la cotización de BRD desde mayo 2019 hasta marzo de 2020. Lo que nos interesa es el patrón de doble suelo que tiene lugar en los meses de agosto a septiembre de 2019. Este patrón se denomina de doble suelo y tiene la forma de “W”. Es muy común para pasar de tendencia bajistas a alcistas. Se identifica por que el segundo mínimo, no supera al primero en la corrección del precio. De ahí la forma de “W”.

Durante este periodo no se dan más tendencias intermedias reseñables, que sigan patrones de cambio de precios que sean mencionables. Ni siquiera durante la crisis del COVID 19 en a comienzos de 2020 se dan cambios bruscos que respondan a la crisis sanitaria. Probablemente se debe a que es una criptomoneda que no obedece a las normas de un mercado y que no tiene tanto volumen de transacción.

Para finalizar este apartado, conviene estudiar que pasa en ambos lados del histórico de precios del par BRD/BTC.

- Extremos del gráfico

Gráfica 12: Cotización de BRD y línea de tendencia



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la cotización de BRD a finales de 2017, en su lanzamiento en Binance. Sigue una tendencia alcista que no dura más que un mes. Esta tendencia tiene una pendiente bastante pronunciada, que probablemente se debe al furor del nuevo activo en Binance. Esta tendencia no es sostenible y una vez llega al pico cambia para convertirse en una tendencia bajista.

Merece la pena mencionar como se da ese cambio de tendencia alcista a bajista ya que sigue un patrón de hombro-cabeza-hombro bastante reconocible.

Gráfica 13: Cotización de BRD y patrón de precios



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica 13 muestra, el cambio de tendencia que se da entre finales de 2017 y principios de 2018. Nada más comenzar, el patrón hombro-cabeza-hombro muestra el cambio de tendencia, para convertirse en la primera tendencia principal descrita. Además de eso, el patrón es seguido de una fuerte caída.

En cuanto a la fluctuación del precio a finales de 2021 y principios de 2022, encontramos la ruptura de la tercera tendencia principal descrita hacia noviembre de 2021.

Gráfica 14: Cotización de BRD y líneas de tendencia



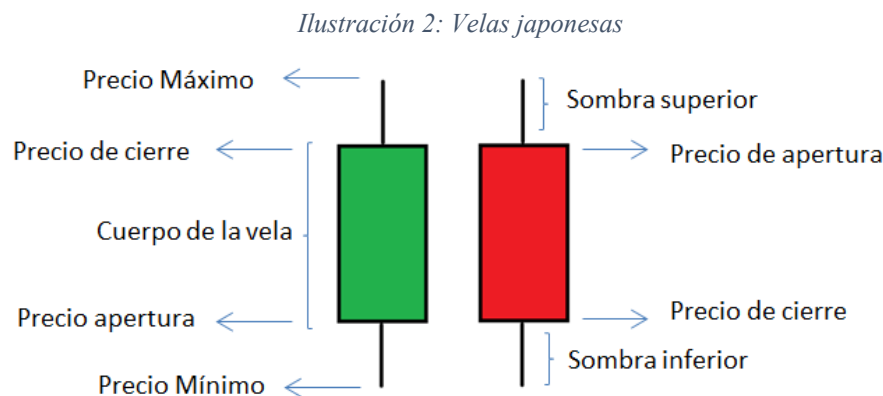
Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica 15 muestra la ruptura de la tercera tendencia principal. Como se puede observar el precio cambio en un solo día y se incrementa alrededor de un 700% en un día. Este incremento se aguanta hasta el cierre de ese día. El patrón seguido es el de una cuña acumulativa que después cae. (ver 4).

Las tendencias principales descritas sufren cambios y que son seguidos por los patrones descritos en esta sección. Estos patrones son teóricos y en muchas situaciones se acogen muy bien a la realidad.

2.3 Velas japonesas

Dentro del análisis técnico tenemos muchas maneras de mostrar las gráficas de precios; velas japonesas, barras, líneas... Sin embargo, las velas japonesas son las que nos dan una información más precisa. Además de esto, son muy necesarias para evaluar los *pumps*. Esto se debe a que nos indican, no solo el precio de apertura y cierre, sino también los máximos y mínimos diarios. Si en la cotización de BRD hay un máximo diario que no corresponde con los cierres y aperturas comunes de la tendencia probablemente se deba a un *pump*. (ver 4 y 5).



Fuente: Google Imágenes

Esta imagen, explica a la perfección los diferentes indicadores de la vela japonesa. Podemos observar la utilidad de la diferencia de color entre el verde y el rojo. La vela

verde es una vela alcista, mientras que la vela roja es una vela bajista. Se diferencian en la posición de la apertura y el cierre dentro del cuerpo de la vela.

En este apartado vamos a comentar alguno de los aspectos que más pueden sorprender dentro de la fluctuación del precio. Como ya se ha mencionado, este mercado no sigue a una fluctuación semejante al de otros activos financieros y su comportamiento, por tanto, no obedece a los mismos estímulos que otros mercados. Además, el mercado nunca cierra, ya que está operativo las 24 horas del día. Por esto, no se da el fenómeno conocido como *gap* tan frecuente en otros mercados.

Por otro lado, lo que es reseñable es las grandes fluctuaciones que se dan en un día.

Gráfica 15: Cotización de BRD y patrón de velas



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la cotización de BRD desde diciembre de 2017 a febrero de 2018. Se aprecia como dentro de una tendencia alcista existen ciertas velas rojas de gran tamaño. En particular vemos que la vela roja redondeada de mayor tamaño tiene una fluctuación a lo largo de un día de aproximadamente un 70% y de casi un 100% de máximo a mínimo. Estas fluctuaciones no son comunes en el primer día de cotización de un activo en un mercado, ni tampoco en cualquier otro día. Por tanto, sorprende que haya una vela roja de esta amplitud en una tendencia alcista.

Gráfica 16: Cotización de BRD y patrón de velas

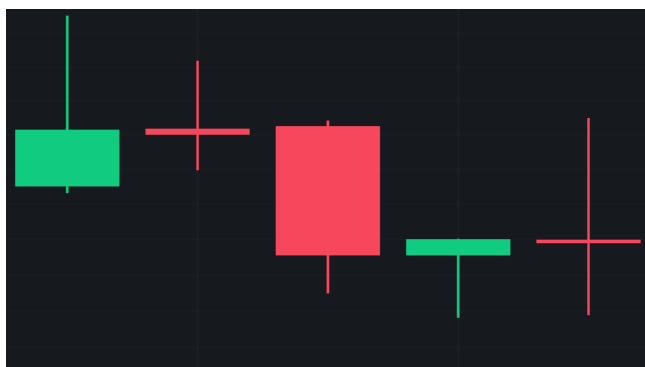


Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica 16 muestra de nuevo la cotización de BRD desde abril de 2018 hasta septiembre del mismo año. En esta gráfica observamos una tendencia alcista de gran pendiente que luego se torna en bajista. Las velas redondeadas corresponden con días de indecisión. Son las denominadas velas perinolas que muestran un cuerpo pequeño y una gran sombra superior. Sin embargo, en las perinolas más comunes el cuerpo suele aún menor. Pero, como podemos observar las velas durante este periodo de tiempo tuvieron un cuerpo más o menos grande.

Si aumentamos, el círculo podemos ver como según pasa a tendencia bajista encontramos otro tipo de velas más características de estas tendencias. A pesar de estar en una tendencia bajista, encontramos velas que no son (en teoría) propias de estas tendencias. Pero como ya se ha dicho, este mercado no sigue las normas comunes de otros mercados como el Dow Jones...

Gráfica 17: Patrón de velas

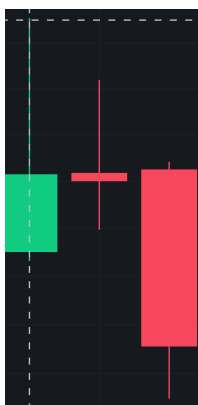


Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra el patrón de cambio denominado como estrella vespertina y el tipo de vela doji. Como siempre el análisis e identificación de estos patrones y velas características es subjetivo y no se acoge a la teoría a la perfección. El patrón que se ha nombrado hace referencia a los denominados patrones de inversión, es decir, cambia el tipo de tendencia. En este caso se ha elegido el patrón estrella vespertina ya que creemos que es un indicador de cambio de tendencia ascendente a descendente. Si observamos la gráfica 16, vemos que esto es verdad y en efecto se da este cambio de tendencia. (ver 4).

El patrón consiste en tres velas que siguen una secuencia; una vela verde, es decir, en la que el cierre es más alto que la apertura reforzando la tendencia al alza anterior, una vela roja que muestra que las operaciones han sido restringidas (cuerpo muy pequeño) que abre y cierra por encima del cuerpo de la vela verde anterior. Esta vela es la que se denomina la estrella. La tercera vela (roja) debe comenzar un poco por debajo de la estrella y cerrar por debajo de la mitad del cuerpo de la primera vela. (ver 4).

Gráfica 18: Patrón de velas

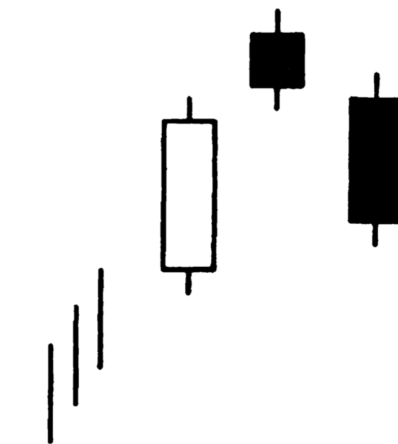


Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra el patrón descrito arriba. La teoría permite que estos patrones se muestren con ciertas modificaciones en la realidad.

Se va a adjuntar una imagen que muestra la posición ideal de un patrón de estrella vespertina para la mayor comprensión por parte del lector.

Ilustración 3: Patrón de velas

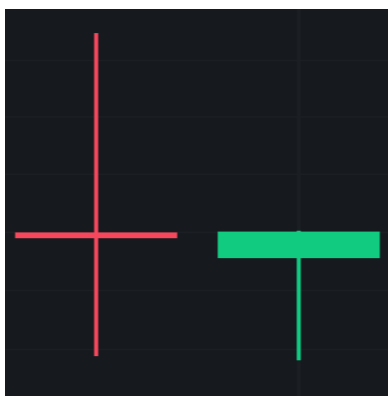


Fuente: John Murphy Análisis técnico

La ilustración 3 muestra como sería una estrella vespertina teórica. Las diferencias, probablemente se deben al hecho de que el mercado de las criptomonedas esté abierto las 24 horas del día y al particular comportamiento de estos activos.

Si seguimos ampliando la gráfica 16 encontraremos las velas doji mencionadas anteriormente.

Gráfica 19: Patrón de velas



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica 19 muestra dos tipos de velas doji la primera sería la vela *doji* corriente. Se puede observar que el precio de apertura y cierre es prácticamente el mismo pero que las sombras son bastante largas tanto por abajo como por arriba. Este tipo de vela en particular se llama una vela doji pernilarga. La teoría nos dice que estas velas son síntomas de indecisión por parte del mercado. Es posible que, tras el patrón de estrella vespertina anterior, el mercado estuviera asimilando el cambio a tendencia bajista y por ello hubo unos movimientos de sombra tan largos y el cuerpo se mantuvo igual. (ver 4).

La siguiente vela de la gráfica 19 muestra una vela doji libélula. Esta vela, según la teoría, se considera como una señal bastante alcista, lo que resulta poco común en una tendencia bajista. El mercado no quiere asimilar esta tendencia. Aún así, vemos que esto es irremediable y si volvemos a la gráfica 16 vemos como la tendencia bajista se confirma y continua su trayectoria normal. (ver 4).

Para terminar este apartado, creemos que es aconsejable, mencionar los diferentes *pump* que tienen lugar a lo largo de la cotización del par BRD/BTC. Aunque estos no sigan un patrón de velas muy característico llaman mucho la atención.

Gráfica 20: Cotización de BRD



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la cotización de BRD en nuestra segunda tendencia principal, que va desde septiembre de 2018 hasta julio de 2019. Como se ha mencionado, lo que más resalta son los grandes máximos que se dan en un día para luego volver a bajar.

Gráfica 21: Patrón de velas

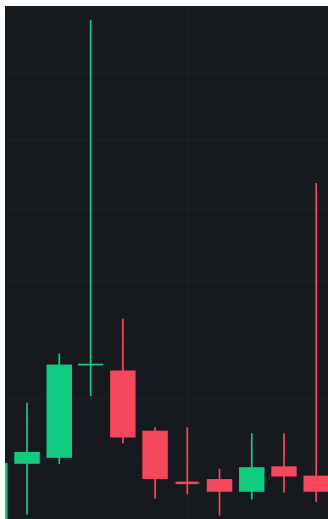


Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica consiste en una ampliación de los máximos que se dan en la gráfica 20. Ésta muestra una secuencia de velas doji pernilargas. Llama la atención que siguiendo esa

tendencia alcista de incertidumbre haya una vela en la cual el máximo sobresalga tanto por encima del resto. (ver 4).

Gráfica 22: Patrón de velas



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra de nuevo un ejemplo de estas velas doji pernilargas, pero con unas sombras muchos más largas de las que se dan en cualquier otro mercado. De nuevo es un ejemplo de *pump*.

Gráfica 23: Cotización de BRD y volumen



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la misma cotización que la gráfica 20 pero incluyendo el volumen de compra. Vemos como el volumen crece considerablemente los días en los que las velas

tienen una sombra tan larga. Es esta la explicación que damos a que haya unas velas tan extrañas en una gráfica que parece que siguen una tendencia alcista moderada.

2.4 Medias Móviles y Bandas de Bollinger

Las medias móviles consisten en un calculo matemático constante en el que se hace una media n periodos anteriores al periodo en el que nos encontramos y se van agregando los nuevos periodos. De esta manera se obtiene una curva que suaviza el precio y nos indica las tendencias. La importancia de esta herramienta radica en que los precios tienden a corregirse hacia la media, además los cruces de medias se pueden interpretar como señales de compra y venta. (ver 4).

Es decir, si queremos saber la media móvil de 10 periodos del par BRD/BTC, habrá que coger los precios de cierre de los 10 periodos anteriores, sumarlos y dividirlos entre 10. El día siguiente habrá que hacer lo mismo con los 10 periodos anteriores y así sucesivamente. La media móvil siempre será diferente de un día para otro, ya que se elimina un dato; el primer dato de la secuencia y se coge el último.

Es evidente que las medias móviles van siempre por detrás del mercado, por su naturaleza, pero el éxito que tienen es enorme. Existen varios tipos de medias móviles en función del periodo que se quiera tratar, existen de mayores o de menores periodos. Las medias móviles de menores periodos sirven para captar antes los cambios de tendencia, pero pueden dar más señales falsas de cambio, es decir, no eliminan el “ruido” del mercado. Por otro lado, las medias móviles de periodos más largos no captan tan rápido los cambios de mercado, pero si eliminan mucho más el ruido y no crean señales falsas. Las medias móviles más comunes son las de 10 (corta) y 50 (larga) periodos. (ver 4).

Para el análisis se utilizará una media de 20 periodos, otra de 50 y el método de doble cruce.

- Media móvil 20 periodos

Gráfica 24: Cotización de BRD y media móvil



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la cotización de BRD entre julio y diciembre de 2019. Se aprecia como la media capta el doble suelo que sucede entre agosto y septiembre de 2019 y emite una señal de compra para el chartista.

Gráfica 25: Cotización de BRD y media móvil



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

Esta gráfica, muestra la cotización de BRD/BTC durante el periodo comprendido entre marzo de 2020 hasta enero de 2022. La media móvil sigue los precios con bastante

precisión y no emite demasiadas señales falsas. Hacia la derecha existe un pequeño retraso en la notificación de tendencia.

Gráfica 26: Cotización de BRD y media móvil



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra el lado derecho de la gráfica 25 ampliado (principios de 2022). Como podemos ver, tras un largo periodo con una tendencia lateral con poco movimiento en el precio, los precios suben un 700% en un día. Cuando la media capta la subida, los precios ya están bajando. Esto se debe a la velocidad de la subida.

- Media móvil 50 periodos

Si cogemos una media móvil más larga, veremos como los precios están mas suavizados aún, pero que captará las señales más tarde. En la siguiente gráfica se ha cogido una media de 50 periodos.

Gráfica 27: Cotización de BRD y medias móviles



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la cotización de BRD/BTC desde su lanzamiento en Binance. No da señales falsas, pero capta con más retraso las subidas o bajadas de precio.

Gráfica 28: Cotización de BRD y media móvil



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

Si comparamos la gráfica con la gráfica 26 vemos que la media móvil de 50 periodos capta mucho más tarde el cambio de tendencia de alcista a bajista. En este caso, como la subida se realiza en el periodo de un día, la media tarda en reaccionar a ese cambio y tarda

más aún en captar que el precio comienza a bajar unos días después de esta subida. Es por ello por lo que estas falsas señales pueden confundir al chartista y hacerla adoptar una posición larga cuando lo oportuno es vender y viceversa.

Otro ejemplo a comentar es el doble mínimo que se da en torno a la mitad de la gráfica 27.

Gráfica 29: Cotización de BRD y media móvil



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

A diferencia de la gráfica 24, la gráfica 29 muestra una mayor suavidad en el patrón de doble suelo que hemos descrito a lo largo del trabajo. Si adoptamos esta media de 50 periodos, no se remarca el doble suelo y por tanto la señal de cambio de tendencia puede no ser captada por los analistas. Por ello es importante analizar la gráfica de precios con diferentes medias, de corta y de larga duración, para poder captar todos los patrones de cambio. Por todo lo demás, parece que la media móvil se acoge con bastante precisión al precio. (ver 4).

- Método de doble cruce

El método de doble cruce consiste en combinar dos medias móviles en una misma gráfica, una de corta y otra de larga duración. Las posibles son muchas, pero lo más común las combinaciones de media de 5 y 20 días o de 10 y 50 días. Si la media de corta duración, cruza por encima de la de larga duración, es una señal de compra, mientras que si la media corta cruza por debajo de la larga, será una clara señal de venta. (ver 4).

Se utilizará una combinación de medias de 10 y 50 periodos.

Gráfica 30: Cotización de BRD y medias móviles



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la cotización de BRD entre septiembre de 2020 y julio de 2021. La línea azul muestra la media larga y la línea blanca muestra la media corta. Esta gráfica es un claro ejemplo de la utilidad de este método de doble cruce. La media corta permanece por debajo de la larga durante todo el transcurso de la tendencia bajista, confirmando que hay que adoptar una posición corta. No será hasta la mitad de la gráfica cuando haya un cambio de tendencia reflejado en los precios y la línea blanca cruzará por encima de la azul. Este cruce de la media corta por encima de la larga será una clara señal de compra. A posteriori, vemos que la tendencia alcista continúa y es una buena señal. Más hacia la derecha de la gráfica, el segundo recuadro muestra el cruce de la media corta por debajo de la larga dando una señal de venta. También es una buena señal, ya que la tendencia bajista se consolida. Por tanto, si has comprado en el primer cruce y has vendido en el segundo cruce se habrá obtenido un beneficio.

Gráfica 31: Cotización de BRD y medias móviles



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la cotización de BRD en el momento en el que se da el doble suelo entre agosto y septiembre de 2019. Al ser muy rápido el patrón de la “W” la media corta cruza por encima de la larga durante un breve periodo de tiempo dando una breve señal “falsa”. Aún así cuando la tendencia alcista comienza, al pasar la “W” la media corta cruza la larga dando una señal de compra.

Gráfica 32: Cotización de BRD y medias móviles



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la segunda tendencia principal que se da entre agosto de 2018 hasta julio de 2019. Vemos que las medias se entrecruzan bastante entre ellas, generando

señales de compra y de venta constantemente. Esto es frecuente en activos volátiles. Aún así, la tendencia alcista, prevalece y la media blanca está mas tiempo por encima que la azul en un mayor número de ocasiones.

- **Bandas de Bollinger**

La última herramienta de análisis técnico que se va a utilizar será las Bandas de Bollinger. Esta herramienta nos muestra la volatilidad de los precios de BRD/BTC. Se colocan dos bandas alrededor de la media móvil que en este caso es de 20 periodos. Las bandas se sitúan a una distancia de dos desviaciones típicas por arriba y a dos desviaciones típicas por abajo. La distancia de dos desviaciones típicas es muy común en estadística. Se da para que el 95% de los precios de cotización se hallen dentro de las bandas dando señales de compra y de venta. Sin embargo, lo que de más nos muestran las bandas es la volatilidad del activo. Cuanto más ancha es la banda, más volatilidad tendrá el activo. (ver 4).

Gráfica 33: Cotización de BRD y bandas de Bollinger



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la cotización de BRD entre marzo de 2018 y noviembre de 2019. Vemos como hay periodos de alta volatilidad en los que las bandas son más anchas, combinados con periodos de baja volatilidad en los que se estrechan. Lo que más llama la atención son los máximos que salen por encima de las bandas. Según la teoría esto son

señales de continuidad en la tendencia y no de inversión. (ver 4). Aún así vemos que no son patrones de ningún tipo de continuidad, ya que se dan también en plenos cambios de tendencia. No son otra cosa que los *pump*, que sobrepasan por mucho los extremos de la banda, rompiendo con cualquier pronóstico. Además de esto, sorprende como se pasa de periodos de alta volatilidad, en la tendencia bajista de la izquierda, a periodos de baja volatilidad, cuando se consolida la tendencia alcista lateral.

Para terminar, merece la pena destacar una gráfica que muestra la inmensa amplitud de una banda debido a la volatilidad.

Gráfica 34: Cotización de BRD y bandas de Bollinger



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica nos muestra la cotización a principios de 2022. El cambio de precio que se da a lo largo de un día de casi un 700% hace que la banda se ensanche en el mismo porcentaje, mostrando la gran volatilidad del activo. Sin embargo, no se trata de un *pump*, ya que el precio sube y se mantiene alto hasta el cierre y durante los días siguientes. Según continúa la tendencia las bandas se van estrechando ya que la volatilidad disminuye.

2.5 Indicador Ichimoku

El indicador se creó para detectar rápidamente tanto el sentido de la tendencia como las zonas de soporte y resistencia. Se asemeja a las medias móviles, pero en vez de usar el precio de cierre utiliza el precio medio. Utiliza el precio medio entre máximos y mínimos,

lo cual coincide con un retorno de Fibonacci del 50%. Consta de cinco elementos: (ver 7).

- Tenkam (Azul): o línea de retorno: Línea que una el precio medio de los últimos 9 periodos
- Kiyun (Naranja): Igual que el anterior, pero tomando 26 periodos.
- Senkou Span A: Punto medio entre las dos variables anteriores. Se asemeja una media ponderada de ambos, pero desplazado 26 periodos hacia delante.
- Senkou Span B: Precio medio de los últimos dos 52 periodos, desplazado 26 periodos a la derecha.
- Chikou (Amarillo): Gráfico de precios atrasado 26 periodos.

Los dos primeros elementos funcionan como soportes y resistencias de menor entidad, mientras que los dos senkou formarán una nube que creará unos apoyos y resistencias que serán difíciles de atravesar por el precio. Además, siempre que los precios se encuentren por encima de la nube y del chikou, será señal de una tendencia alcista.

Gráfica 35: Cotización de BRD e indicador Ichimoku

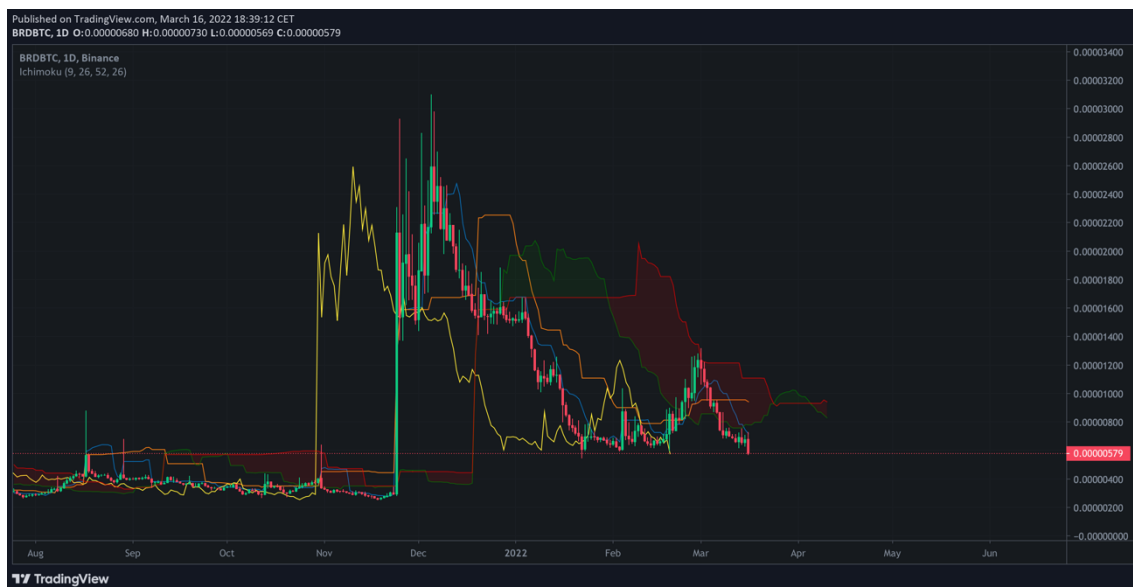


Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la cotización de BRD desde enero hasta junio de 2018. Como se puede apreciar, durante la tendencia bajista que dura hasta marzo, los precios se encuentran por debajo de la nube. El *Chikou* hace lo mismo, hasta que la tendencia comienza a

suavizarse. Por otro lado, vemos como tanto el *Tenkam* como el *Kiyun* sirven de soportes y resistencias que siguen al precio con gran exactitud. No será hasta mayo que la nube de una señal de que la tendencia está cambiando al situarse por debajo del precio. Esto también se intuye debido al estrechamiento de la nube.

Gráfica 36: Cotización de BRD e indicador Ichimoku



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la cotización de BRD a principios de 2022. Vemos como el indicador no capta el cambio de tendencia que hay. Antes de la vertiginosa subida, la nube se había por encima del precio, demostrando que no hay que comprar el activo. Cuando se produce la gran subida, la nube se estrecha al no captar bien la tendencia. No será hasta que los precios caen cuando la se ensancha y se sitúa por encima de los precios indicando que se consolida de nuevo la tendencia bajista. Lo mismo sucede con las líneas azul y amarilla, que no captan la subida y sus resistencias y soportes se ven superados.

Por último, hay que mencionar que el indicador Ichimoku es mucho más útil en mercados que siguen tendencias más claras y no tienen tanta volatilidad como las criptomonedas. (ver 7).

2.6 Conclusiones

El análisis técnico nos ha servido para identificar las tendencias principales y los patrones de cambio de precio. Aún así resulta mucho más complejo realizar un estudio de estas características en un activo con tanta volatilidad como lo es el BRD. Desde su lanzamiento en *Binance* BRD ha tenido una tendencia general bajista y su precio ha caído considerablemente como consecuencia de estas tendencias. A pesar de haber adoptado una tendencia principal bajista, se han podido identificar tres canales de tendencia principal:

- El primero iría desde diciembre de 2017 hasta finales de julio del 2018 y tendría forma de tendencia bajista
- El segundo iría desde principios de agosto de 2018 hasta junio de 2019 y sería una tendencia lateral alcista.
- El tercero iría desde junio de 2019 hasta noviembre de 2021 y sería bajista.

A pesar de la existencia de estos canales, los *pump* los rompen regularmente. Los demás capítulos del trabajo se basarán en estos tres canales.

En cuanto a las velas, se han identificado varios patrones como la estrella vespertina que nos ayudan a analizar estas tendencias. Por su parte vemos que los *pump* han estado presentes a lo largo de toda la cotización de BRD. Estas han adoptado diferentes tipos de vela ya que no responden a ningún estímulo en concreto. Predominan las velas doji y las velas martillo para estas subidas.

En cuanto a las medias su estudio ha sido bastante relevante, ya que será utilizadas luego para realizar el robot. Se ha apreciado que se ajustaban con afinidad al precio. No solían dar señales falsas y recogían bastante fielmente los cambios de tendencia. El único matiz a destacar es que los *pump* las sobrepasaban con creces y no se ajustaban a ellas. Es por ello por lo que habrá que encontrar otro método para que el robot sepa captar estas subidas. EN cuanto a las bandas de Bollinger, tan solo mencionar, que los *pump* se ajustaban más a éstas que a las medias. Esto nos puede ser útil a la hora de desarrollar el robot.

Por último, el indicador Ichimoku ha sido interesante para analizar el precio con una herramienta diferente de las usadas habitualmente. Nos ha proporcionado información interesante sobre las tendencias y los precios.

CAPÍTULO III: AJUSTE FUNCIONAL

El ajuste funcional consiste en realizar una optimización de la gráfica de precios. Consiste en optimizar el error cuadrático, se trata de encontrar la función de entre una familia que mejor se ajuste a tus datos. Habrá que decidir que función o recta se acoge más a la fluctuación de precios del activo BRD. La función que mejor se ajuste a estos datos será la que menor error cuadrático tenga. El ajuste de una función a los datos se puede apreciar a simple vista, si bien es cierto que nosotros utilizaremos el coeficiente “ R^2 ”. Dicho coeficiente puede ir desde el 0 al 1. De esta manera, la función que tenga el coeficiente que más se aproxime a 1 será la “mejor” al ser la que más se ajuste a los datos. Este coeficiente se calcula de la siguiente manera: Será igual a 1 - (la relación entre la suma de los cuadrados residuales (variación no explicada por el modelo) y la suma total de los cuadrados (variación total en el modelo)).

Ilustración 4: Ecuación residuos

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}}$$

Fuente: Google Imágenes

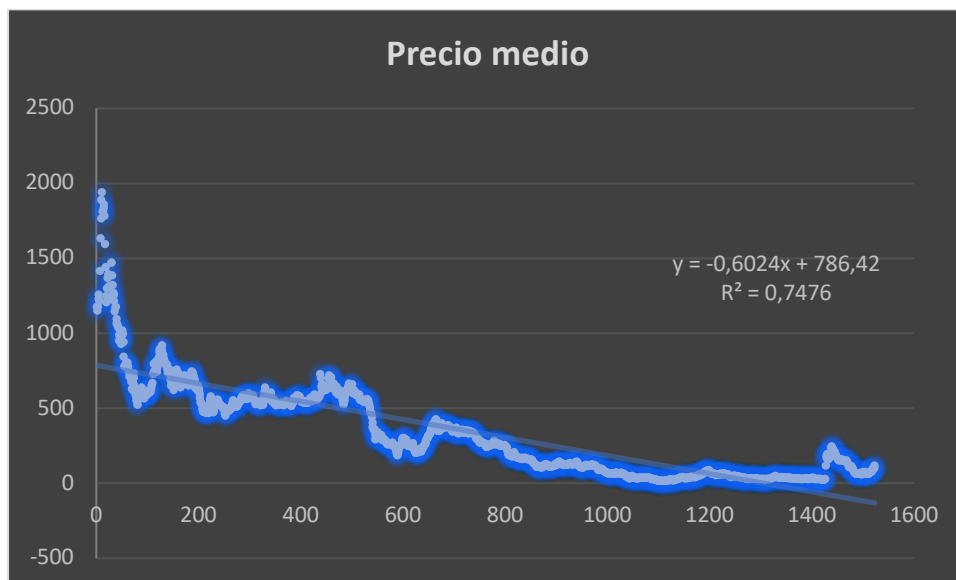
Esta ilustración muestra el cálculo. El nominador es la varianza residual y el denominador muestra la varianza total.

Para realizar este capítulo se va a dividir los datos recogidos de la fluctuación del precio desde diciembre de 2017 hasta febrero de 2022 en tres diferentes partes. Cada parte coincidirá con las tendencias principales del capítulo anterior. Por tanto, las partes serán:

- Primera parte: Desde el 29/12/2017 hasta el 31/07/2018
- Segunda parte: Desde el 01/08/2018 hasta el 13/06/2019
- Tercera parte: Desde el 14/06/2019 hasta el 23/11/2021

La división se da para intentar ajustar cada una de las partes tratadas en el capítulo anterior con la mayor bondad posible. De esta manera, intentaremos obtener un R^2 cada vez más cercano a 1.

Gráfica 37: Regresión BRD/BTC



Fuente: Elaboración propia a través de Excel

Esta gráfica muestra la regresión de los 5 años de cotización de BRD/BTC. Podemos diferenciar las tres partes que coinciden con los canales de tendencia. Dicho gráfico tiene un R^2 de 0,7476 que se va a intentar mejorar.

En cada una de las partes se hará un ajuste funcional matricial, otro con Excel (rectas de regresión) y otro con Matlab.

Antes de comenzar se ha de mencionar que los datos obtenidos provienen de Binance y muestran la cotización de BRD/BTC todos estos datos deben multiplicarse por 10^{-4} .

3.1 Primera parte

La primera parte de nuestro estudio muestra la cotización de BRD desde su salida a mercado en Binance. La elección de las partes se ha realizado en función de los tres canales de tendencia principal descritos en el capítulo anterior. Por ello esta etapa

coincide con el primer canal de tendencia principal. Este canal tenía una duración de unos siete meses y tenía forma de tendencia bajista. Se han cogido todos los 215 datos del periodo y la medida de tiempo utilizada va a ser diaria. Los datos recogidos son el precio medio de cada día.

3.1.1 Cálculo matricial

Para realizar el cálculo matricial se utiliza la siguiente fórmula: $Y = A + BX$, siendo X =tiempo e Y =precio, y se ha usado la expresión N , para expresar el número de muestra que es 215.

La formula de arriba es igual a $\sum Y_i = A + B \sum X_i$

Y de forma matricial, se resuelve con la siguiente ecuación.

$$\begin{bmatrix} N & \sum X_i \\ \sum X_i & \sum X_i^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum Y_i \\ \sum XY \end{bmatrix}$$

Para hallar los coeficientes A y B de la ecuación de la recta de regresión ha de hacerse la inversa de la primera matriz y multiplicarla por la tercera matriz. De esta manera obtendremos los coeficientes A y B . El coeficiente A nos indicará el punto en donde la recta corta con el eje, mientras que el coeficiente B nos indicará la pendiente de la curva. (ver anexo 2).

$M =$	215	23220	$\sum Y_i$	179830,5
	23220	3335940	$\sum XY$	16455736
$M' =$	0,01873506	-0,0001304	$A =$	1223,20093
	-0,0001304	1,2075E-06	$B =$	-3,5812963

La matriz M muestra los siguientes datos: “215” que sería N número de datos; “23220” que sería el sumatorio de tiempos; “3335940” que sería el sumatorio de tiempos al cuadrado.

Por otro lado, “ $\sum Y_i$ ” sería el sumatorio de precios y “ $\sum XY$ ” sería el sumatorio de precios multiplicado por el sumatorio de tiempos.

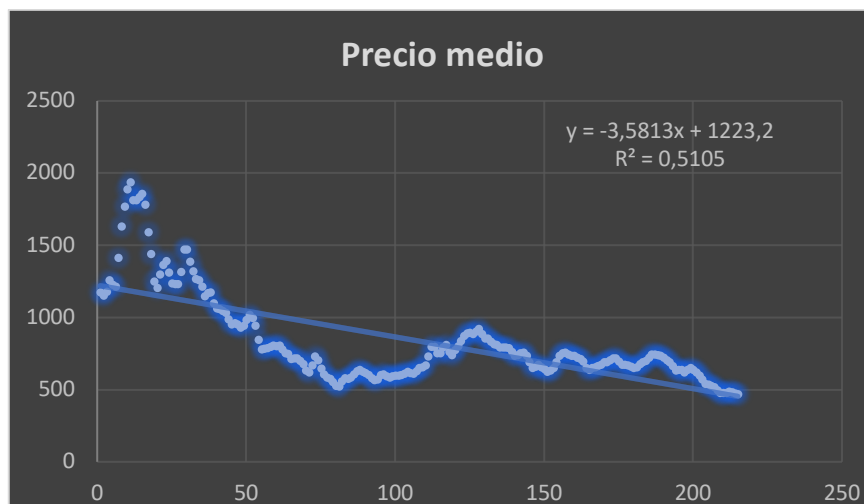
Una vez aclarada la formula, los coeficientes obtenidos son **A=1223,20093** y **B=-3,5812963**

Por tanto, la ecuación obtenida es **$Y=1223,20092+(-3,5812963X)$**

3.1.2 Cálculo con Excel

Para el cálculo se han cogido los datos de esta primera parte y se ha creado un gráfico. Además de esto, Excel te da la opción de insertar una línea de regresión con su ecuación. También te muestra el R^2 que es la bondad del ajuste de la recta hacia los datos recogidos. (ver anexo 1).

Gráfica 38: Regresión primera parte



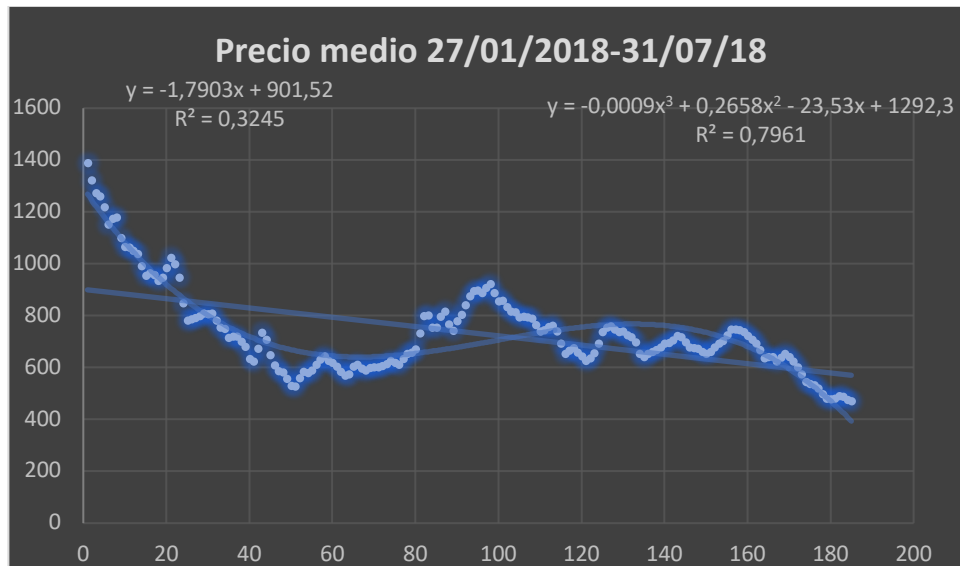
Fuente: Elaboración propia a través de Excel

La gráfica nos muestra cotización del par BRD/BTC los primeros 215 días de cotización en Binance. En la gráfica se puede apreciar la ecuación de la recta, que coincide con la calculada de forma matricial. A simple vista podemos ver que la recta no se acoge muy fielmente a los datos de la gráfica, al haber muchos puntos que se alejan de ella. El R^2 confirma esto al tomar un valor de **0,5105**. Este valor está muy lejos de 1 y de lo que queremos conseguir.

Como se menciona en el capítulo anterior, las primeras semanas de cotización de BRD no corresponden con ninguna tendencia. Se puede observar que se escapan de la recta de regresión y es posible que sean los datos que hacen que el R^2 sea tan bajo. Por ello, van

a eliminarse esos datos y se va a realizar una nueva gráfica para comprobar sus efectos sobre la ecuación y el R^2 .

Gráfica 39: Regresión 27/01/18-31/07/18



Fuente: Elaboración propia a través de Excel

La gráfica obtenida muestra que la línea de regresión tiene una ecuación de $y = -1,7903x + 901,52$ y un $R^2=0,3245$. La recta muestra una ecuación de pendiente negativa, pero menos pronunciada que la anterior, lo cual parece coincidir con los datos. Aún así el R^2 ha bajado considerablemente y se ha alejado de 1. La segunda función trazada en el gráfico coincide con una polinómica de grado 3 con ecuación $y = -0,0009x^3 + 0,2658x^2 - 23,53x + 1292,3$ y un $R^2=0,7961$. Como podemos ver este ajuste mucho mejor que el anterior y el R^2 se va acercando a 1. Se intuye que, si el grado del polinomio hubiera sido 4 o 5, el R^2 subiría. Esto se comprobará con Matlab.

La herramienta de análisis de datos Excel te permite realizar ciertas pruebas estadísticas.

Tabla 1: Estadísticos de regresión

Estadísticas de la regresión	
Coefficiente de correlación múltiple	0,714475278
Coefficiente de determinación R^2	0,510474923
R^2 ajustado	0,508176683
Error típico	218,6820278
Observaciones	215

Fuente: Elaboración propia a través de Excel

Entre ellas, la que más se ajusta a nuestro trabajo es la que te muestra los estadísticos de la regresión. Como se puede observar el R^2 es igual al obtenido de forma matricial y al obtenido con la gráfica de Excel. (ver anexo 3)

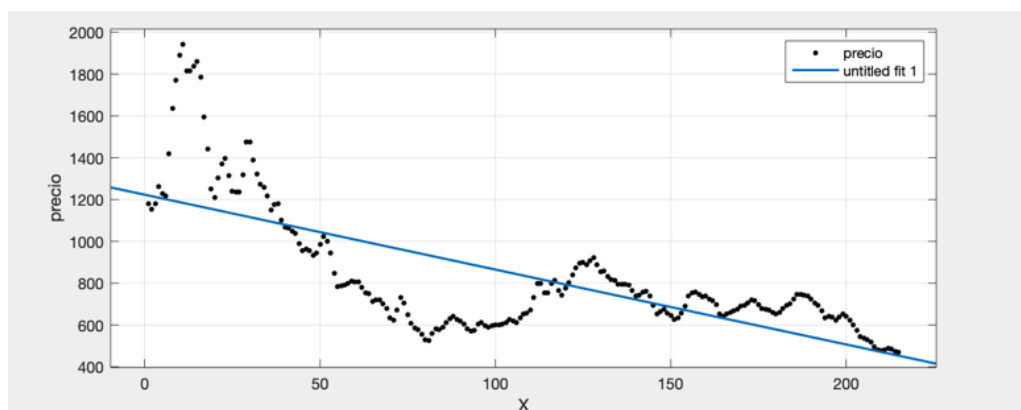
3.1.3 Cálculo con Matlab

En este apartado se va a usar la herramienta Matlab para ajustar los datos obtenidos a diferentes funciones para averiguar cual es la que tiene más bondad y mejor se ajusta al precio. Para realizar esto hay que introducir los datos del histórico de precios en Matlab a partir de ahí, habrá que formatear algunos datos para que aparezcan de manera adecuada en el programa. Para realizar este apartado se va a utilizar la herramienta Curve Fitting de Matlab. (ver anexo 8).

Se van a realizar aproximaciones con diferentes tipos de funciones para averiguar la óptima:

- Función polinómica de grado 1

Gráfica 40: Curve Fitting-Matlab

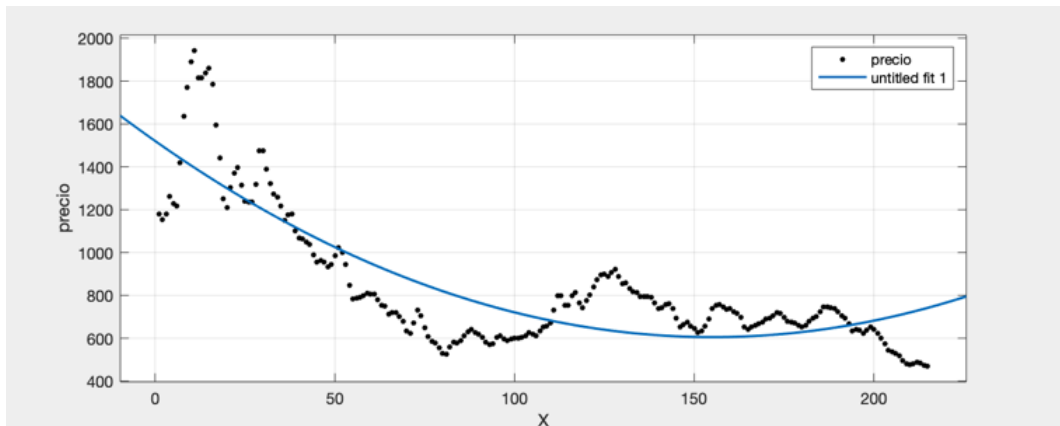


Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica nos muestra la misma función polinómica que hemos obtenida con Excel. Los coeficientes y el R^2 coinciden, pero como hemos comentado no es un buen ajuste.

- Función polinómica de grado 2

Gráfica 41: Curve Fitting-Matlab

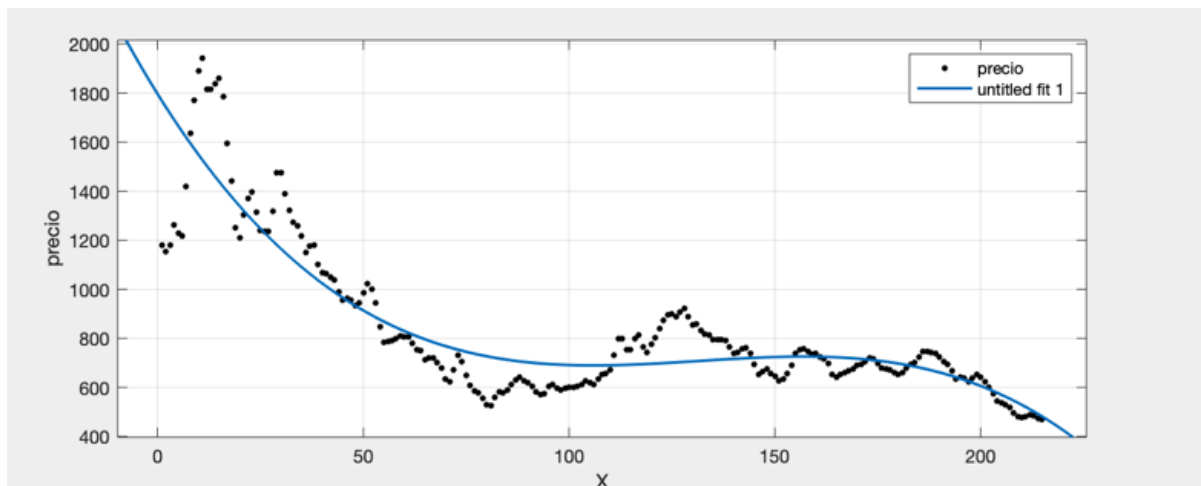


Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

Esta gráfica muestra una polinómica de 2º grado. La ecuación obtenida es: $y=0,03804x^2-11,8x+1520$. Por otro lado: $R^2=0,6879$. Vemos como el R^2 mejora considerablemente respecto a la recta. Aún así no es un ajuste lo suficientemente bueno.

- Polinómica de grado 3

Gráfica 42: Curve Fitting-Matlab



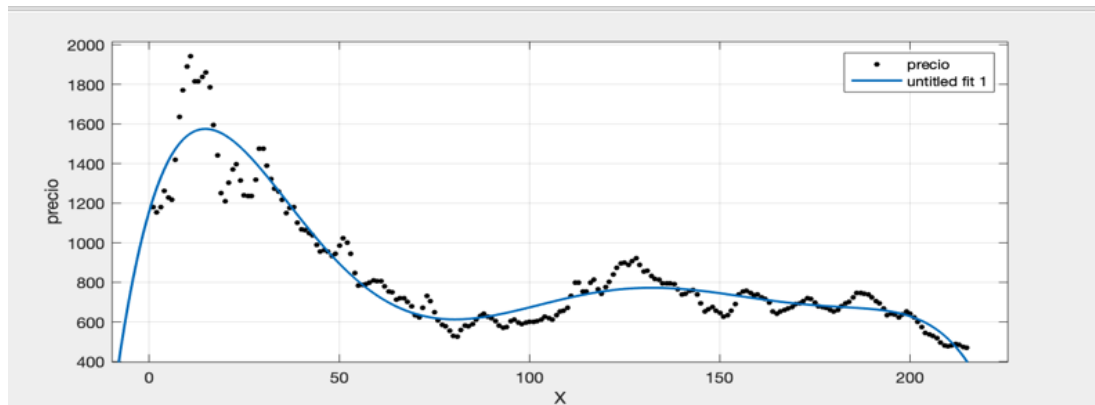
Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

Esta gráfica es igual a la representada con Excel. Nos da la siguiente ecuación: $y=-0,0005404x^3+0,2131x^2-26,96x+1796$. Por su parte, $R^2=0,7943$. Como podemos ver la bondad del ajuste crece según se aumenta el grado en la ecuación polinómica. Esto nos

lleva a pensar, que, a pesar de su complejidad, una ecuación polinómica de mayor grado tendrá un mayor ajuste.

- Polinómica de grado 6

Gráfica 43: Curve Fitting-Matlab



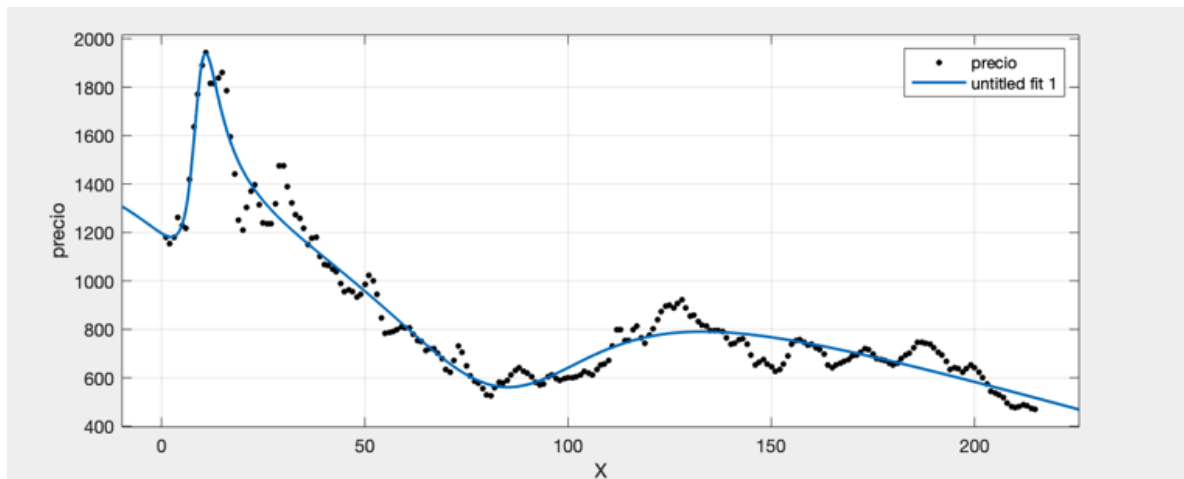
Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica muestra una ecuación que supera en complejidad a las planteadas anteriormente. La ecuación obtenida es la siguiente: $y = -2,044e-09x^6 + 1,463e-06x^5 - 0,0004041x^4 + 0,05314x^3 - 3,238x^2 + 65,85x + 1156$. Su R^2 es igual a 0,9093. Esta ecuación se asemeja muchísimo más a los datos recogidos. Capta la subida y bajada del principio de la cotización y sigue fielmente los cambios de tendencia que se dan durante el periodo. De ahí que tenga un R^2 tan cercano a 1. Sin embargo, el comienzo y final de la función no son óptimos ya que ambos tienden a infinito.

Si se incrementara el número de grado del polinomio, probablemente se ajustaría más a la ecuación y el R^2 aumentaría, sin embargo, la polinómica no es la función que mejor se ajuste a estos datos.

- Racional de grado 5 en el numerador y de grado 4 en el denominador

Gráfica 44: Fuente Curve Fitting-Matlab



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

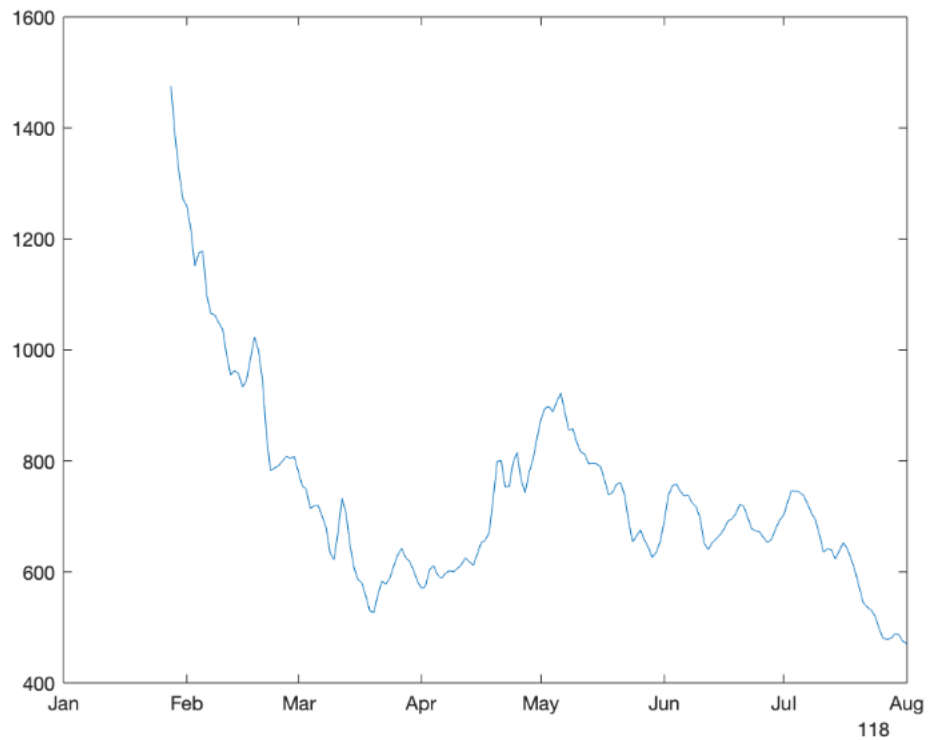
Salta a la vista que esta función se acoge a los datos mucho mejor que el resto de las funciones estudiadas en este apartado. La ecuación es la siguiente:

$$y=(-4,626x^5+2367x^4-3,28e+05x^3+1,653e+08x^2-2,147e+08x+9,96e+08)/(x^4-189,6x^3+1,173e+04x^2-1,723e+05x+8,324e+05)$$

EL **R² obtenido es 0,9544**. Sin duda, esta función se aproxima mucho a la realidad y realiza un muy buen ajuste. El R² es casi 1 confirmando la buena optimización de la función. La función capta la subida y bajada del precio al comienzo de la cotización y corta el eje de las “ys” en un punto muy cercano al precio de cotización del primer día.

Si eliminamos primeras 30 datos correspondientes al primer mes de cotización obtendremos una función diferente para el ajuste. Sin embargo, esta función es posible que tenga un mejor ajuste para los precios que las polinómicas tratadas arriba.

Gráfica 45: Matlab



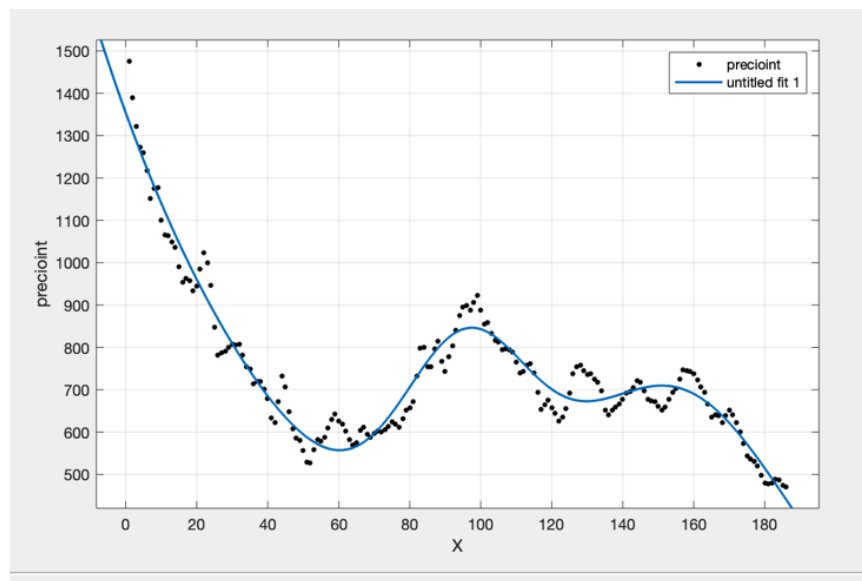
Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica muestra la fluctuación de BRD si eliminamos los 30 primeros días de cotización. Tras utilizar distintas funciones en Curve Fitting, concluimos en que la que más se ajusta a nuestro gráfico de precios es la siguiente:

- Gaussiana de 3 términos

La función gaussiana es la que sigue una distribución normal.

Gráfica 46: Curve Fitting-Matlab



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica muestra como la función gaussiana de 3 términos se amolda a los precios. A simple vista, parece que tiene bastante bondad y se ajusta con bastante precisión. La ecuación de este término es la siguiente:

$$Y = 2,297e+16 * \exp(-((x-(-3557))/644,5)^2) + 476,2 * \exp(-((x-95,77)/25,73)^2) + 613,7 * \exp(-((x-155,3)/45,58)^2)$$

A su vez se ha obtenido un **R² de 0,9482**. Como se puede observar, el R² obtenido está muy cerca de 1. A pesar de ser un muy ajuste, no supera al R² de la gráfica (X) en la que se incluían los 215 datos de esta primera etapa. Sin embargo, esta función es más sencilla para trabajar y operar con ella. Por ello es un buen ajuste.

3.2 Segunda parte

Para esta segunda parte se han recogido los datos que abarcan desde el 01/08/2018 hasta el 13/06/2019. En total son 317 datos a los cuales se intentará dar una función que los optimice. Los datos son los precios diarios de cotización. Estos precios coinciden con la segunda tendencia principal descrita en el capítulo de análisis técnico. Esta tendencia era alcista lateral y tuvo una duración de casi un año. La metodología adoptada será igual que en el apartado anterior.

3.2.1 Cálculo Matricial

Para llevar a cabo la regresión lineal con matrices se va a aplicar la fórmula matricial explicada en el apartado anterior pero adaptada a los 317 datos de esta segunda parte.

M=	317	50403	ΣY_i	179388
	50403	10668635	ΣXY	29352599,5
M'	0,01267819	-5,99E-05	A=	516,183794
	-5,99E-05	3,7671E-07	B=	0,31263491

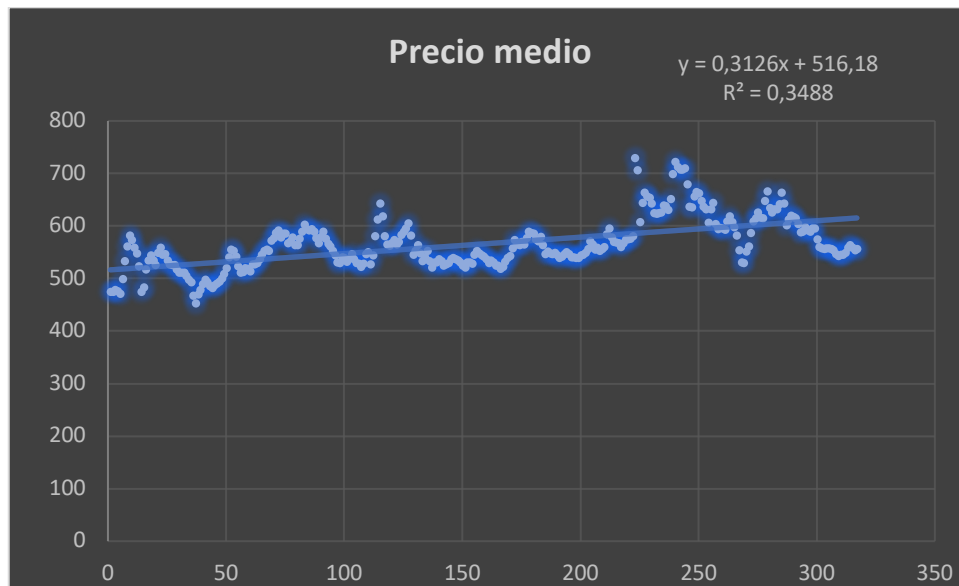
Como se puede observar la fórmula empleada y sus términos son iguales que en el apartado anterior. Los coeficientes que se han obtenido son: **A=516,183794** y **B=0,31263491**

La ecuación de la recta es: **$Y=516,183794+0,31263491X$**

3.2.2 Cálculo con Excel

Para realizar este cálculo se ha diseñado una gráfica con en Excel con los 317 precios que estamos trabajando. A continuación, se ha introducido una recta de regresión en la gráfica incluyendo la ecuación de la recta y su R^2

Gráfica 47: Regresión BRD/BTC



Fuente: Elaboración propia a través de Excel

La ecuación que aparece en la gráfica coincide con la obtenida de forma manual a través del cálculo matricial. A simple vista, parece que la recta no sería un mal ajuste para los precios ya que todos se agrupan alrededor de ella y no se alejan demasiado. Es por ello por lo que sorprende que el R^2 sea **0,3488**. Este ajuste es bastante malo para la gráfica y no serviría para hacer ningún tipo de predicción. Es posible que el exceso de fluctuación y de volatilidad del activo en la gráfica hagan que una recta de regresión que parece bastante aceptable tenga un R^2 tan bajo.

La tabla de estadísticos de regresión que ofrece la herramienta de análisis de datos de Excel, nos confirma que los cálculos son correctos dando el mismo R^2 . A su vez el número de observaciones coincide con las utilizadas en el cálculo matricial.

Tabla 2: Estadísticos de regresión

<i>Estadísticas de la regresión</i>	
Coefficiente de correlación múltiple	0,59063411
Coefficiente de determinación R^2	0,34884866
R^2 ajustado	0,34678151
Error típico	39,2103524
Observaciones	317

Fuente: Elaboración propia a través de Excel

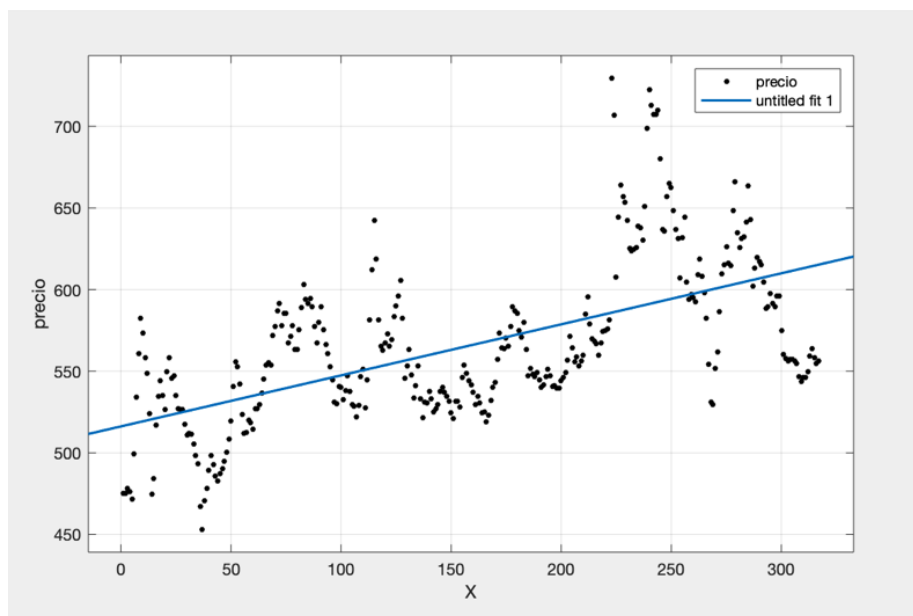
Para esta segunda parte, no conviene hacer subdivisiones, ya que según parece, todos los datos se comportan de manera semejante.

3.2.3 Cálculo con Matlab

Se probará con las siguientes fórmulas:

- Polinómica de grado 1

Gráfica 48: Curve Fitting-Matlab

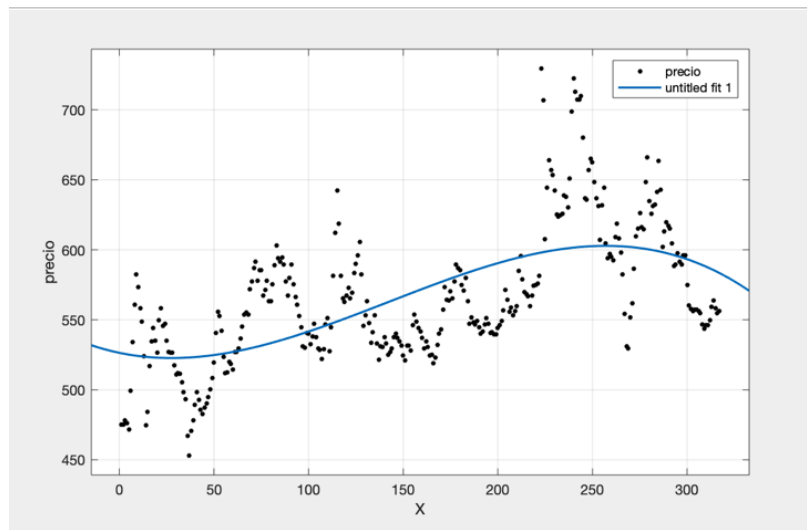


Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

Esta gráfica muestra la misma recta de regresión que se ha trabajado con Excel. Visualmente, parece un ajuste mucho peor que el realizado con Excel, a pesar de que sea la misma fórmula. La ecuación obtenida es: $y=0,3126x+516,2$. Por su parte, el R^2 es **0,3488**. Este valor nos confirma el mal ajuste que realiza esta recta de regresión al estar muy alejado de 1.

- Polinómica de grado 3

Gráfica 49: Curve Fitting-Matlab

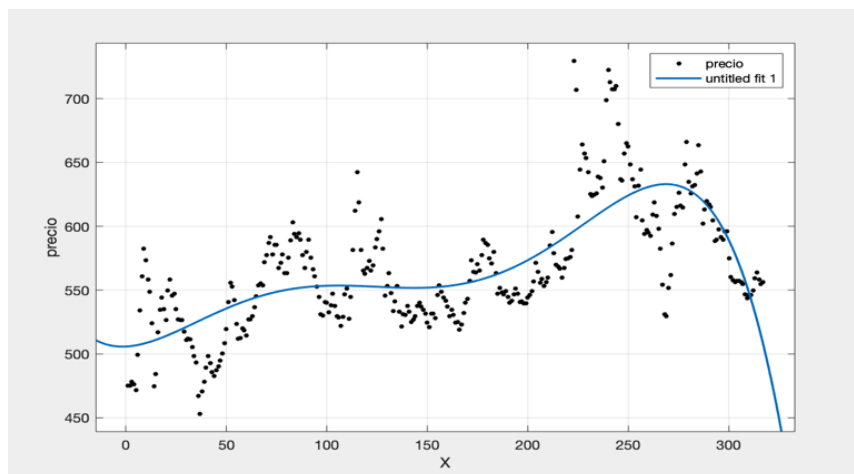


Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica muestra una función con la siguiente ecuación: $y = 1,327e-05x^3 + 0,005663x^2 - 0,2814x + 526,4$. El R^2 obtenido es 0,3867. Esta función de nuevo escapa bastante a las exigencias de una buena optimización.

- Polinómica de grado 5

Gráfica 50: Curve Fitting-Matlab



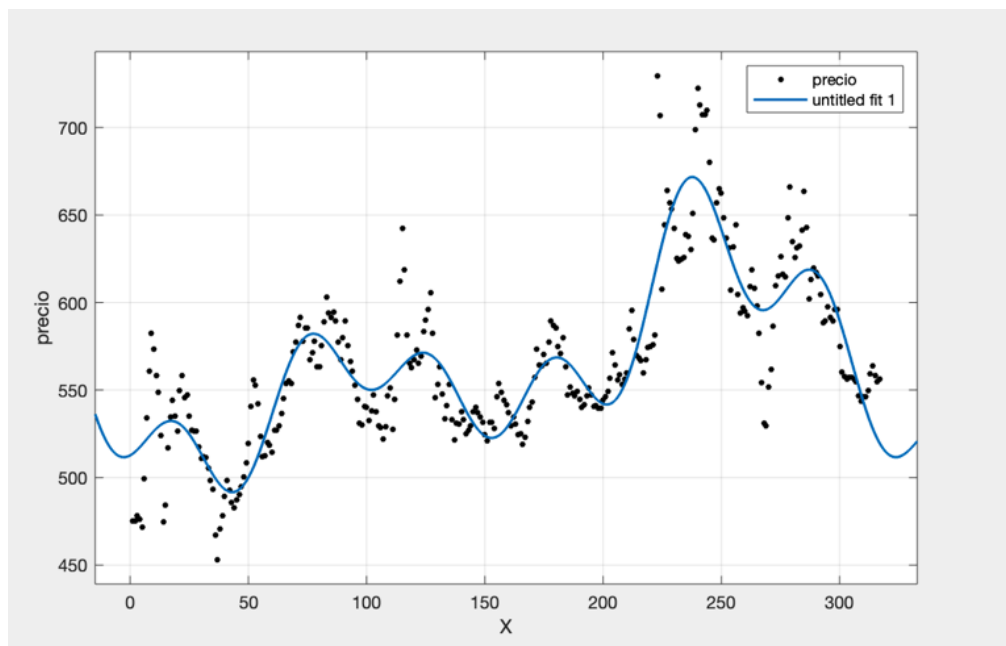
Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

Esta gráfica nos da la siguiente ecuación: $y = -2,28e-09x^5 + 1,47e-06x^4 - 0,0003084x^3 + 0,0224x^2 + 0,07668x + 505,8$. Por otro lado, el R^2 obtenido es 0,5347. Esta función a pesar de aproximarse algo más a los datos recogidos, no es una

buena aproximación, ni visualmente, ni en términos de R^2 . Además, cuanto más se eleva el grado, la función se convierte en más complicada. Podemos concluir que por mucho que elevemos el grado en la función polinómica, no obtendremos la función óptima, por lo que debemos probar otro tipo de funciones.

- Fourier de 6 términos

Gráfica 51: Curve Fitting-Matlab



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La función encontrada que se ajusta con mayor bondad a los datos recogidos es una función de Fourier de 6 términos. La ecuación de esta función es la siguiente:

$$Y = 564,4 - 6,692 \cdot \cos(x \cdot 0,01924) - 37,35 \cdot \sin(x \cdot 0,01924) - 34,66 \cdot \cos(2 \cdot x \cdot 0,01924) - 16,86 \cdot \sin(2 \cdot x \cdot 0,01924) + 1,706 \cdot \cos(3 \cdot x \cdot 0,01924) + 0,8456 \cdot \sin(3 \cdot x \cdot 0,01924) + 8,057 \cdot \cos(4 \cdot x \cdot 0,01924) - 3,176 \cdot \sin(4 \cdot x \cdot 0,01924) - 7,33 \cdot \cos(5 \cdot x \cdot 0,01924) - 1,933 \cdot \sin(5 \cdot x \cdot 0,01924) - 12,77 \cdot \cos(6 \cdot x \cdot 0,01924) + 21,66 \cdot \sin(6 \cdot x \cdot 0,01924)$$

Como es evidente, esta fórmula es muy compleja, pero es la que se ajuste con mayor bondad. Por su parte, el R^2 es **0,7761**. A pesar de que visualmente se puede estimar que el R^2 es mayor, la enorme dispersión de los puntos hace que tampoco se acerque mucho

a 1. Por tanto, a pesar de ser la que se ajusta con mayor bondad, tampoco es una función muy recomendable debido a su complejidad y a que su R^2 no se aproxima tanto a 1.

3.3 Tercera etapa

La tercera etapa es la más larga de todas. Ésta recoge los datos que van desde el 14 de junio de 2019 hasta el 23 de noviembre de 2021. Esta etapa coincide con la tercera tendencia principal descrita en el capítulo anterior. Se caracteriza por una tendencia general bajista y dos tendencias intermedias, una bajista y otra alcista más pronunciadas, que se dan unidas al patrón de doble suelo. Por tanto, seguramente habrá que realizar una división de datos. La metodología empleada será la misma que en los apartados anteriores. Contamos con 894 datos.

3.3.1 Cálculo matricial

Para el cálculo matricial hemos aplicado las mismas formulas que se llevan empleando en este capítulo adaptadas a los datos de esta tercera etapa. Los datos obtenidos son los siguientes:

M=	894	400065	ΣY_i	127235
	400065	238572095	ΣXY	32730074
M'=	0,00448179	-7,51558E-06	A=	324,255001
	-7,516E-06	1,67946E-08	B=	-0,4065564

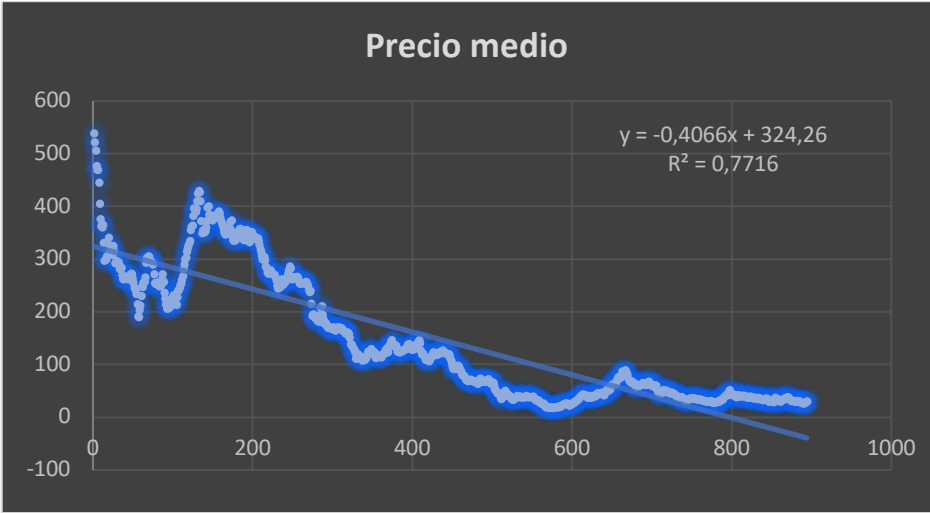
Los coeficientes obtenidos son: **A=324,255001** y **B=-0,4065565**. De esta manera, la ecuación quedaría así: **$Y=324,255001-0,4065564X$**

Como se puede observar en la matriz M' cuantos más datos, mayor son los números de esta matriz y más complicado se vuelve el cálculo

3.3.2 Cálculo con Excel

Para el cálculo con Excel se ha realizado un gráfico de dispersión con los 894 datos que hemos recogido. A esta gráfica se le añadirá una recta de regresión con la herramienta de Excel oportuna.

Gráfica 52: Regresión tercera etapa



Fuente: Elaboración propia a través de Excel

La gráfica muestra la tendencia bajista mencionada más arriba. También se puede ver el patrón de doble suelo. La recta de regresión adopta la siguiente ecuación: **y=0,04066x+324,26**. Esta ecuación coincide con la obtenida en el apartado anterior con el cálculo matricial, indicando su validez. Por otro lado, el **R^2 obtenido es 0,7716**. A simple vista podía parecer que la recta de regresión no se ajustaba muy fielmente a los puntos, sin embargo, el R^2 obtenido es más que satisfactorio.

Como siempre, se utiliza la herramienta análisis de datos para confirmar los resultados.

Tabla 3: Estadísticos de regresión

Estadísticas de la regresión	
Coefficiente de correlación múltiple	0,87840924
Coefficiente de determinación R^2	0,77160279
R^2 ajustado	0,77134674
Error típico	57,1481559
Observaciones	894

Fuente: Elaboración propia a través de Excel

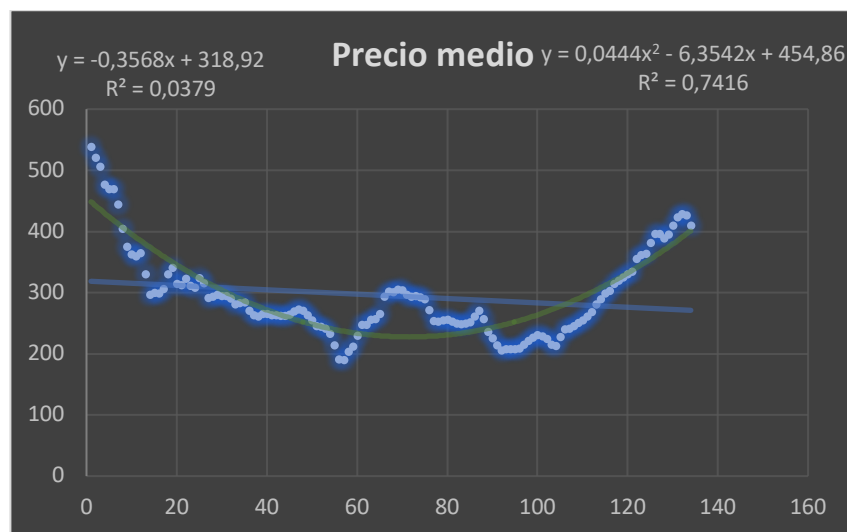
Como se puede observar el R^2 coincide con el obtenido en la gráfica.

Se han dividido los datos recogidos en dos partes:

- La primera agrupará el doble suelo hasta el fin de la tendencia alcista (14/06/2019-25/10/2019)
- La segunda agrupará la tendencia bajista que se da tras el doble suelo (26/10/2019-23/11/2021)

De la primera parte obtenemos la siguiente gráfica:

Gráfica 53: Regresión 14/06/2019-24/10/2019

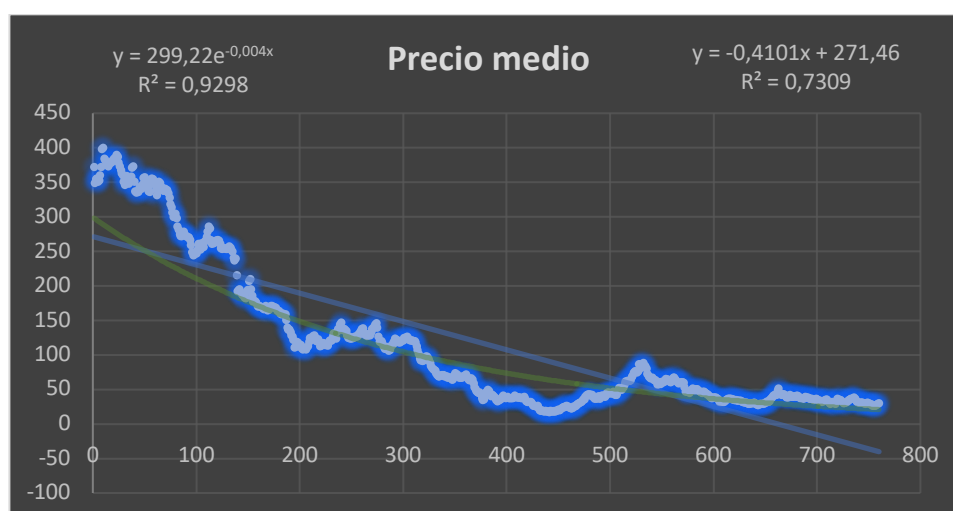


Fuente: Elaboración propia a través de Excel

La gráfica muestra la cotización de BRD durante los 134 primeros días de la tercera tendencia principal. En él se han trazado dos funciones. La primera es una recta de regresión con ecuación: $y = -0,3568x + 318,92$ y un $R^2=0,0379$. Evidentemente, esta función no se ajusta en absoluto a los datos. Por otro lado, una polinómica de segundo grado dibujado en verde con ecuación: $y = 0,0444x^2 - 6,3542x + 454,86$ y un $R^2=0,7416$. Salta a la vista que la ecuación tiene forma de parábola. Tanto es así que la polinómica de segundo grado adquiere un R^2 más que satisfactorio.

Por otro lado, la gráfica de los 760 datos restantes quedaría así:

Gráfica 54: Regresión 25/10/2019-24/11/2021



Fuente: Elaboración propia a través de Excel

La gráfica muestra la cotización de los 760 días restantes. En él se ha trazado una recta de regresión (en azul) con ecuación: $y = -0,4101x + 271,46$ y $R^2=0,7309$. Tiene un ajuste bastante bueno para ser una recta. Sin embargo, llama la atención la forma de función exponencial que tiene el gráfico. Por ello se ha trazado en verde una ecuación exponencial. La ecuación adopta la siguiente forma: $y = 299,22e^{-0,004x}$. Por su parte, el $R^2=0,9298$. A simple vista esta función se ajusta muy bien a los datos y el R^2 lo confirma ya que toma un valor muy próximo a 1.

3.3.3 Cálculo con Matlab

Se ha utilizado la herramienta Curve Fitting para encontrar la función que mejor se ajusta los datos. Para esta parte, primero se realizará un estudio con los 894 datos y luego se estudiarán las dos partes hechas arriba.

- Polinómica de grado 1

Gráfica 55: Curve Fitting: Matlab

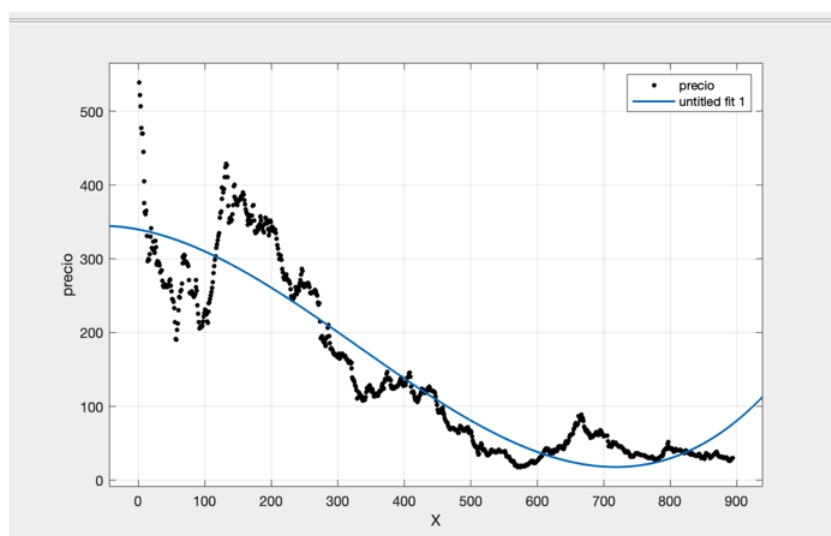


Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La función planteada en la gráfica es igual a la planteada en el Excel. A pesar de que parezca que la recta no se acoge mucho a la distribución de precios, el R^2 es igual a **0,7713**, lo cual es bastante satisfactorio. La ecuación coincide con la que sacamos en Excel y por el método matricial.

- Polinómica de grado 3

Gráfica 56: Curve Fitting-Matlab

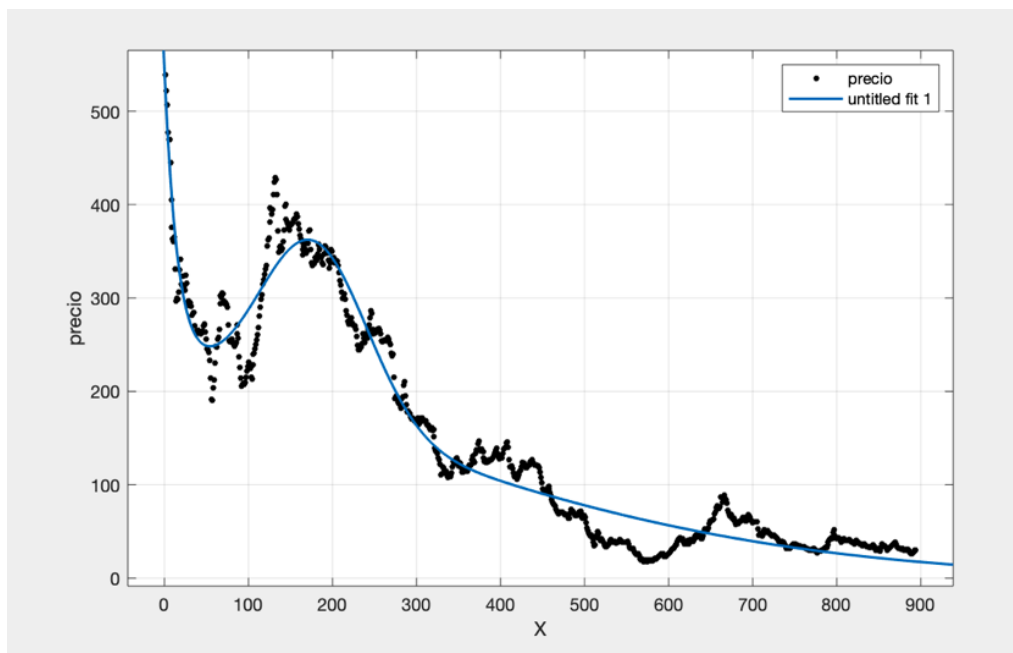


Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

Según se incrementa el grado de la función polinómica, parece que la función se ajusta mejor a los precios. Esto se confirma al comprobar el valor del R^2 que es **0,8575**, lo cual es bastante cercano a 1. Por su parte, la ecuación es: $y=1,406e-06x^3-0,001394x^2-0,1724x+339,7$.

- Gaussiana de 3 términos

Gráfica 57: Curve Fitting-Matlab



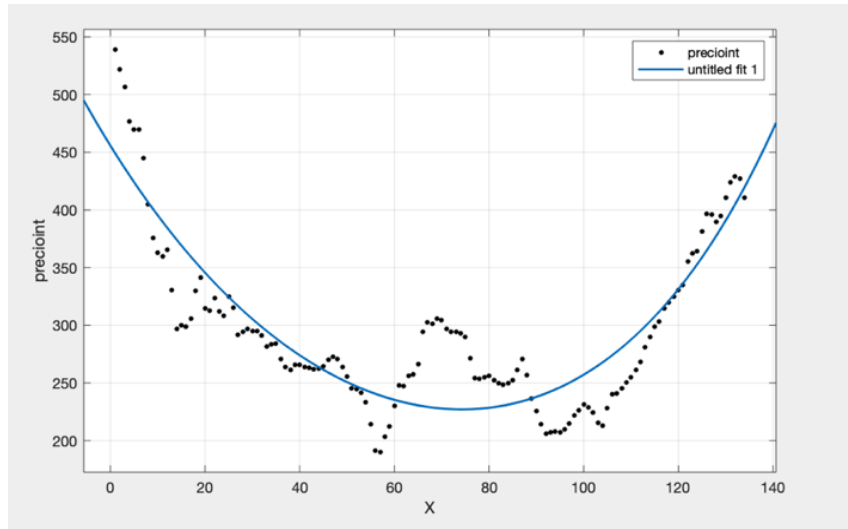
Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

Sin embargo, las funciones polinómicas no nos daban un valor de R^2 lo suficientemente alto para que la función tuviera la suficiente bondad. La función obtenida es: $y=2,745e+14*\exp(-((x-(-863,8))/164,7)^2) + 190*\exp(-((x-177,3)/90,77)^2) + 271,9*\exp(-((x-(-323,9))/737,1)^2)$. El R^2 es **0,9569** que está muy cerca de 1, demostrando el buen ajuste de la función. Por tanto, a pesar de su complejidad, esta función es la que mejor se ajusta a los precios.

Si seguimos con la división realizada en el apartado de Excel intentaremos conseguir un mayor ajuste con funciones más sencillas. Para la primera parte se cogerán los primeros 134 datos:

- Exponencial de 2 términos

Gráfica 58: Curve Fitting-Matlab



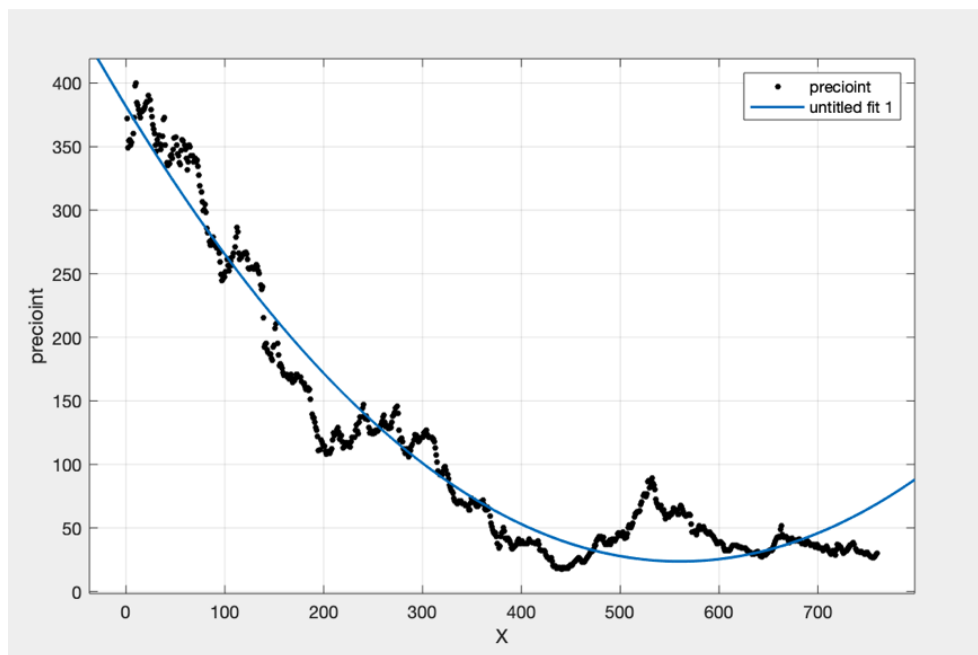
Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

A pesar de que, a simple vista, parezca que esta parábola se ajusta muy bien a los datos, el R^2 obtenido es 0,762 que a pesar de no ser una mala aproximación no se acerca demasiado a 1. La ecuación es: $y = 438,8 \cdot \exp(-0,01596 \cdot x) + 16,79 \cdot \exp(0,02304 \cdot x)$. La fórmula es mucho más sencilla que la gaussiana de 3 términos del apartado de arriba. Sin embargo, se cree que en esta parte no merece la pena hacer la división porque no se encuentra ninguna función sencilla que se ajuste a los datos con suficiente bondad.

Por su parte si cogemos los 760 datos restantes:

- Polinómica de grado 2

Gráfica 59: Curve Fitting-Matlab



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

En el apartado de Excel se planteo una sencilla ecuación exponencial que se ajustaba con bastante bondad a los datos recogidos. Aún así, la polinómica de segundo grado planteada tiene un $R^2=0,09484$. Dicho ajuste es más que satisfactorio por su cercanía al 1. Además, la ecuación $y=0,00114x^2-1,278x+381,6$ es muy fácil de aplicar. Por tanto, concluimos que para esta segunda parte si que se ha encontrado una respuesta satisfactoria con una ecuación sencilla con suficiente bondad, mientras que, para la primera parte no es bueno el ajuste con una ecuación sencilla.

3.4 Conclusiones

Las funciones que más se han ajustado a los precios han sido:

- Primera parte: función Gaussiana de 3 términos con $R^2=0,9482$
- Segunda parte: función de Fourier de 6 términos con $R^2=0,7761$
- Tercera parte: función Gaussiana de 3 términos con $R^2=0,9569$

Por su parte, las funciones simplificadas con una mayor R^2 para cada una de las partes serían:

- Primera parte: $y = -0,0005404x^3 + 0,2131x^2 - 26,96x + 1796$. Por su parte, $R^2 = 0,7943$.
- Segunda parte: No se ha encontrado nada más simplificado que la mencionada Fourier de 6 términos.
- Tercera parte: polinómica de grado 3 con un $R^2 = 0,8575$, Por su parte, la ecuación es: $y = 1,406e-06x^3 - 0,001394x^2 - 0,1724x + 339,7$.

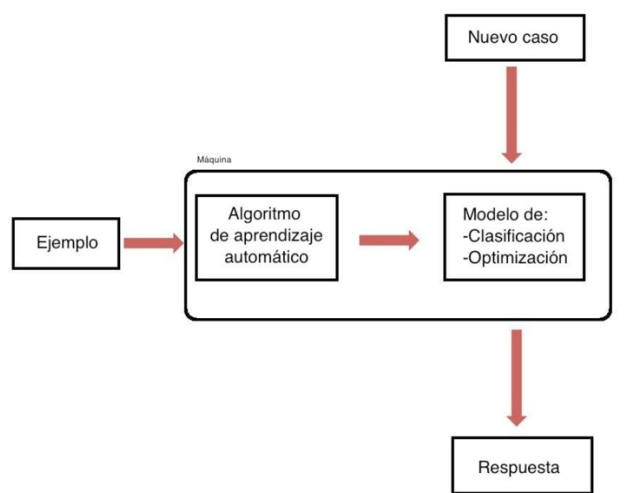
Hay que resaltar que, con algunas de las divisiones hechas dentro de las partes, en especial en la tercera, se han obtenido unos buenos resultados con funciones más simplificadas. Con las funciones simplificadas establecidas arriba se consigue un ajuste más que decente demostrando que los canales establecidos en el análisis técnico realizado en el capítulo anterior es más que decente.

Por su parte los *pump* afectan al ajuste funcional haciendo más complicado el ajuste y establecer las funciones adecuadas.

CAPÍTULO IV: MACHINE LEARNING

Machine learning o “aprendizaje automático” es un sistema, mediante el cual se reciben datos organizados en variables y se elaboran modelos que explican el comportamiento de la variable objetivo en función de las otras variables y de hiperparámetros, minimizando la estimación de error RSME. Se diferencia del *curve fitting*, que vimos anteriormente, en que en este caso no se conoce la forma de la función. Hay diversos métodos como redes neuronales, procesos de regresión Gaussiana, árboles, SVN, etc. En nuestro caso, minimizaremos el error cuadrático de entre los métodos más conocidos, usando el paquete de *Matlab Regression Learner*. (ver 8,9 y 10).

Ilustración 5: Machine learning



Fuente: Google Imágenes

Para esta parte del trabajo, se intentará realizar un modelo machine learning para los datos de cotización del par BRD/BTC durante todo el tiempo de cotización. Se utilizarán los datos desde diciembre de 2017 hasta febrero de 2022. En primer lugar, el modelo será para realizar un estudio intrínseco del precio. A continuación, se incluirán otras variables que puedan afectar directamente a la cotización de BRD y realizar un modelo que ajuste mejor a la realidad.

Para este capítulo se utilizarán los precios de BRD descargados de la plataforma *Binance*, a su vez, la herramienta *Regression Learner* de *Matlab* para elaborar el modelo. También se utilizará Matlab para posibles cálculos estadísticos.

4.1 Modelo del precio

En este apartado se utilizará el precio medio de cotización de BRD durante el periodo comprendido entre diciembre de 2017 y febrero de 2022.

Los datos mencionados se han incorporado a Matlab y se ha comenzado a trabajar con ellos, se ha multiplicado el precio por 10 para que coincida en valor con la fecha numérica y sea un modelo más exacto que evite el *overfitting*.

Una vez se ha trabajado con los datos, (ver anexo 6) se introducen en la herramienta Regression Learner. Dicha aplicación será la que nos permite realizar el modelo machine learning. Utilizaremos como predictor el tiempo y como respuesta el precio, ya que es la variable sobre la cual queremos realizar el estudio. A su vez, utilizaremos el sistema *cross validation* que es el más efectivo para la validación.

Regression Learner estará programado para que entrene todos los sistemas posibles de machine learning y nos diga cual es el mejor. El mejor será aquel que tenga menor error cuadrático medio **RMSE**. (ver anexo 9).

Una vez introducidos los datos en la aplicación, obtenemos los siguientes modelos:

Tabla 4: Regression Learner-Matlab

1.5 ☆ Tree	RMSE: 261.65
Last change: Fine Tree	1/1 features
1.6 ☆ Tree	RMSE: 450.65
Last change: Medium Tree	1/1 features
1.7 ☆ Tree	RMSE: 632.87
Last change: Coarse Tree	1/1 features
1.8 ☆ SVM	RMSE: 1584.3
Last change: Linear SVM	1/1 features
1.9 ☆ SVM	RMSE: 1248.1
Last change: Quadratic SVM	1/1 features
1.10 ☆ SVM	RMSE: 1296.1
Last change: Cubic SVM	1/1 features
1.11 ☆ SVM	RMSE: 584.02
Last change: Fine Gaussian SVM	1/1 features
1.12 ☆ SVM	RMSE: 1013.9
Last change: Medium Gaussian SVM	1/1 features
1.13 ☆ SVM	RMSE: 1287.7
Last change: Coarse Gaussian SVM	1/1 features
1.14 ☆ Ensemble	RMSE: 448.57
Last change: Boosted Trees	1/1 features
1.15 ☆ Ensemble	RMSE: 335.46
Last change: Bagged Trees	1/1 features
1.16 ☆ Gaussian Process Regr...	RMSE: 203.01
Last change: Squared Exponential GPR	1/1 features
1.17 ☆ Gaussian Process Regre...	RMSE: 141.4
Last change: Matern 5/2 GPR	1/1 features

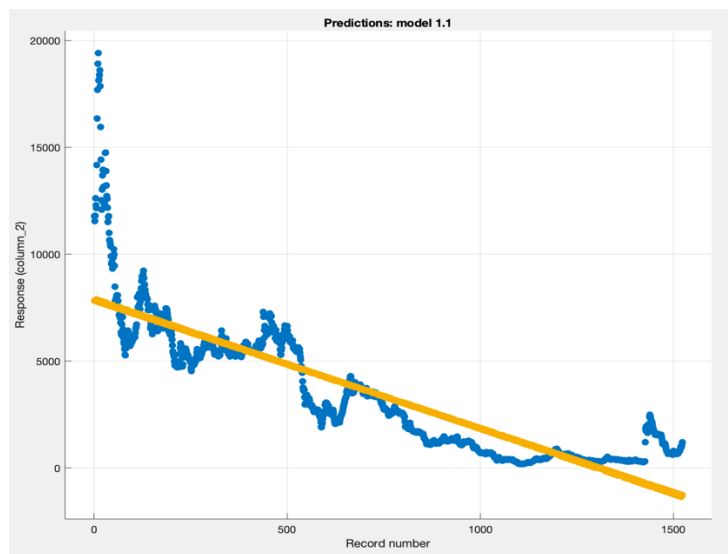
Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La ilustración muestra algunos de los diferentes métodos de machine learning que la aplicación entrena. Como podemos observar hay métodos de árbol, de SVM o de Regresión Gaussiana. Una vez finalizado el análisis, habrá que escoger el que menor error cuadrático medio tenga.

A modo de ejemplo se van a incluir algunos de los modelos entrenados. En azul será el precio real y en naranja el predicho.

- Regresión lineal

Gráfica 60:Regression Learner-Matlab

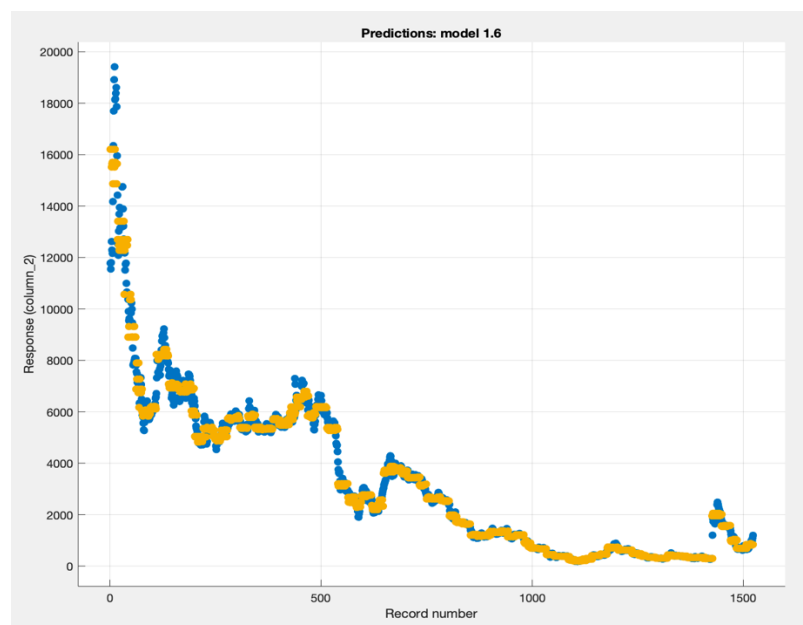


Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

Como se puede observar el modelo es bastante malo, teniendo un **RMSE=1540,6**

- *Medium tree*

Gráfica 61: Regression Learner-Matlab

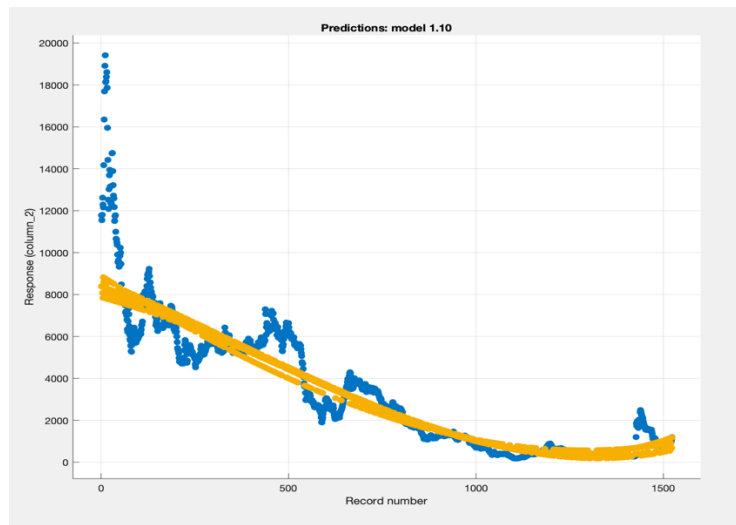


Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

El modelo se aproxima a la realidad y tiene un **RMSE=450,65**

- SVM cúbico

Gráfica 62: Regression Learner-Matlab



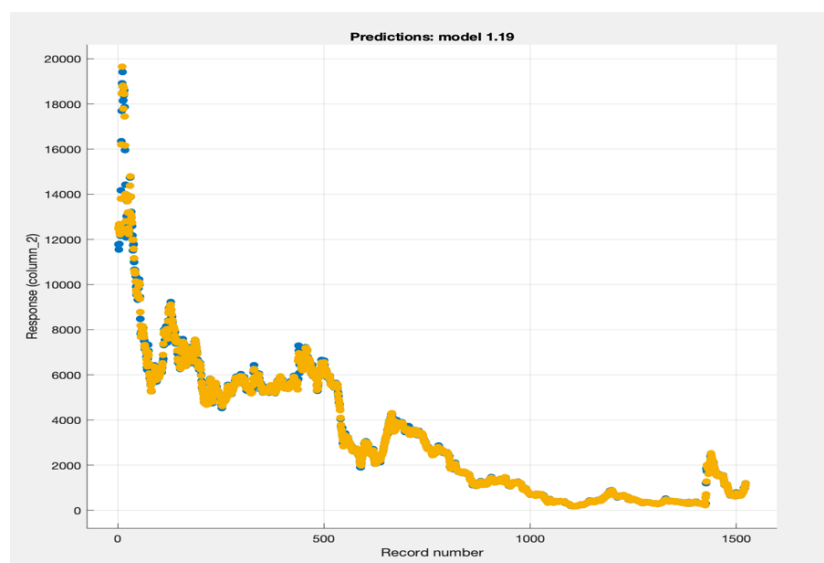
Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

El modelo tampoco es muy bueno y tiene un **RMSE=1296,1**

El **mejor modelo** que se ha obtenido para los datos a estudiar es el siguiente:

- Proceso de regresión gaussiana: *Quadratic process GPR*

Gráfica 63: Regression Learner-Matlab



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

A simple vista, el modelo se ajusta con mucha más bondad a la realidad y todos los puntos naranjas parecen estar en conformidad con los puntos azules. Tanto es así que lo cubren a lo largo del gráfico.

Gráfica 64: Regression Learner-Matlab

Model 1.19: Trained

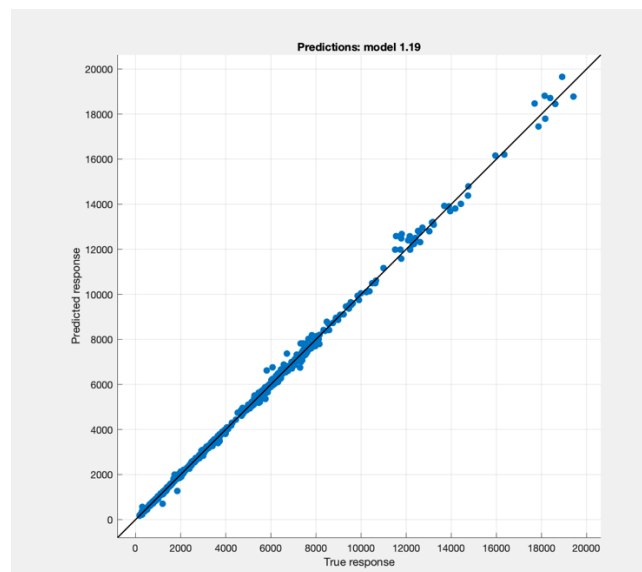
Results

RMSE	97.564
R-Squared	1.00
MSE	9518.7
MAE	44.183
Prediction speed	~50000 obs/sec
Training time	53.931 sec

Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

Podemos ver en la gráfica los resultados del modelo. El **RMSE=97,564** lo cual muestra que es mucho inferior a los otros modelos entrenados. Además, se puede apreciar que el $R^2=1$ significa que se ajusta con perfección a la realidad. Estos modelos de machine learning son mucho más precisos que los que hicimos con curve fitting en el ajuste funcional. Además, el uso de hiperparámetros y aprendizaje automático hacen de este modelo, uno mucho más complicado y elaborado.

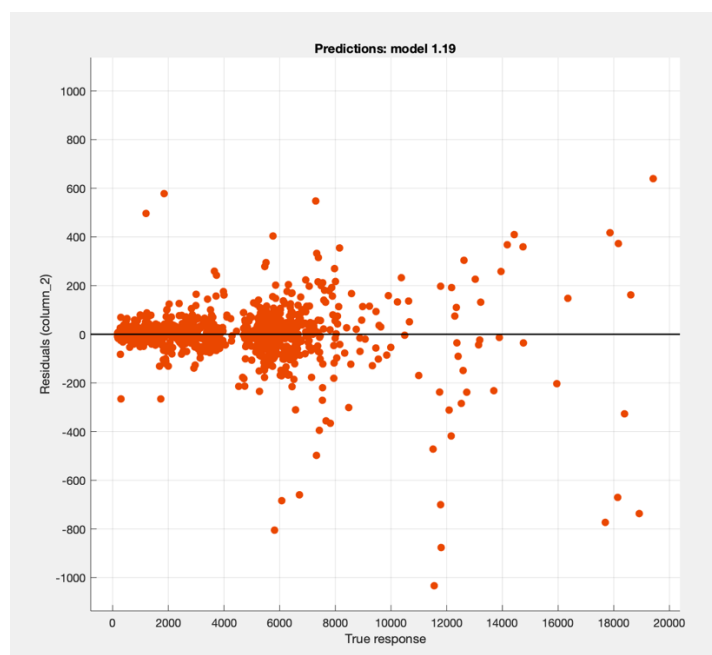
Gráfica 65: Regression Learner-Matlab



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica nos muestra la representación fidedigna del modelo, es decir lo predicho frente a lo real. Vemos que a pesar de la fluctuación de BRD los puntos están bastante cercanos a la recta y no hay grandes desviaciones. Es por ello por lo que el modelo tiene un error cuadrático medio muy bajo y un R^2 de 1.

Gráfica 66: Regression Learner-Matlab



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica pintada de manera horizontal muestra la validación de los residuos. Ésta, tiene más puntos alejados de la recta. Lo más cercano a la recta sería que el valor de los residuos es igual a 0.

Una vez obtenemos el modelo idóneo de machine learning para nuestros datos, habrá que generar una función para luego operar con ella en Matlab. (ver anexo 5).

Tabla 5: Matlab

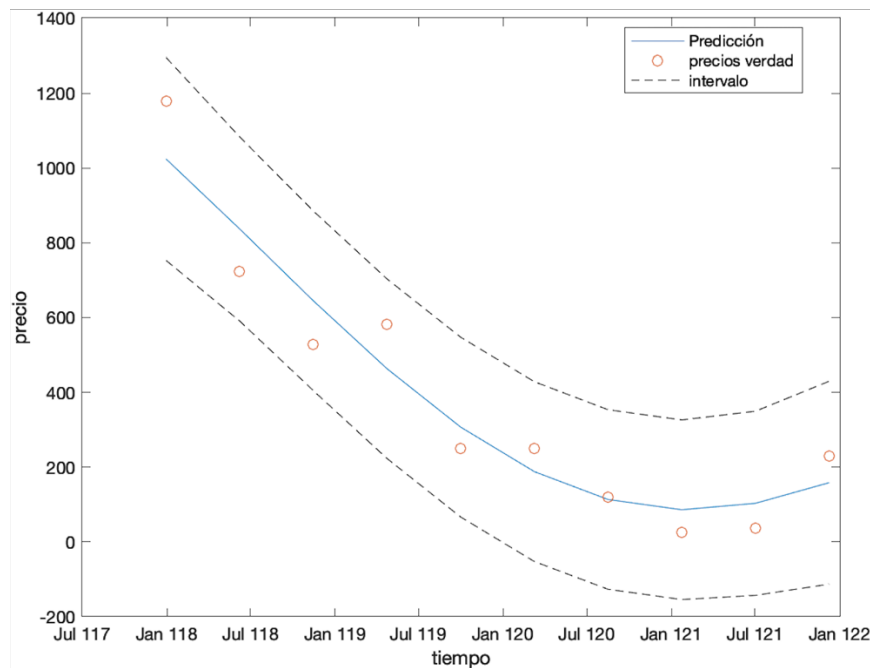
```
train = struct with fields:
    predictFcn: @(x)gpPredictFcn(predictorExtractionFcn(x))
    RegressionGP: [1×1 RegressionGP]
    About: 'This struct is a trained model exported from
    HowToPredict: 'To make predictions on a new predictor column
    Validation: 105.3030
```

Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

Esta tabla muestra la estructura de la función creada trasladada a Matlab. Vemos que se trata de un modelo hecho para predecir y que es un modelo de regresión gaussiana.

Una vez trasladada la función, se ha elaborado un intervalo de confianza para los precios. Además de eso, se han seleccionado unas fechas y los precios en esas fechas de manera aleatoria para validar el modelo. El numero de fechas y precios seleccionados es de 10. Con esto pretendemos obtener una gráfica que muestre el ajuste de nuestro modelo a la realidad.

Gráfica 67: Matlab

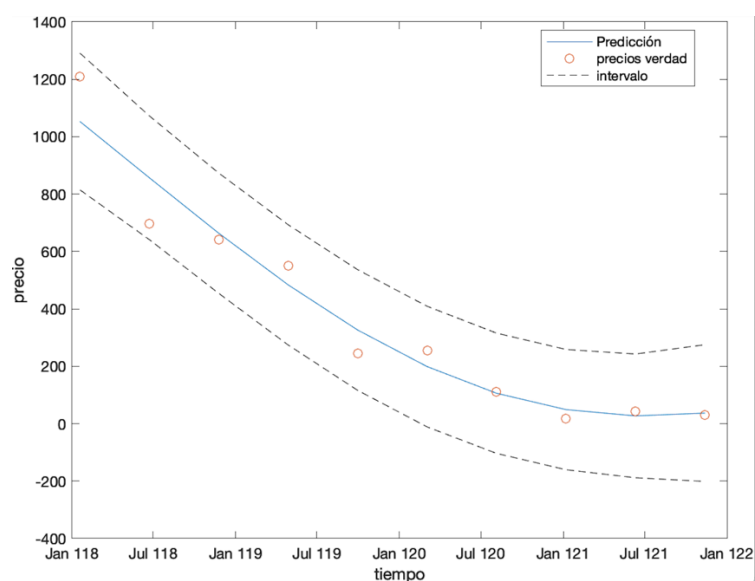


Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica se divide en varias partes. Por un lado, muestra una recta azul, que es la proyección de nuestro modelo de regresión gaussiana. Por otro lado, las líneas discontinuas de color negro muestran el intervalo de confianza del 95% sobre el que se ha hecho la predicción. Esto quiere decir que a no ser que suceda algo que altere por completo los mercados, los precios se hallarán dentro de este intervalo de confianza. Los puntos en naranja muestran los precios verdaderos. De esta muestra podemos decir que, a pesar de que no se alejen mucho de la línea del modelo, tan solo hay uno que se encuentra de dicha línea y por tanto sea una “muy buena” predicción. Si es verdad, que los puntos son bastante cercanos a la línea y que se encuentran todos dentro del intervalo de confianza.

Se van a seleccionar otros diez datos al azar para analizar si se encuentran más cercanos al modelo, o si por el contrario se alejan más.

Gráfica 68: Matlab

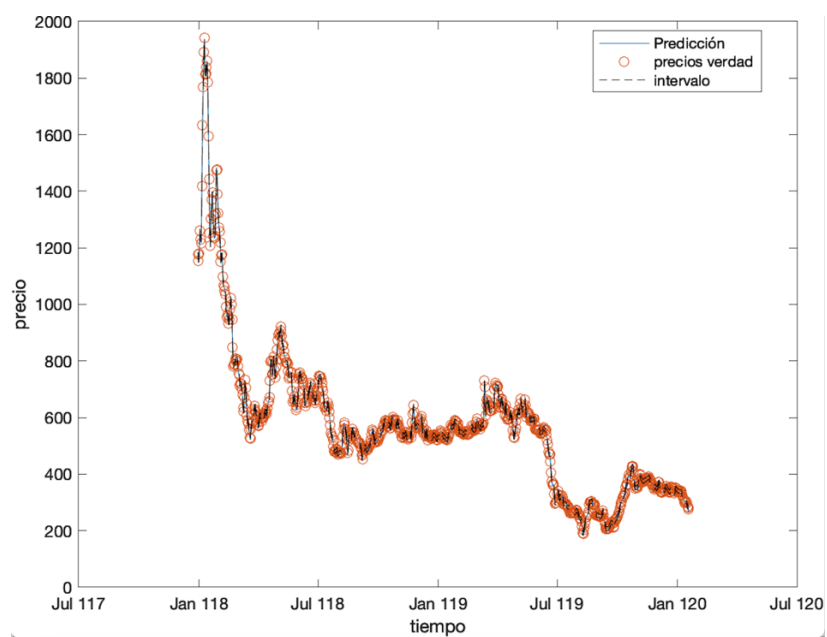


Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

Vemos que en esta gráfica hay más precios sobre la línea azul de predicción, sobre todo hacia al final de la gráfica. Esto nos lleva a pensar que es posible que el modelo se ajuste más a la realidad desde 2020 en adelante. Se va a realizar una gráfica desde 2017 hasta 2020 y otra desde 2020 hasta 2022 para comprobar si es verdadera esa hipótesis.

- Periodo de 2017 a 2020

Gráfica 69: Matlab

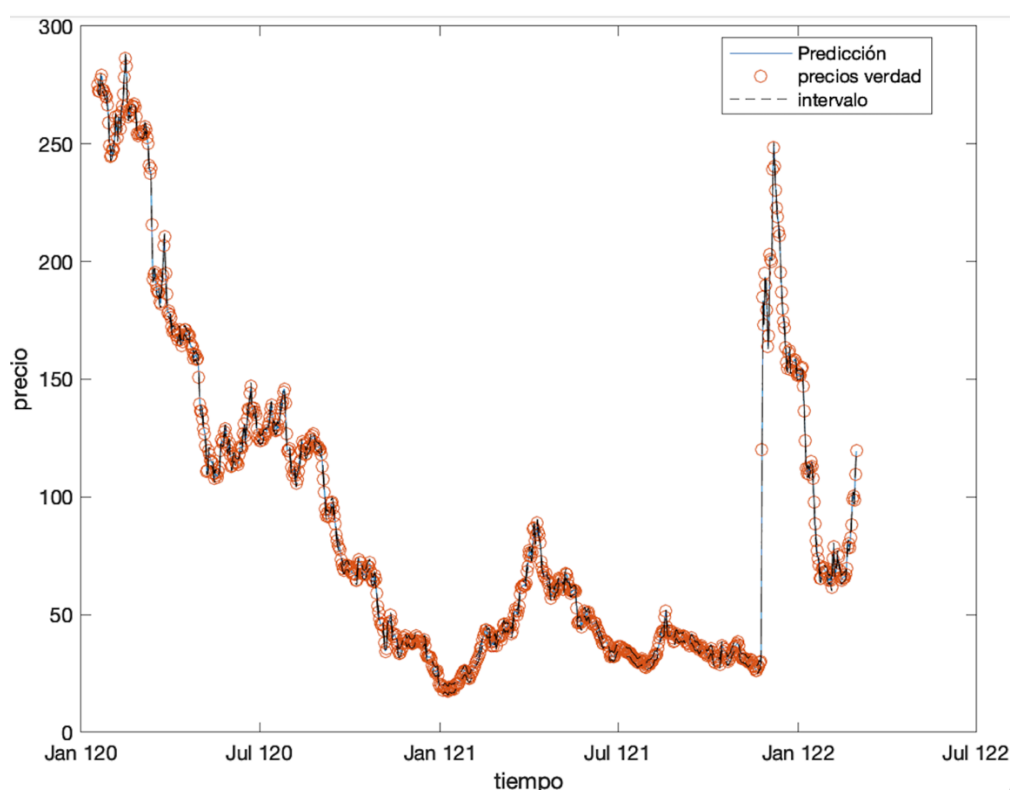


Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica, aunque menos exacta que las de diez puntos, muestra el modelo y los precios verdaderos. A simple vista se puede corroborar la bondad del modelo ya que ningún punto naranja se escapa en gran medida de la línea azul.

- Periodo de 2020 a 2022

Gráfica 70: Matlab



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica muestra el modelo con los precios verdaderos. Vemos que el modelo se ajusta bastante bien a los precios y que de nuevo no hay ningún precio que se aleje mucho del modelo. Por tanto, podemos decir que el modelo es igual de preciso para la primera mitad que para la segunda.

4.2 Modelo con más variables

Hasta ahora hemos hecho un estudio del precio intrínseco, ahora vamos a ampliar nuestro análisis a otras variables estudiando cuáles son las más relevantes y si ahora nuestros modelos son más precisos que el obtenido en la sección anterior.

Tras realizar una búsqueda para hallar las variables que más afectaban a nuestro activo (BRD) no se han obtenido los resultados que se esperaban. Es por eso por lo que las variables escogidas, corresponden con activos de amplio espectro como lo pueden ser el

oro o los índices bursátiles principales. Por ello se ha decidido que las variables tengan relación con el Bitcoin y el S&P 500.

En primer lugar, hemos escogido la criptomoneda Bitcoin. BTC es la criptomoneda “por excelencia” revolucionó el mercado y además es la que mayor capitalización bursátil tiene. A nuestro juicio, se entiende que la relación que tendrán será proporcional ya que BTC atrae a las otras criptomonedas. Con esto queremos decir que si BTC baja las demás deberían hacerlo y viceversa.

En segundo lugar, se ha escogido el índice bursátil S&P 500. Creemos que los efectos que produzca el mercado de la bolsa americana pueden tener una repercusión muy grande sobre los precios de BRD. Es posible que en tiempos de crisis como la del Covid-19 las inversiones se salgan de mercados tradicionales para invertir en otro tipo de activos (como BRD) para intentar obtener una rentabilidad. Por ello las variables que vamos a tratar son las recogidas en la siguiente tabla:

Tabla 6: Variables Excel

Fecha	BRD	Vol. BRD	Change % BRD	Velas BRD	Precio BTC	Vol. BTC	Change % BTC	Velas BTC	Pmedio S&P	% var. S&P	Velas S&P
29/12/17	1178	9,54	-1,18%	0	14395,55	118,88	-0,04%	0	2.681,38	-0,52%	0
30/12/17	1155	7,45	-2,56%	0	13461,8	182,07	-12,93%	0	2.689,77	0,83%	1
31/12/17	1180	8,69	5,22%	1	13191,4	111,27	10,52%	1	2.705,46	0,64%	1
1/1/18	1262	8,74	7,57%	1	13647,7	78,43	-2,93%	0	2.721,65	0,40%	1
2/1/18	1229	9,56	-10,92%	0	14099,5	137,73	9,74%	1	2.737,24	0,70%	1
3/1/18	1216	9,05	12,22%	1	14955,35	106,54	2,73%	1	2.745,19	0,17%	1
4/1/18	1417,5	11,87	19,77%	1	15168,3	110,97	0,15%	1	2.751,22	0,13%	1
5/1/18	1635	10,79	16,56%	1	16067,45	141,96	11,69%	1	2.746,89	-0,11%	0
6/1/18	1769,5	10,87	1,31%	1	17063,55	83,93	1,28%	1	2.760,27	0,70%	1
7/1/18	1891,5	8,56	11,34%	1	16701,35	79,01	-5,50%	0	2.778,21	0,67%	1
8/1/18	1941,5	8,68	-4,19%	0	15602,25	142,45	-7,71%	0	2.787,69	-0,35%	0
9/1/18	1814	8,81	-6,30%	0	14877,35	71,4	-1,32%	0	2.793,78	0,94%	1
10/1/18	1816,5	6,4	3,19%	1	14910,75	87,07	1,79%	1	2.800,22	-0,16%	0
11/1/18	1838,5	8,43	-2,84%	0	14291,05	167,81	-10,02%	0	2.806,45	0,44%	1
12/1/18	1861	6,97	3,83%	1	13707,95	82,37	2,60%	1	2.821,07	0,81%	1
13/1/18	1786,5	5,75	-11,55%	0	14094,1	61,14	2,92%	1	2.837,09	0,22%	1
14/1/18	1595,5	2,84	-9,83%	0	13993,55	85,12	-4,18%	0	2.841,48	-0,06%	0
15/1/18	1442,5	5,05	-9,32%	0	13696,5	73,27	0,02%	1	2.842,75	0,06%	1
16/1/18	1252,5	6,67	-17,42%	0	12533,2	317,1	-17,05%	0	2.860,18	1,18%	1
17/1/18	1208,5	8,32	13,33%	1	11275	361,8	-1,49%	0	2.860,38	-0,67%	0
18/1/18	1302,5	7,02	2,88%	1	11223,7	242,45	0,47%	1	2.827,59	-1,09%	0
19/1/18	1369	6,01	7,58%	1	11404,9	170,74	2,98%	1	2.828,11	0,05%	1
20/1/18	1395	6,71	-3,38%	0	12219,05	143,9	11,04%	1	2.819,22	-0,06%	0
21/1/18	1314,5	6,16	-8,38%	0	12226	206,96	-9,83%	0	2.785,53	-2,12%	0
22/1/18	1241	6,59	-2,86%	0	11231,15	201,73	-6,30%	0	2.695,00	-4,10%	0
23/1/18	1234,5	5,51	1,72%	1	10886,1	188,37	0,35%	1	2.654,96	1,74%	1
24/1/18	1236,5	6,19	-1,52%	0	11175,85	136,06	5,04%	1	2.686,31	-0,50%	0
25/1/18	1318,5	6,82	14,91%	1	11321,45	181,81	-2,18%	0	2.633,01	-3,75%	0
26/1/18	1474	12,74	7,90%	1	11160,6	253,91	-0,76%	0	2.610,67	1,49%	1

Fuente: Elaboración propia a través de Excel

Dentro de los activos que se han mencionado tenemos las variables que aparecen en el Excel. De cada uno de los activos cogido su **precio medio** y su **porcentaje** de cambio en un día. Además, hemos recogido el **volumen** de operaciones en un día. En cuanto a las variables denominadas **velas**, hemos codificado el porcentaje de variación para que el 0

sea en un día en el cual la variación es negativa y un 1 en un día en el que es positiva. Por tanto, los 0 equivalen a velas rojas y los 1 a velas verdes.

Una vez realizado esta agrupación de variables se importa el fichero de Excel a Matlab y se realizan pruebas con estadísticos para descubrir que variables son más relevantes. La prueba utilizada para todas las variables ha sido la prueba χ^2 . Con ello se obtienen unos estadísticos que muestran las variables más relevantes de las escogidas. Los resultados han sido los siguientes:

Tabla 7: Variables con sus estadísticos

Variable:	Fecha	BRD	Vol. BRD	Change % BRD	Velas BRD	Precio BTC	Vol. BTC	Change % BTC	Velas BTC	Pmedio S&P	% var. S&P
Estadístico:	91,9906	3,2766	2,02	0,451	35,547	9,7432	1,3389	0,9568	50,0767	1,19999	0,5326

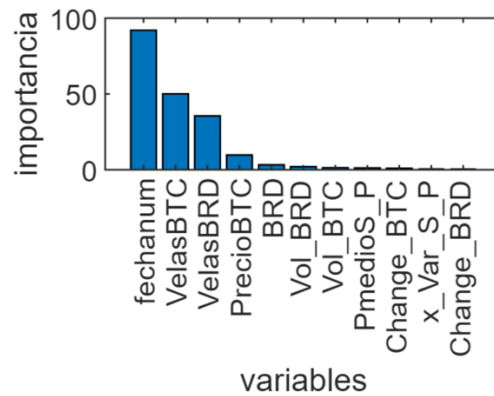
Fuente: Elaboración propia a través de Excel

La tabla muestra las diferentes variables que se han analizado con el resultado de la prueba χ^2 . Se ha obviado las variables “velas S&P” por su poca relevancia. Podemos ver que las variables más relevantes son:

- Fecha
- Velas BRD
- Precio BTC
- Velas BTC

Estas variables serán las cuatro que usaremos en nuestro modelo como predictores.

Gráfica 71: Estadístico χ^2



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica muestra las mismas variables que en la tabla anterior, pero en un gráfico de barras. Podemos ver, de manera mucho más visual, la enorme diferencia, en términos de relevancia, que existe entre las variables. Por tanto, el modelo que se va a realizar para estudiar el precio de BRD constará de las variables más relevantes como predictores.

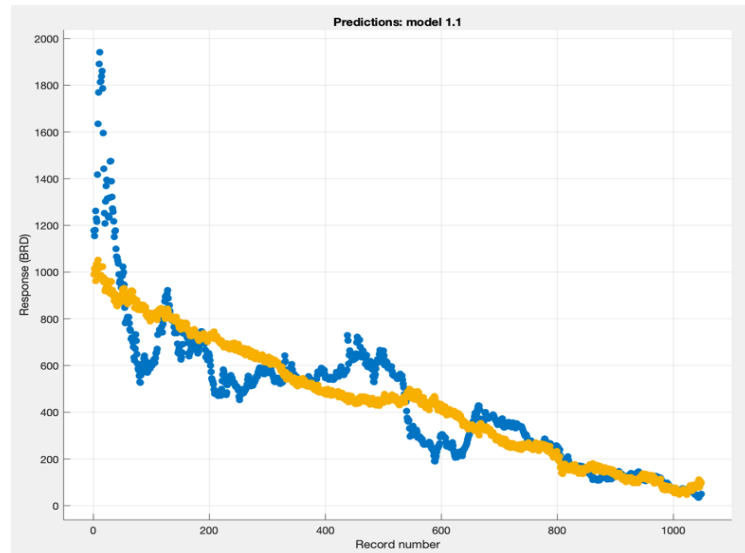
El modelo se realizará con el mismo procedimiento que el anterior. Una vez hemos seleccionado de todas las variables aquellas que son más influyentes se utilizará la herramienta Regression Learner. Las variables; velas BTC, velas BRD, fecha, precio BTC serán los predictores, mientras que la variable BRD será la respuesta. El método utilizado será otra vez *cross validation de 5 folds*. Por último, elegimos la opción de que entrena todos los modelos posibles.

Como regla general todos los modelos obtenidos son mejores que los anteriores. Es notable que el valor de los RMSE ha bajado considerablemente con respecto a los modelos en los que solo utilizamos como predictor el tiempo. Los errores cuadráticos son muy bajos tomando valores menores que 100. Llama la atención la obtención de un modelo de árbol que tiene un RMSE de menos de 40. Los modelos de machine learning que emplean el método *tree* suelen ser peores que aquellos que emplean la regresión gaussiana, es por eso por lo que sorprende tanto este resultado. Cualquiera de los modelos seleccionados con un RMSE menor a 100, daría una respuesta bastante satisfactoria como modelo de machine learning utilizado para predecir.

A modo de ejemplo se van a ilustrar algunos de los modelos obtenidos:

- Regresión linear

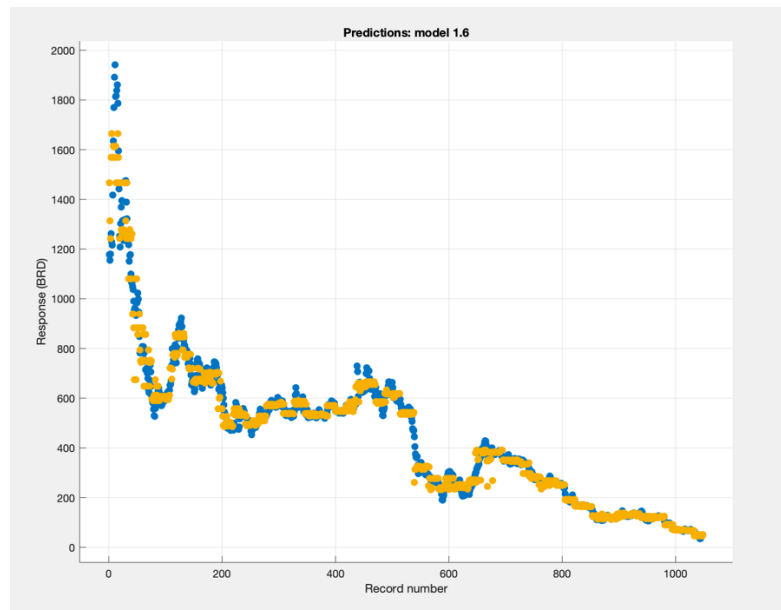
Gráfica 72: Regression Learner-Matlab



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

- Arbol: *Medium tree*

Gráfica 73: Regression Learner-Matlab

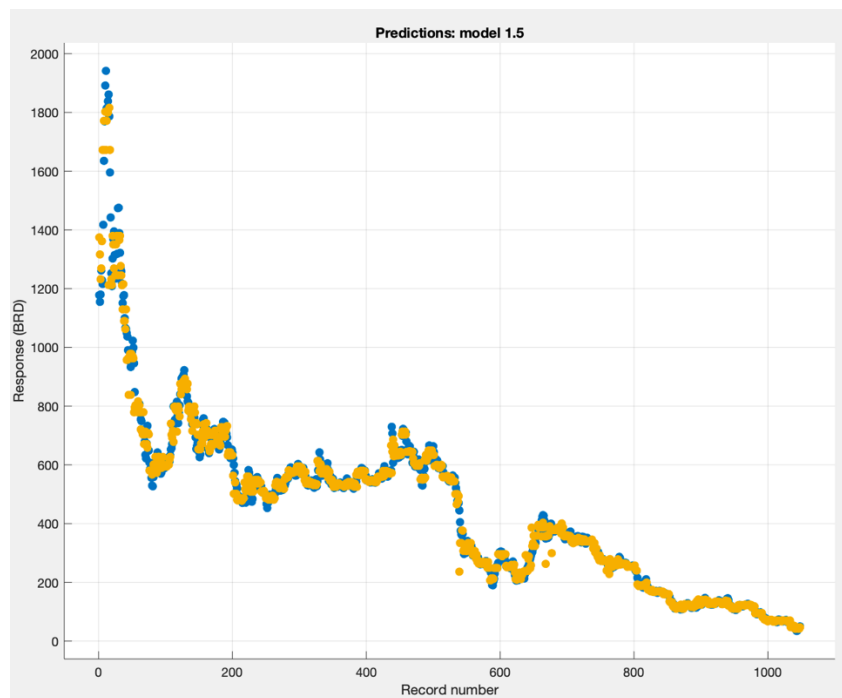


Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

El **RMSE obtenido es 52,49**. Salta a la vista que es un modelo que se ajusta bastante bien.

- Árbol: *Fine Tree*

Gráfica 74: Regression Learner-Matlab



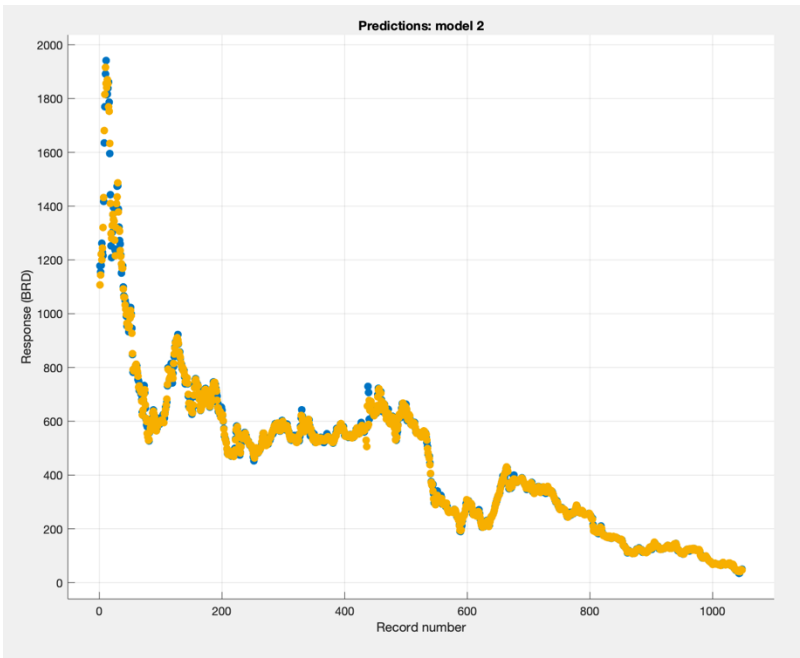
Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

Los tres modelos dan una respuesta bastante ajustada a la realidad, por lo que servirían para trabajar con ellos.

Aún así el **mejor modelo** que hemos obtenido con estas variables ha sido el siguiente:

- Proceso de regresión Gaussiana optimizado

Gráfica 75: Regression Learner-Matlab



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

El modelo se ajusta a la realidad prácticamente a la perfección.

Los resultados obtenidos son los siguientes:

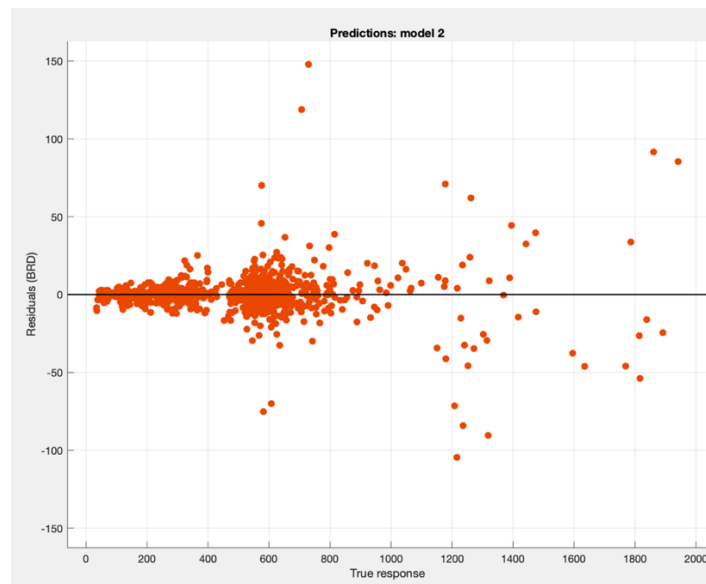
Tabla 8: Regression Learner-Matlab

Results	
RMSE	13.329
R-Squared	1.00
MSE	177.65
MAE	6.3384
Prediction speed	~48000 obs/sec
Training time	895.35 sec
Model Type	
Preset: Optimizable GPR	
Signal standard deviation: 209.3331	
Optimize numeric parameters: true	
Optimized Hyperparameters	
Basis function: Linear	
Kernel function: Nonisotropic Matern 5/2	
Kernel scale: 13060.6163	
Sigma: 3.0765	
Standardize: true	
Hyperparameter Search Range	
Sigma: 0.0001–2960.4177	
Basis function: Constant,Zero,Linear	
Kernel function: Nonisotropic Exponential,	
Kernel scale: 13.8253–13825.3	
Standardize: true,false	

Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

El **RMSE es igual a 13,329** y el **$R^2=1,00$** . Como podemos ver los resultados son rotundos. El error cuadrático medio es prácticamente nulo y el R^2 demuestra que el modelo explica al 100% la realidad. El hecho de que el modelo esté optimizado hace que se evite el denominado *overfitting* mediante la optimización de hiperparámetros. Es por ello, por lo que el modelo coincide en prácticamente cualquier punto con la realidad.

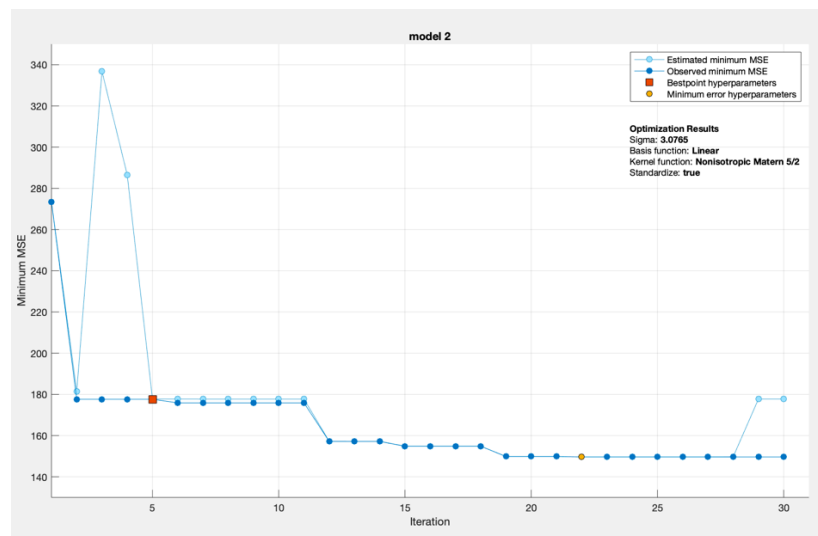
Gráfica 76: Regression Learner-Matlab



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica muestra los residuos del modelo. Los residuos se aproximan bastante a la recta en torno a la izquierda de la gráfica. Si es verdad, que hay cierta dispersión en torno a la derecha de la gráfica.

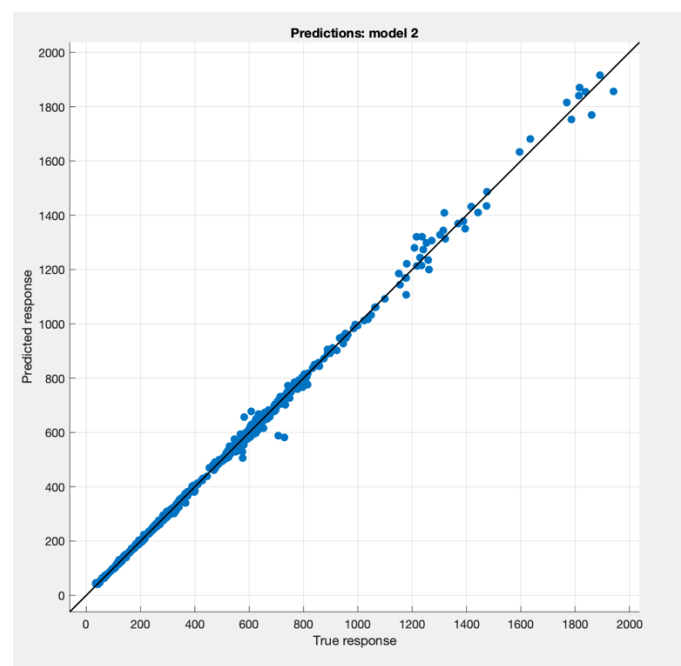
Gráfica 77: Regression Learner-Matlab



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica muestra el MSE en las diferentes interacciones del modelo. Esto solo se consigue en modelos optimizados. Vemos como el valor estimado se ajusta a la realidad a lo largo de casi todas las interacciones. Tan solo encontramos ciertas discrepancias en ambos extremos de la gráfica. Con todo esto, es una muy buena estimación.

Gráfica 78: Regression Learner-Matlab



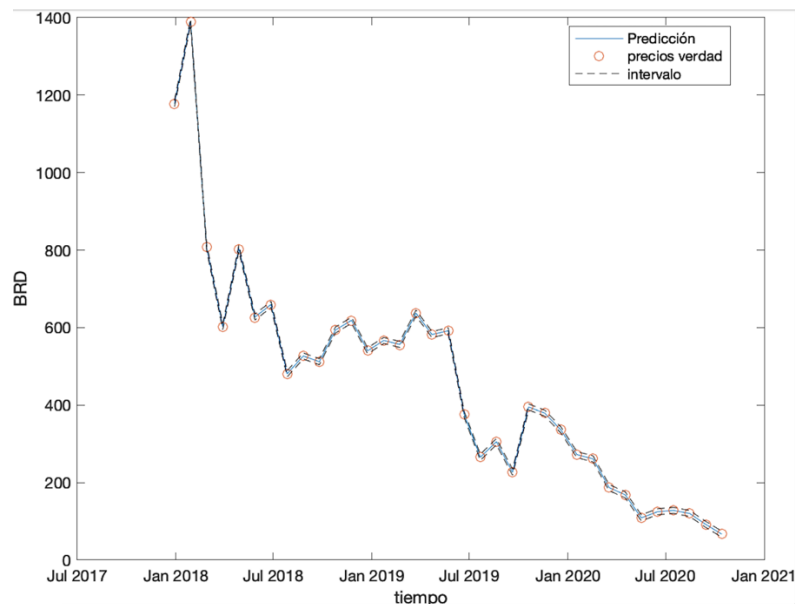
Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica muestra una diagonal en la que se puede apreciar los puntos observados, frente a los estimados. Todos los puntos se mantienen muy cerca de la diagonal.

Una vez tenemos el mejor modelo de *machine learning* se importará a Matlab como función, de la misma manera que se hizo con el modelo tiempo-precio.

La intención es crear una gráfica en la cual se muestre el modelo observado frente al modelo predicho y se cree un intervalo de confianza. Con la función obtenida desde el modelo de machine learning, se han seleccionado 35 datos al azar:

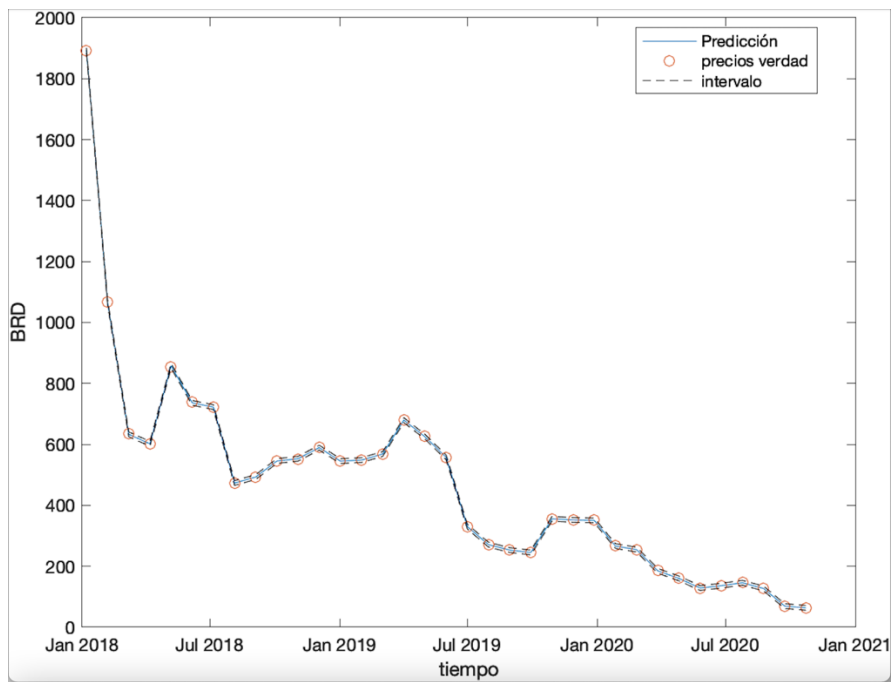
Gráfica 79: Modelo GPR



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica nos muestra la predicción del GPR y un intervalo de confianza del 95% para el precio del BRD dependiendo del resto de variables. El modelo predicho en azul, frente a los precios observados en naranja. Como se puede observar, de una muestra de 35 precios observados, vemos que todos ellos se encuentran sobre el modelo. La predicción es perfecta hasta tal punto que ningún dato observado, se aleja del modelo predicho. Se va a extraer otra muestra para corroborar la validez del modelo.

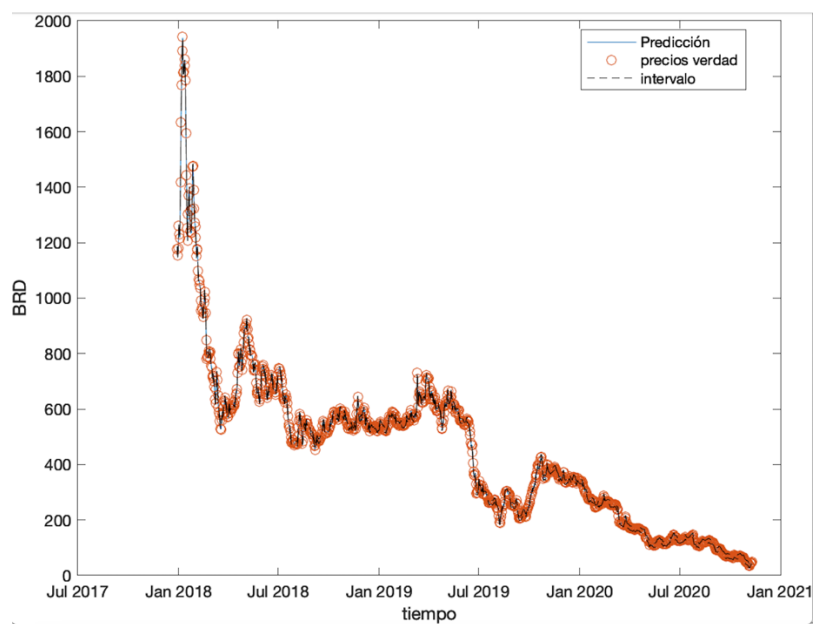
Gráfica 80: Modelo GPR



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica es muy semejante a la anterior, se han vuelto a seleccionar 35 puntos al azar para comprobar si se ajustaban al modelo. Como podemos ver, el resultado es muy bueno de nuevo, de los 35 puntos elegidos, todos ellos se encuentran sobre el modelo predicho y por supuesto dentro del intervalo de confianza.

Gráfica 81: Modelo GPR



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica muestra todos los precios observados y la predicción. Esto concluye las suposiciones sobre la rotundidad del modelo al ver que no hay ningún dato que se escape del modelo predicho ni del intervalo de confianza.

4.3 Conclusiones

En este capítulo hemos podido observar lo siguiente:

- Cuanto mayor es el número de variables más se ajusta el modelo a la realidad. Esto se potencia al realizar el *feature selection*. Es muy probable que sino hubiéramos realizado la prueba del χ^2 para averiguar las variables más relevantes y hubiéramos metido todas en el modelo, hubiéramos obtenido un resultado peor.
- Las variables más influyentes son la fecha, las velas de BTC y su precio. Hay que destacar que a pesar de que la fecha es el predictor que más relevancia aporta al modelo, se cumplen nuestras suposiciones a cerca del BTC. Vemos que guarda una gran relación con el precio de BRD al ser, como se ha mencionado antes, la “criptomoneda por excelencia”. Ésta arrastra al resto de criptomonedas y hace que su fluctuación, afecte al precio de las demás. Son las velas de BTC las que más influyen por detrás de la fecha, creando una norma de como funcionan los mercados. Cuando el activo principal del mercado sube a lo largo de un día (vela verde), las señales son buenas y los demás activos le siguen. Por el contrario, si bajan los precios al cierre en un día (vela roja) los precios la siguen a la baja. Resulta relevante ver como estos cambios se producen por el cierre de un día y no por las fluctuaciones “intradías”. Si hubiera sido así, la variable precio BTC hubiera superado en importancia las velas. Esto es algo semejante a las normas con las que operan otros mercados como la bolsa.
- El modelo que obtenemos en el largo plazo y en el corto puede ser útil a la hora de elaborar un robot.

CAPÍTULO V: ANÁLISIS DEL PUMP Y ROBOT

Siguiendo el estudio de Kamps, (2018) Los *pump* son el nombre que reciben las repentinas subidas de precio que experimentan los activos de alta volatilidad como son las criptomonedas. Dichas subidas se repiten de manera muy ocasional en el tiempo. Suelen estar organizadas por grandes grupos de *traders*. Éstos fijan una fecha y hora a la que compraran una criptomoneda todos a la vez, para que se de la subida. Cuando la hora llega, el organizador del grupo dirá el activo que deben adquirir. Todos deben comprarla a la vez y venderla en cuestión de pocos minutos o incluso segundos para obtener una ganancia. Es posible que algún *trader* obtenga el activo con retraso y compre a un precio muy alto y venda a un precio más bajo. Es por eso por lo que hay que ser muy rápido para beneficiarse del *pump*. (ver 5).

En cuanto a la subida promedio, nada se ha encontrado en la literatura a cerca del tema, ya que, a nuestro juicio, las subidas deben ser muy variadas en función del número de personas que intervengan. Es por ello por lo que, para averiguar de cuanto era la subida promedio de nuestro activo, se ha hecho una media del incremento en porcentaje de los días en los que ha ocurrido un *pump*.

El resultado es el siguiente:

$$2329,18/59=39,4776271$$

Por tanto, la subida promedio de los *pump* con los datos que tenemos recogidos es de un **39,48%**

Como se ha podido intuir, el activo que llevamos estudiando a lo largo de todo el trabajo ha experimentado en repetidas ocasiones el efecto del *pump* desde su lanzamiento en *Binance*. Desconocemos si estas subidas han sido organizadas o si, por el contrario, siguen algún tipo de tendencia del mercado. Lo que si sabemos es los días en los que estas subidas se han efectuado y que dichos días el volumen de compra ha subido considerablemente. Esto nos hace intuir que las subidas pueden haber sido organizadas para beneficiarse del efecto *pump*. Muchos de los *pump* de RBD son organizados por el

grupo de Telegram: *Big pumps binance*. Según el estudio de Kamps (2018) las variables que más influyen en la realización de un *pump* son bajo volumen, bajo precio, baja capitalización de mercado y ausencia de información fiable. Estas variables combinadas hacen que los *traders* fijen una u otra criptomoneda como objetivo. Es por ello, que para la realización del modelo hemos aprovechado esta información y utilizado esas variables para intentar predecirlo. (ver 5).

Gráfica 82: Cotización de BRD



Fuente: Elaboración propia a través de Binance

La gráfica muestra la cotización de BRD en un periodo determinado. Podemos ver la gráfica de precios arriba y la del volumen de compra abajo. Los puntos redondeados corresponden con días en los que BRD ha experimentado un *pump*. Se puede apreciar como las subidas de precio están relacionadas con las subidas del volumen de compra y viceversa.

En este capítulo se elaborará un modelo de machine learning, para predecir los días en los que ocurre un *pump* y se realizará un robot para que opere en *Binance* y adquiera el activo los días en función de dichas subidas.

5.1 Modelo machine learning

Vamos a investigar variables relevantes que pudieran predecir la aparición de un *pump*, es decir, estudiar qué variables pueden motivar el hecho de que un grupo de *Telegram* decida hacer *pump* a una determinada moneda. Entre las variables candidatas, cabría esperar: el volumen, rachas de velas, el comportamiento del mercado, el comportamiento del BTC, que haya habido otros *pump*, etc. Dentro de las variables a estudiar, se ha incluido una nueva: *pump*. La variable está codificada de tal manera que los días en los que ha ocurrido un *pump* haya un 1 y los días en los que no un 0. Como la consideración de qué es un *pump* es subjetiva, se han seleccionado los días en los que el precio haya subido más de un 10%. A nuestro juicio, se cree que una subida de un 10% en un día sin otro motivo aparente puede considerarse un *pump*. Además, si se toma la diferencia entre los máximos y mínimos y no entre los precios de apertura y cierre la subida será de mayor envergadura.

Se han utilizado 1523 datos de todas las variables. El programa utilizado es *Classification Learner*. El método para realizar los modelos ha sido el de *cross-validation* con 5 *folds*. (ver anexo 10).

Para la predicción del *pump*, se han tenido que modificar ciertas variables del Excel porque si no era evidente que el modelo de machine learning aprendería a captar muy rápido estas subidas y las predeciría con mucha exactitud. Para evitar que las variables intrínsecas al *pump* influyan de manera determinante en el modelo, se ha realizado una media de los datos del día anterior y posterior al *pump* y se ha puesto ese valor en el día en el que se da la subida, sustituyéndolo por el verdadero valor del día. De esta manera, las variables modificadas, han sido el precio de BRD, el volumen de BRD y el porcentaje de cambio del precio de BRD. Hemos recogido 59 *pumps* durante la cotización de BRD en *Binance*, lo que significa que se han cambiado 59 datos de precio, volumen y porcentaje de cambio por la media del día anterior y posterior. Con esto se pretenden paliar los efectos del *pump* e intentar que no sea muy evidente que ha sucedido la subida y por tanto se prediga de manera muy sencilla. (ver anexo 11).

El objetivo es crear un modelo que nos diga cuando va a ocurrir una subida de estas características, para esto habrá que incluir variables que influyen en el *pump* pero que no nos digan exactamente que ha ocurrido. Si se consigue tal modelo y sabemos los días en los que va a ocurrir, podremos adelantarnos y comprar el activo para luego venderlo por

un precio mucho mayor. Es posible que incluso, se pueda elaborar un robot que se nutra de esta información para que opere él mismo en las plataformas de *trading*.

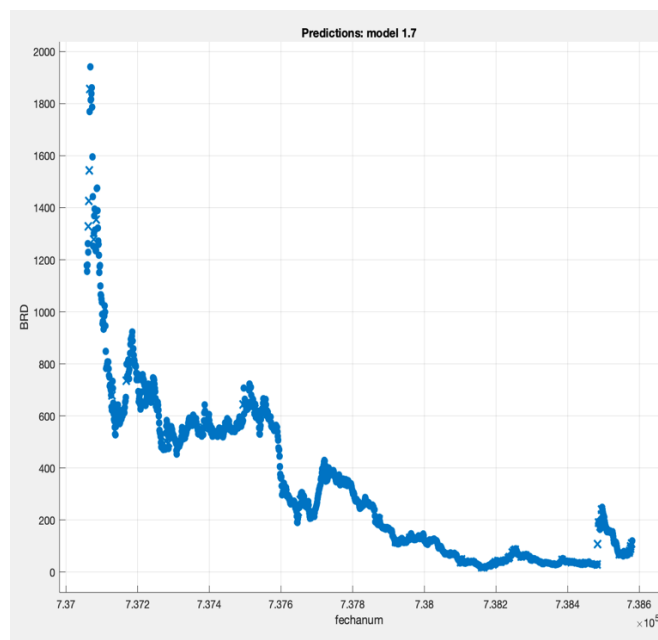
Las variables introducidas en el modelo han sido:

- BRD (modificada el día de *pump*)
- Fecha
- Velas BRD
- Volumen BRD (modificada el día de *pump*)
- Precio BTC
- Cambio% BRD (modificado el día de *pump*)
- Pump

Los modelos predichos han tenido un porcentaje de precisión superior al 95%, sin embargo, esto no se debe a la bondad del modelo. El mejor modelo ha sido:

- SVM: *Linear SVM*

Gráfica 83: *Classification Learner-Matlab*

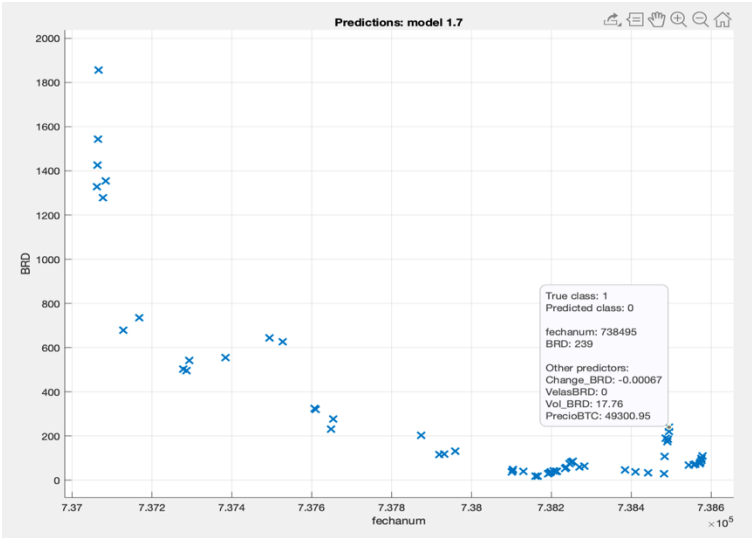


Fuente: *Elaboración propia a través de Matlab*

El modelo muestra los aciertos con puntos azules y los fallos con cruces azules. Además, diferencia entre los días que no ha habido *pump* (azul) de los que si (naranja). Como se

puede observar no hay ningún punto naranja en el gráfico. Por tanto, a pesar de que la precisión sea muy buena no ha sabido predecir ninguna subida.

Gráfica 84: Classification Learner-Matlab



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

La gráfica nos muestra las predicciones incorrectas del modelo. Todas ellas corresponden con los días en que ha habido un *pump*.

Los resultados del modelo son los siguientes:

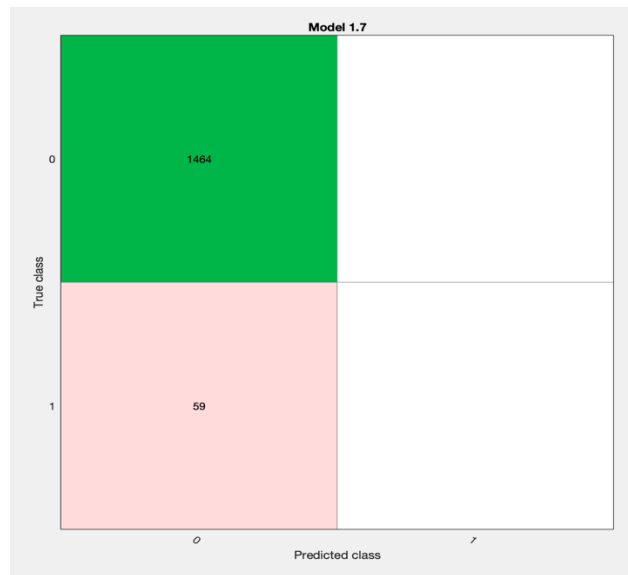
Tabla 9: Regression Learner-Matlab

Results	
Accuracy	96.1%
Total misclassification cost	59
Prediction speed	~9400 obs/sec
Training time	3.1867 sec
Model Type	
Preset: Linear SVM	
Kernel function: Linear	
Kernel scale: Automatic	
Box constraint level: 1	
Multiclass method: One-vs-One	
Standardize data: true	
Optimizer Options	
Hyperparameter options disabled	
Feature Selection	
All features used in the model, before PCA	
PCA	
PCA disabled	
Misclassification Costs	
Cost matrix: default	

Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

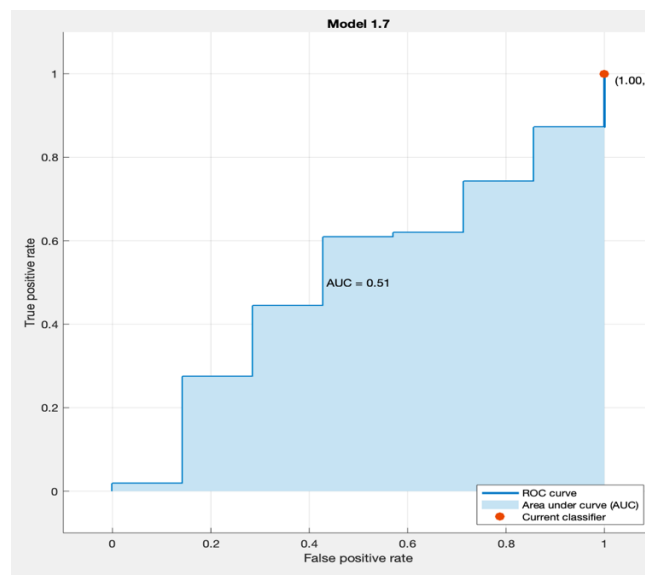
La **precisión del modelo es de un 96.1%**. El valor es tan alto debido a la desproporción existente entre el valor 1 y el valor 0. El modelo tan solo debe predecir los valores 0 y 1. De una muestra de 1523 datos tan solo 59 toman el valor 1, es por ello por lo que el modelo tiene un porcentaje tan alto ya que califica a todas como 0 y acierta. En cuanto a los errores, la gráfica muestra que son 59, lo cual coincide con el número de *pumps*.

Gráfica 85; Matriz de confusión



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

Gráfica 86: Curva ROC



Fuente: Elaboración propia a través de Matlab

Tanto la matriz de confusión como la curva ROC muestran que no se ha predicho correctamente ningún *pump*.

El mejor modelo clasificatorio *machine learning* es aquel que considera que no hay *pump*. En conclusión, ninguna variable como el volumen, las rachas de velas, etc, explica la aparición de un *pump*. Esto concuerda con el hecho de que los *pumps* tienen que contar con un factor aleatorio y sorpresa en el mercado, para que tengan sentido (el mercado es cerrado, lo que unos ganan, otros pierden).

Por ello, en el siguiente apartado del capítulo, se realizará un robot, que con herramientas del análisis técnico operará automáticamente para detectar los *pumps* y comprar y vender en función de estos.

5.2 Elaboración del robot

Como se ha podido intuir del modelo anterior, la realización de un modelo de *machine learning* en el que se prediga, a partir de una serie de variables, cuando va a ocurrir un *pump* es algo muy complejo. Es por ello, por lo que el mejor modelo, es aquel en el cual no hay *pumps*. Esto se debe a que el promedio de *pumps/no pumps* es bastante grande a favor de los *no pumps* y, por tanto, se predecirá que ningún día ha ocurrido una subida de esas características. Cuestión distinta es el robot. Con él se pretende realizar un código de Python en el cual el robot opere autónomamente y en función de una serie de indicadores técnicos compre o venda el activo en momentos determinados.

Los robots de *trading* son “un software de trading automático que coloca órdenes en la bolsa de valores, de acuerdo con el código de programación que se le ha dado”. Estos robots son capaces de operar las 24 horas al día 7 días a la semana. (ver 6). Teniendo en cuenta que nuestro *bot* va a operar en el mercado de las criptomonedas y este mercado no cierra, es muy útil su alta operatividad. Estos robots siguen el algoritmo que se les ha establecido y pueden ser muy complejos. Toman la decisión en función de ese algoritmo y no entran en juego decisiones humanas ni psicológicas. Es por ello por lo que su uso puede ser una gran ventaja a la hora de realizar transacciones. Además, operan con una velocidad mucho mayor que la de cualquier humano. (ver 6).

El robot que se ha realizado ha sido creado a través de *Anaconda Navigator* con la herramienta *Spyder*. Dicha herramienta es idónea para realizar *softwares* de programación a través del lenguaje matemático *Python*.

El robot realizado se puede dividir en dos partes:

- Parte que opera con media móvil: Compra y vende en función de la media móvil
- Parte que opera el *pump*: A través de las desviaciones típicas incorporadas a la media móvil se detecta la subida y adquiere el activo para después venderlo.

5.2.1 Variables de robot

En este apartado se van a tratar las generalidades del *bot*. El robot cuenta con una serie de variables que serían los datos iniciales de los que parte para luego introducirlos en las diferentes funciones.

La primera variable que se debe introducir en el robot es la serie temporal de datos con la que queremos que se trabaje. Los datos con los que vamos a trabajar se importan de *Yahoo Finance*. Estos datos corresponden con los precios de cotización de BRD en *Binance* desde su lanzamiento a finales de 2017. Además, se puede elegir el intervalo de tiempo con el que se trabaja. Dado que el periodo es muy largo se ha empleado un intervalo de tiempo diario.

Tabla 10 Datos BRD-USD: Yahoo Finance

Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
2017-12-24 00:00:00	1.55199	1.98104	1.55199	1.88936	1.88936	56455400
2017-12-25 00:00:00	1.90901	2.38166	1.72465	1.76631	1.76631	33254800
2017-12-26 00:00:00	1.75822	1.8359	1.45647	1.66376	1.66376	27884800
2017-12-27 00:00:00	1.71497	2.15417	1.50985	1.96853	1.96853	38454900
2017-12-28 00:00:00	1.90667	1.98473	1.5325	1.70341	1.70341	25854800
2017-12-29 00:00:00	1.71156	1.85828	1.60408	1.70377	1.70377	22510100
2017-12-30 00:00:00	1.69686	1.69791	1.34139	1.47435	1.47435	16106000
2017-12-31 00:00:00	1.45699	1.70991	1.44386	1.68004	1.68004	20646500
2018-01-01 00:00:00	1.68818	1.89024	1.61186	1.7514	1.7514	21491200
2018-01-02 00:00:00	1.75558	1.86681	1.59835	1.72613	1.72613	23157100
2018-01-03 00:00:00	1.70027	2.00842	1.69242	1.97863	1.97863	25827800

Fuente: Elaboración propia a través de Anaconda

La gráfica enseña una muestra de los datos recogidos a través de *yahoo finance*. Como se puede observar recoge los precios de apertura, cierre, máximo, mínimo y el volumen. Todos estos datos serán relevantes tanto para las operaciones de compra, como para la detección de *pumps*.

Otra variable relevante es el índice. Ésta hace referencia a la media móvil, el valor que tome será el número de periodos de la media móvil. Esta variable es la que más habrá que modificar para encontrar el mejor resultado del robot.

Las siguientes variables en las que debemos detenernos a explicar son la media y la media pump. La primera corresponde a una media móvil corriente de los datos recogidos en *Yahoo Finance*. Por otro lado, la media pump hace lo mismo, una media móvil de los datos, pero dos desviaciones típicas por encima. Esta variable se asemeja bastante a las Bandas de Bollinger estudiadas en el capítulo de análisis técnico.

Tabla 11: Media y media pump

Date	Close	Date	Close
2017-12-26 00:00:00	nan	2017-12-26 00:00:00	nan
2017-12-27 00:00:00	nan	2017-12-27 00:00:00	nan
2017-12-28 00:00:00	nan	2017-12-28 00:00:00	nan
2017-12-29 00:00:00	nan	2017-12-29 00:00:00	nan
2017-12-30 00:00:00	nan	2017-12-30 00:00:00	nan
2017-12-31 00:00:00	nan	2017-12-31 00:00:00	nan
2018-01-01 00:00:00	nan	2018-01-01 00:00:00	nan
2018-01-02 00:00:00	1.73271	2018-01-02 00:00:00	1.9974
2018-01-03 00:00:00	1.74163	2018-01-03 00:00:00	2.03435
2018-01-04 00:00:00	1.79571	2018-01-04 00:00:00	2.25888
2018-01-05 00:00:00	1.92917	2018-01-05 00:00:00	2.8069

Fuente: Elaboración propia a través de Anaconda

Las gráficas muestran una serie de datos correspondientes a las variables media y media pump.

También, se han incluido las siguientes variables: capital, precio, *shares*, *position* y *position pump*. Estas funcionarán en ambas partes del robot.

El capital será la cuantía de “dinero” con el que se empieza. Este dinero será ficticio. A su vez será la cuantía recuperada una vez opere todo el robot y nos indicará si éste ha sido rentable o no. El precio hará referencia al valor del activo según los datos importados de *yahoo finance*. *Shares* corresponderá con el número de activos comprados y ambas posiciones podrán ser de comprar, venta de parar la venta o la compra.

Por último, se han incorporados dos contadores. El primer se ha denominado iteración, que muestra la cantidad de veces que se opera el robot, con los datos recogidos. El segundo, se ha denominado contador y hace referencia las veces que sucede un *pump* en función del índice escogido.

Para escoger estas variables, en concreto las del *pump*, se ha utilizado el estudio de Kamps (2018) en él se plantea una teoría a cerca de como detectar anomalías en el precio. Dicho estudio establece la siguiente fórmula

Ilustración 6 Ecuación para detectar pump

$$price_anomaly(x) = \begin{cases} True, x_{high} > \epsilon \cdot \mu(x) \\ False, x_{high} \leq \epsilon \cdot \mu(x) \end{cases}$$

Fuente: Recogido del estudio Kamps (2018)

Donde:

- ϵ sería un incremento de porcentaje determinado.
- $\mu(x)$ sería la media móvil.

Por tanto, cualquier punto que tomara el precio que fuera superior a la media móvil multiplicado por el incremento de porcentaje sería considerado extraño y por tanto podría deberse a un *pump*. (ver 5). Se ha partido de esta idea para realizar el robot. Por tanto, como se ha venido mencionando se ha equiparado la desviación típica de la media al incremento de porcentaje ϵ descrito en la fórmula. Así el *pump* se detectará cuando supere tal incremento.

5.2.2 Robot con media móvil

La primera parte del robot es la que utiliza la media móvil para adquirir el activo. En esta parte del robot no opera el *pump*, tan solo compra y vende el activo en función de la media móvil. Ambas partes son totalmente independientes.

Las funciones descritas para el robot son las siguientes:

- Compra: Cuando el precio del robot esté por debajo de la media móvil.
- Venta: Cuando el precio del activo esté por encima de la media móvil.
- *Stop* compra: Cuando se esté en posición de compra y el precio supere a la media móvil.
- *Stop* venta: Cuando se esté en posición de venta y la media móvil supere al precio.

Como se puede observar el robot operará exclusivamente en función de la media móvil y en función de que ésta esté por encima o por debajo del precio del activo. Este tiene su riesgo ya que las medias móviles como se explicó en el capítulo de análisis técnico operan con retraso y, por tanto, el robot puede ejecutar órdenes erróneamente. Es por esto por lo que el robot funcionará mejor en mercados en los que la tendencia sea clara. (ver anexo 7)

5.2.3 Robot que opera el *pump*

Esta sería la segunda parte del robot. En él opera la variable media *pump*. Como se ha mencionado anteriormente la variable no es más que la media móvil a la que se ha sumado dos desviaciones típicas. Sería igual a:

- Media móvil + 2std

El algoritmo establecido para el robot es el siguiente:

- Cuando el precio robot supere la media *pump* deberá vender.
- Cuando venda se sumará +1 al contador, como señal de que ha ocurrido un *pump*.

Como se puede observar se incorpora la desviación típica para que la subida del robot sea de mayor amplitud y por tanto nos podamos beneficiar del fenómeno *pump*.

5.2.4 Resultados

En este apartado se va a estudiar los resultados que se han obtenido con el robot. Cómo se ha mencionado la variable clave a modificar es el índice. Ésta hacía referencia a los periodos de la media móvil. Este variable es determinante ya que influye en ambas partes del robot. Por un lado, influirá en la parte que opera con la media móvil al ser la variable que constituye los periodos que tomará dicha media. Por otro lado, influye en el *pump* ya que en función del valor que tome el índice la desviación típica será una u otra y determinará, tanto el punto de venta como el contador del pump.

Es por ello, por lo que habrá que trabajar con la variable índice para modificar el valor que queremos que tomen esas medias para así obtener el resultado óptimo. Los resultados obtenidos varían en función de el índice que hayamos utilizado.

En cuanto al capital aportado vamos a suponer que es de 1000 unidades monetarias.

- Índice=50

Esto significaría que la media móvil tomaría un valor de 50 periodos. Para un periodo de la envergadura del que estamos trabajando se podría considerar que dicha media es corta.

Los resultados obtenidos son los siguientes:

Tabla 12: Resultados robot

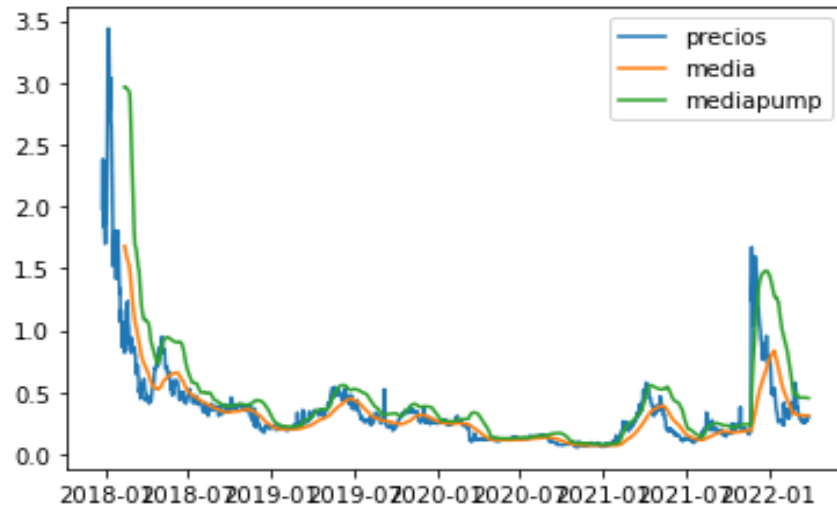
```
In [34]: runcell(0, '/Users/joaquinrevuelatcampos/untitled1.py')
[*****100%*****] 1 of 1 completed
iteracion 544
Capital: 7.754366645758125e+16
Position: none
contador: 45
```

Fuente: Elaboración propia a través de Anaconda

La iteración hace referencia al número de veces que el robot ha operado. Como podemos ver en el periodo que va desde diciembre de 2017 hasta marzo de 2022, ha actuado 544 veces. El capital que tendríamos es de **7.754366645758125e+16**. Por otro lado, nos habríamos beneficiado de 45 *pumps*. El capital obtenido hubiera sido muy bueno en

relación con el aportado y se hubiera obtenido una rentabilidad muy alta de las 1000 unidades monetarias iniciales.

Gráfica 87: Cotización BRD y medias móviles



Fuente: Elaboración propia a través de Anaconda

La gráfica muestra los valores que toman los precios y las medias de BRD. Como se puede observar, al tratarse de una media corta se ajusta bastante al precio. Además, se aprecia la diferencia de dos desviaciones típicas existente entre la media (naranja) y la media *pump* (verde).

Por otro lado, la gráfica represente las veces que el robot ha ejecutado las ordenes. Cada vez que los precios sobrepasaran la media se vendería y viceversa. Cuando los precios superarán la media *pump* se detectaría y se vendería el activo beneficiándonos de esta subida.

- Índice 200

Según se amplia el periodo de la media móvil, ésta se aleja del precio y no se ajusta tanto. Si escogemos esta media los resultados son los siguientes:

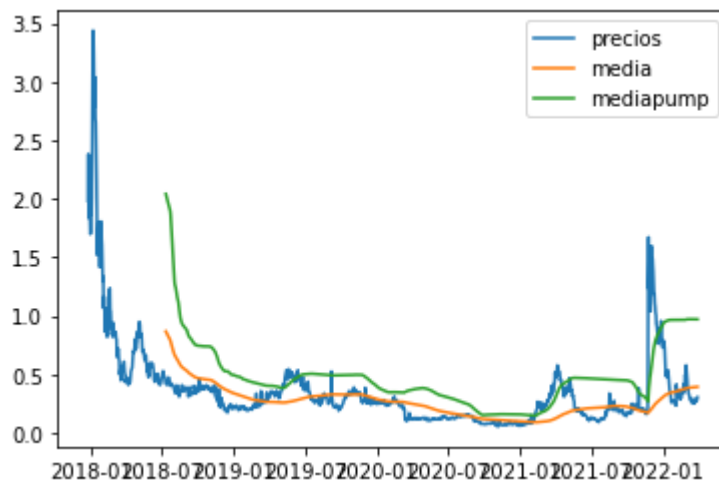
Tabla 13: Resultados robot

```
In [39]: runcell(0, '/Users/joaquinrevueltacampos/untitled1.py')
[*****100%*****] 1 of 1 completed
iteracion 570
Capital: 197173212074.41455
Position: none
contador: 28
```

Fuente: Elaboración propia a través de Anaconda

La iteración es igual a 570, lo que demuestra que el robot se ha ejecutado más veces. Sin embargo, el capital obtenido es **197173212074.41455** que es menor que con la media de menor duración. Vemos el contador nos da un valor de **28**, demostrando que cuanto mayor es la media más se aleja del precio y por tanto, se ejecuta menos veces el *pump*.

Gráfica 88: Cotización BRD y medias móviles



Fuente: Elaboración propia a través de Anaconda

La gráfica muestra la cotización de BRD y tanto la media como la media *pump*. Se alejan más del precio y detectan las subidas con más retraso. La media naranja es más suave y es posible que sea esa la razón por la cual se da una mayor iteración. Por su parte la media verde está más alejada del precio y corta menos con éste que en la gráfica anterior.

5.3 Conclusiones

De este capítulo se pueden extraer las siguientes conclusiones:

- La herramienta de *machine learning*: *Classification Learner* no es idónea para realizar un modelo en el que se prediga cuando se va a producir un *pump*. Es por esto por lo que el mejor modelo ha sido aquel en el que no hay ningún *pump* y por tanto no es útil para predecir dichas subidas.
- Las distancias de dos desviaciones de la media *pump* con respecto de la media ha sido idónea para obtener una alta rentabilidad. Además, esta distancia concuerda con la subida promedio del *pump* si se observan los gráficos del análisis técnico.
- El robot funciona mejor con medias cortas que se adaptan al precio. Esto se debe a que la verdadera rentabilidad del robot la otorgan los *pumps*. Cuanto mayor es la variable contador, más rentable es el robot y más capital se recibe.
- A pesar de que un índice mayor proporciona una mayor iteración, se puede confirmar que lo que otorga rentabilidad al robot son los *pumps*.
- El robot funcionaría con diversos tipos de activos que tengan las mismas características que BRD, ya que según parece sabe detectar la subida con el algoritmo establecido y vender en el momento en el precio ha subido la suficiente como para obtener una verdadera rentabilidad.

CONCLUSIONES

Este trabajo nos ha servido para realizar un estudio intrínseco del precio, así como para explicar el concepto *pump*. En el capítulo segundo en el que se habla del análisis técnico, se realizó un estudio del precio en función de herramientas técnicas. De todas ellas, fueron muy útiles las medias móviles, éstas nos ayudan a establecer tendencias. A las medias móviles se unen los patrones de precios para hallar posibles cambios de tendencia. De esta manera se consiguió establecer tres canales de tendencia principal, que sirvieron como pilares para basar el resto del trabajo. Además, los canales de tendencia nos han servido de base para realizar el resto del trabajo, establecerlos ha ayudado a que las fórmulas del ajuste funcional sean más simples. Por su parte el indicador de Ichimoku nos ha aportado una visión distinta a la convencional aportándonos valiosa información para identificar patrones o establecer los canales de tendencia.

En el apartado del ajuste funcional se utilizaron los canales de tendencia del capítulo anterior para intentar ajustar el precio a una función. Se pretendía encontrar una función que describiera el comportamiento del precio para así poder averiguar su evolución en un futuro. La división en partes fue útil y se encontraron funciones que se ajustaban con bastante bondad a los precios debido al valor que tomaba el R^2 . Los ajustes ganadores han sido:

- Primera parte: función Gaussiana de 3 términos con $R^2=0,9482$
- Segunda parte: función de Fourier de 6 términos con $R^2=0,7761$
- Tercera parte: función Gaussiana de 3 términos con $R^2=0,9569$

Para realizar un modelo aún más preciso, se utilizó el *machine learning*. Los mismos tres canales de tendencia principal descritos en el análisis técnico fueron de gran utilidad para poder encontrar modelos que se ajustaran mejor. Los modelos de *machine learning* dan unos resultados mucho más precisos que los hallados mediante el ajuste funcional. Para que el modelo fuera óptimo se hizo un estudio de las variables que más influían en el precio de BRD a través del estadístico χ^2 . De nuevo, se obtuvieron modelos que se ajustaban con bastante bondad a los precios, prueba de ello es el elevado **bajo valor que adquiriría el RMSE**. Los modelos de *machine learning* elaborados en este capítulo pueden predecir el valor que tomará el precio del activo en cualquier momento con una bondad muy alta.

Para el estudio intrínseco del precio el modelo ganador ha sido:

- Proceso de regresión gaussiana: *Quadratic process GPR* con un **RMSE=97,564**

Para el estudio con más variables el modelo ganador ha sido:

- Proceso de regresión Gaussiana optimizado con un **RMSE=13,329**

El mayor reto consistió en intentar dar con un modelo de *machine learning* que pudiera predecir los días en los que ocurriría un *pump*. No se obtuvieron los resultados esperados ya que el mejor modelo clasificatorio fue aquel que predecía que no había *pump*. Esto se debe a la poca frecuencia con la que ocurren estas subidas. Por su parte el robot ha sido programado de tal manera que opere con la media móvil y a su vez detecte el *pump* para aprovecharse de estas subidas para obtener una rentabilidad. En función de la longitud de la media, los resultados eran mejores o peores. Sin embargo, ambos resultados mostraron que se obtenía bastante rentabilidad con respecto al capital aportado. Es por esto por lo que se cree que este capítulo puede ser la parte más útil del trabajo.

Los logros del robot han sido notables, el más destacable ha sido:

- Capital inicial=1000 capital final=7.754366645758125e+16.

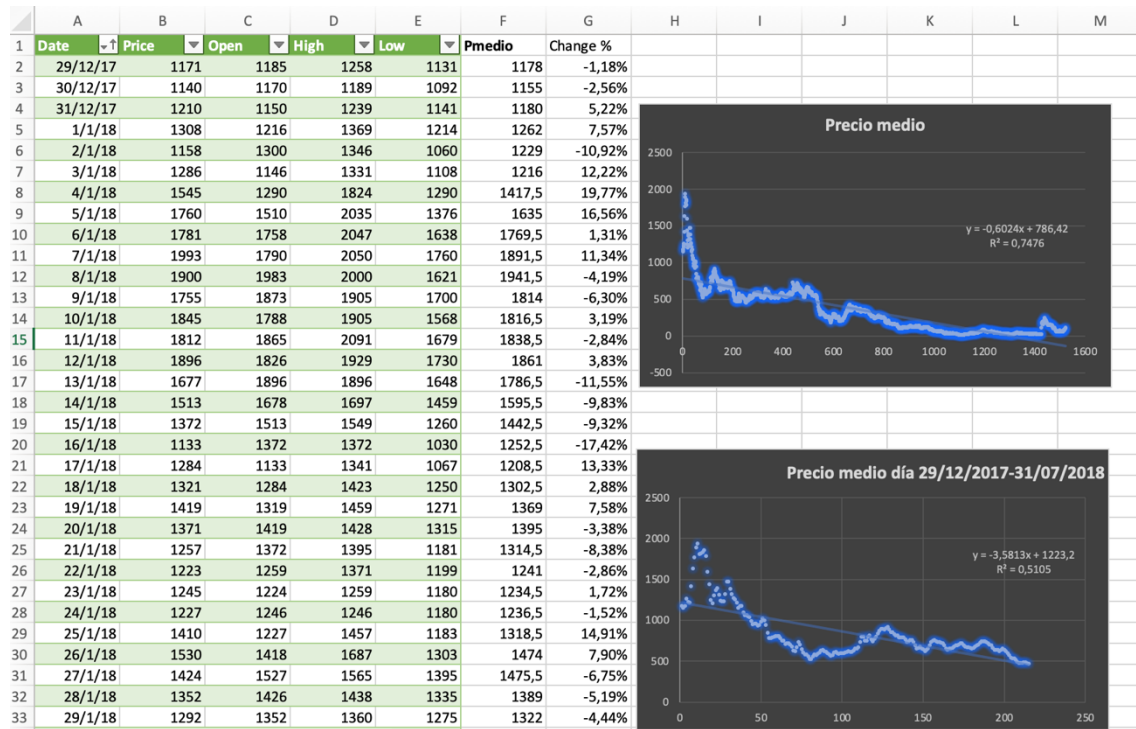
Por último, se cree que hubiera sido útil añadir al trabajo predicciones a futuro tanto con las funciones del capítulo de ajuste de datos, como con los modelos de *machine learning*. Sin embargo, no fue posible realizarlas. Aún así se confía en que se pueda seguir trabajando sobre la materia de los *pumps* en las criptomonedas y en especial sobre BRD. También se espera que este trabajo haya aportado algo de luz al mundo de los *pumps* dentro del mercado de las criptomonedas.

BIBLIOGRAFÍA

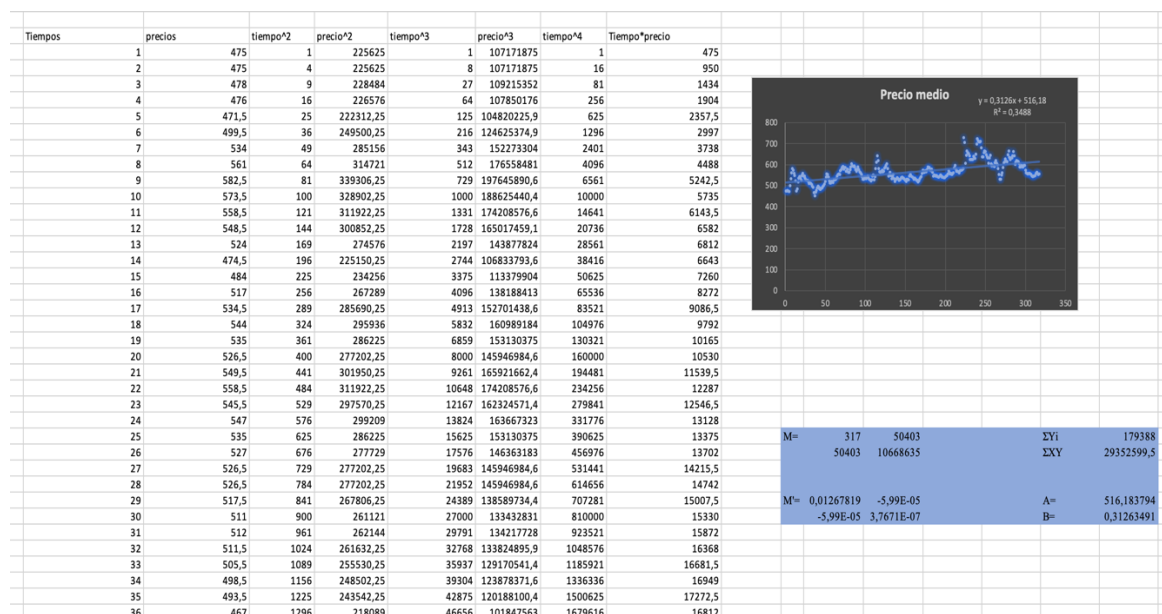
1. *Historia de las criptomonedas en un clic.* (2019). Oficina de Seguridad del Internauta. <https://www.osi.es/es/campanas/criptomonedas/historia-criptomonedas>
2. Ordinas, M. (2017). Las criptomonedas:¿ oportunidad o burbuja. *Bancamarch*. Available online: <https://www.bancamarch.es/recursos/doc/bancamarch/20170109/2017/informe-mensualoctubre-2017-historia.pdf> (accessed on 28 May 2021).
3. C. (2021, 25 noviembre). *Bread Wallet (BRD) Token ¿Qué es, cómo comprar y precio?* cryptoshitcompra.com. <https://cryptoshitcompra.com/bread-wallet-brd-token-que-es-como-comprar-y-precio>
4. **Murphy, J.**, *Análisis técnico de los mercados financieros*, (1986).
5. Kamps, J. (2018, 26 noviembre). To the moon: defining and detecting cryptocurrency pump-and-dumps Crime Science. BioMed Central. <https://crimesciencejournal.biomedcentral.com/articles/10.1186/s40163-018-0093-5>
6. A. (2022, 19 enero). ¿Qué son los Robots de Trading automáticos?, ¿funcionan? Admirals. <https://admiralmarkets.com/es/education/articles/automated-trading/robots-forex>
7. Videos YouTube Yuri Rabasa
8. Alameda, T. (2022, 4 marzo). «Machine learning»: ¿qué es y cómo funciona? BBVA NOTICIAS. <https://www.bbva.com/es/machine-learning-que-es-y-como-funciona/>
9. Bishop, C. M. (2006). Pattern recognition. Machine learning, 128(9).
10. Max Pumperla, Kevin Ferguson. Deep Learning and the Game of Go (2019).

ANEXOS

Anexo 1: Ejemplo de recolección de los precios de BRD en Excel para realizar las rectas de regresión



Anexo 2: Ejemplo recolección de datos para cálculo de regresión con matrices



Anexo 3: Ejemplos de estadísticos de la regresión

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	Resumen								
2									
3	<i>Estadísticas de la regresión</i>								
4	Coefficiente de correlación múltiple	0,59063411							
5	Coefficiente de determinación R^2	0,34884866							
6	R^2 ajustado	0,34678151							
7	Error típico	39,2103524							
8	Observaciones	317							
9									
10	ANÁLISIS DE VARIANZA								
11	<i>Grados de libertad</i>		<i>de cuadrado de los cuac</i>		<i>F</i>	<i>valor crítico de F</i>			
12	Regresión	1	259458,056	259458,056	168,758505	3,4159E-31			
13	Residuos	315	484297,297	1537,45174					
14	Total	316	743755,353						
15									
16		<i>Coefficientes</i>	<i>Error típico</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>Probabilidad</i>	<i>Inferior 95%</i>	<i>Superior 95%</i>	<i>Inferior 95,0%</i>	<i>Superior 95,0%</i>
17	Intercepción	516,183794	4,41498705	116,916265	1,593E-261	507,497203	524,870385	507,497203	524,870385
18	Tiempos	0,31263491	0,02406604	12,9907084	3,4159E-31	0,26528441	0,35998541	0,26528441	0,35998541
19									

Anexo 4: Ejemplo de tabla de variables introducida en Matlab

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	Pmedio BRD	Vol. BRD	Change % BRD	Velas BRD	Precio BTC	Vol. BTC	Change % BTC	Velas BTC	Pmedio S&P	% var. S&P	Velas S&P
2	Copiar	1178	9,54	-1,18%	0	14395,55	118,88	-0,04%	0	2.681,38	-0,52%
3		1155	7,45	-2,56%	0	13461,8	182,07	-12,93%	0	2.689,77	0,83%
4		1180	8,69	5,22%	1	13191,4	111,27	10,52%	1	2.705,46	0,64%
5		1262	8,74	7,57%	1	13647,7	78,43	-2,93%	0	2.721,65	0,40%
6		1229	9,56	-10,92%	0	14099,5	137,73	9,74%	1	2.737,24	0,70%
7		1216	9,05	12,22%	1	14955,35	106,54	2,73%	1	2.745,19	0,17%
8		1417,5	11,87	19,77%	1	15168,3	110,97	0,15%	1	2.751,22	0,13%
9		1635	10,79	16,56%	1	16067,45	141,96	11,69%	1	2.746,89	-0,11%
10		1769,5	10,87	1,31%	1	17063,55	83,93	1,28%	1	2.760,27	0,70%
11		1891,5	8,56	11,34%	1	16701,35	79,01	-5,50%	0	2.778,21	0,67%
12		1941,5	8,68	-4,19%	0	15602,25	142,45	-7,71%	0	2.787,69	-0,35%
13		1814	8,81	-6,30%	0	14877,35	71,4	-1,32%	0	2.793,78	0,94%
14		1816,5	6,4	3,19%	1	14910,75	87,07	1,79%	1	2.800,22	-0,16%
15		1838,5	8,43	-2,84%	0	14291,05	167,81	-10,02%	0	2.806,45	0,44%
16		1861	6,97	3,83%	1	13707,95	82,37	2,60%	1	2.821,07	0,81%
17		1786,5	5,75	-11,55%	0	14094,1	61,14	2,92%	1	2.837,09	0,22%
18		1595,5	2,84	-9,83%	0	13993,55	85,12	-4,18%	0	2.841,48	-0,06%
19		1442,5	5,05	-9,32%	0	13696,5	73,27	0,02%	1	2.842,75	0,06%
20		1252,5	6,67	-17,42%	0	12533,2	317,1	-17,05%	0	2.860,18	1,18%
21		1208,5	8,32	13,33%	1	11275	361,8	-1,49%	0	2.860,38	-0,67%
22		1302,5	7,02	2,88%	1	11223,7	242,45	0,47%	1	2.827,59	-1,09%
23		1369	6,01	7,58%	1	11404,9	170,74	2,98%	1	2.828,11	0,05%
24		1395	6,71	-3,38%	0	12219,05	143,9	11,04%	1	2.819,22	-0,06%
25		1314,5	6,16	-8,38%	0	12226	206,96	-9,83%	0	2.785,53	-2,12%
26		1241	6,59	-2,86%	0	11231,15	201,73	-6,30%	0	2.695,00	-4,10%
27		1234,5	5,51	1,72%	1	10886,1	188,37	0,35%	1	2.654,96	1,74%
28		1236,5	6,19	-1,52%	0	11175,85	136,06	5,04%	1	2.686,31	-0,50%
29		1318,5	6,92	14,91%	1	11321,45	181,81	-2,18%	0	2.633,01	-3,75%

Anexo 5: Ejemplo de función introducida en Matlab

```
function [trainedModel, validationRMSE] = BRDoptimizado(trainingData)
% [trainedModel, validationRMSE] = trainRegressionModel(trainingData)
% returns a trained regression model and its RMSE. This code recreates the
% model trained in Regression Learner app. Use the generated code to
% automate training the same model with new data, or to learn how to
% programmatically train models.
%
% Input:
%     trainingData: a table containing the same predictor and response
%                   columns as imported into the app.
%
% Output:
%     trainedModel: a struct containing the trained regression model. The
%                   struct contains various fields with information about the trained
%                   model.
%
%     trainedModel.predictFcn: a function to make predictions on new data.
%
%     validationRMSE: a double containing the RMSE. In the app, the
%                     History list displays the RMSE for each model.
%
```

Anexo 6: Ejemplo de código de lenguaje en Matlab

```
1  A=readtable('Variables.xlsx');
2  tabla=rmmismissing(A);
3  fecha= table2array(tabla(:,1))
4  fechanum=datetime(fecha)
5  tabla(:,1)=[]
6  tabla=[table(fechanum) tabla]
7
8
9  fechanum=tabla(:,1)
10 BRD=tabla(:,2)
11 VelasBTC=tabla(:,9)
12 VelasBRD=tabla(:,5)
13 PrecioBTC=tabla(:,6)
14
15
16 tabla2=[BRD, fechanum, VelasBTC, VelasBRD, PrecioBTC]
17
18 %%%%%%%%%%%
19
20
21 [train,validation]=BRDoptimizado(tabla2)
22
23 %BRD1=BRD(2:150:height(BRD))
24 %VelasBTC1=VelasBTC(2:150:length(VelasBTC))
25 %VelasBRD1=VelasBRD(2:150:length(VelasBRD))
26 %PrecioBTC1=PrecioBTC(2:150:length(PrecioBTC))
27
28 %C=[BRD1,VelasBTC1,VelasBRD1,PrecioBTC1]
```

Anexo 7: Ejemplo funciones Python

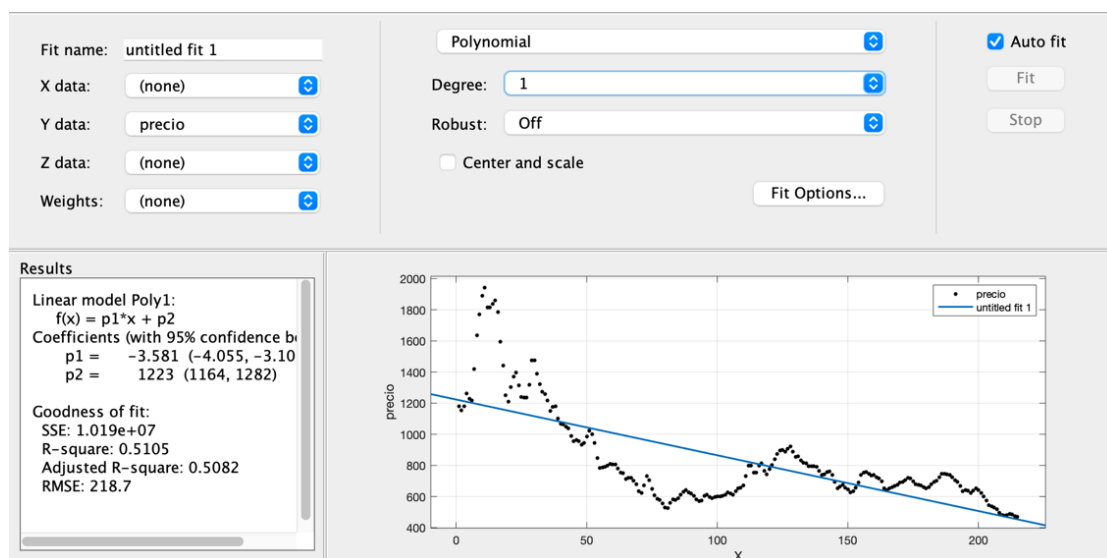
```
#funciones
def compra(precio,capital):
    shares = capital/precio
    capital = 0
    position="compra"
    return shares, capital, position

def stopcompra(precio,capital,shares):
    capital += precio*shares
    shares = 0
    position="none"
    return shares,capital, position

def venta(precio,capital):
    shares = capital/precio
    capital += shares*precio
    position="venta"
    return shares, capital, position

def stopventa(precio,capital,shares):
    capital -= precio*shares
    shares = 0
    position="none"
    return shares,capital, position
```

Anexo 8: Ejemplo de Curve Fitting Matlab.



Anexo 9: Ejemplo de programación de modelo de machine learning con Regression Learner de Matlab.

Data set

Workspace Variable

tabla1523x10 table

Response

BRDdouble17.5 .. 1941.5

Predictors

	Name	Type	Range
☒	fechanum	double	737058 .. 738580
☐	BRD	double	17.5 .. 1941.5
☒	Vol_BRD	cell	1122 unique
☒	Change_BRD	double	-0.294931 .. 0.14
☒	VelasBRD	double	0 .. 1
☒	PrecioBTC	double	3238.25 .. 67216.5
☒	Vol_BTC	double	0.26 .. 999.53
☒	Change_BTC	double	-0.3918 .. 0.1941
☒	VelasBTC	double	0 .. 1
☒	PUMP	double	0 .. 1

Add All

Remove All

[How to prepare data](#)

Validation

☒ Cross-Validation

Protects against overfitting by partitioning the data set into folds and estimating accuracy on each fold.

Cross-validation folds: 5 folds

☐ Holdout Validation

Recommended for large data sets.

Percent held out: 25%

☐ No Validation

No protection against overfitting.

[Read about validation](#)

Start Session

Cancel

Anexo 10: Ejemplo de programación de modelo de machine learning con Classification Learner de Matlab.

Data set

Workspace Variable

tabla2

1523x7 table

Response

PUMP

double

0 .. 1

Predictors

	Name	Type	Range
☒	fechanum	double	737058 .. 738580
☒	BRD	double	17.5 .. 1941.5
☒	Change_BRD	double	-0.294931 .. 0.14
☒	VelasBRD	double	0 .. 1
☒	Vol_BRD	cell	1122 unique
☐	PUMP	double	0 .. 1
☒	PrecioBTC	double	3238.25 .. 67216.5

Add All

Remove All

How to prepare data

Validation

☒ **Cross-Validation**
 Protects against overfitting by partitioning the data set into folds and estimating accuracy on each fold.

Cross-validation folds: 5 folds

<

>

☐ **Holdout Validation**
 Recommended for large data sets.

Percent held out: 25%

<

>

☐ **No Validation**
 No protection against overfitting.

Read about validation

Anexo 11: Ejemplo de medias en Excel los días que hay un pump.

B7										
1	Fecha	BRD	Vol. BRD	Change % BRD	Velas BRD	Precio BTC	Vol. BTC	Change % BTC	Velas BTC	PUMP
2	29/12/17	1178	9,54	-1,18%	0	14395,55	118,88	-0,04%	0	0
3	30/12/17	1155	7,45	-2,56%	0	13461,8	182,07	-12,93%	0	0
4	31/12/17	1180	8,69	5,22%	1	13191,4	111,27	10,52%	1	0
5	1/1/18	1262	8,74	7,57%	1	13647,7	78,43	-2,93%	0	0
6	2/1/18	1229	9,56	-10,92%	0	14099,5	137,73	9,74%	1	0
7	3/1/18	1327,25	9,74	2%	1	14955,35	106,54	2,73%	1	1
8	4/1/18	1425,5	9,92	14%	1	15168,3	110,97	0,15%	1	1
9	5/1/18	1543,125	10,395	7,65%	1	16067,45	141,96	11,69%	1	1
10	6/1/18	1769,5	10,87	1,31%	1	17063,55	83,93	1,28%	1	0
11	7/1/18	1855,5	9,775	-1%	0	16701,35	79,01	-5,50%	0	1
12	8/1/18	1941,5	8,68	-4,19%	0	15602,25	142,45	-7,71%	0	0
13	9/1/18	1814	8,81	-6,30%	0	14877,35	71,4	-1,32%	0	0
14	10/1/18	1816,5	6,4	3,19%	1	14910,75	87,07	1,79%	1	0
15	11/1/18	1838,5	8,43	-2,84%	0	14291,05	167,81	-10,02%	0	0
16	12/1/18	1861	6,97	3,83%	1	13707,95	82,37	2,60%	1	0
17	13/1/18	1786,5	5,75	-11,55%	0	14094,1	61,14	2,92%	1	0
18	14/1/18	1595,5	2,84	-9,83%	0	13993,55	85,12	-4,18%	0	0
19	15/1/18	1442,5	5,05	-9,32%	0	13696,5	73,27	0,02%	1	0
20	16/1/18	1252,5	6,67	-17,42%	0	12533,2	317,1	-17,05%	0	0
21	17/1/18	1277,5	6,845	-7%	0	11275	361,8	-1,49%	0	1
22	18/1/18	1302,5	7,02	2,88%	1	11223,7	242,45	0,47%	1	0
23	19/1/18	1369	6,01	7,58%	1	11404,9	170,74	2,98%	1	0
24	20/1/18	1395	6,71	-3,38%	0	12219,05	143,9	11,04%	1	0
25	21/1/18	1314,5	6,16	-8,38%	0	12226	206,96	-9,83%	0	0
26	22/1/18	1241	6,59	-2,86%	0	11231,15	201,73	-6,30%	0	0
27	23/1/18	1234,5	5,51	1,72%	1	10886,1	188,37	0,35%	1	0
28	24/1/18	1236,5	6,19	-1,52%	0	11175,85	136,06	5,04%	1	0
29	25/1/18	1355,25	9,465	3%	1	11321,45	181,81	-2,18%	0	1
30	26/1/18	1474	12,74	7,90%	1	11160,6	253,91	-0,76%	0	0
31	27/1/18	1475,5	8,19	-6,75%	0	11292,75	163,49	3,14%	1	0
32	28/1/18	1389	5,66	-5,19%	0	11633,15	154,63	2,86%	1	0
33	29/1/18	1322	6,38	-4,44%	0	11519,85	137,42	-4,67%	0	0
34	30/1/18	1272	6,13	-2,79%	0	10705,25	264,72	-9,59%	0	0
35	31/1/18	1259	5,85	0,96%	1	10215,85	208,47	0,98%	1	0