



Universidad Tecnológica De Panamá
Facultad De Ingeniería De Sistemas Computacionales
Maestría En Analítica De Datos
Modelos Predictivos



Nombre de la investigación:

Modelo Predictivo para el Pronóstico del Precio Del Bitcoin

Nombre:

Randolph Rogers

Grupo:

AN-214

Facilitador:

Juan Marcos Castillo, PhD

10 de abril de 2025

Contenido

Introducción.....	3
Justificación	4
Antecedentes	5
Definición del problema.....	8
Análisis predictivo	9
Determinación de la base de datos	9
Pre-procesamiento y limpieza	10
Análisis descriptivo	15
Selección de variables	20
Selección de Modelos	21
Conclusiones.....	26
Recomendaciones y futuros estudios.....	27
Bibliografía.....	28

Introducción

Desde sus inicios, Bitcoin ha sido una de las criptomonedas más conocidas del mundo. Su precio cambia mucho a corto plazo, lo que ha atraído el interés y el análisis de las personas tanto para invertir como entender su comportamiento. Muchas personas quieren encontrar formas de predecir su valor para tomar mejores decisiones.

El propósito de este trabajo es crear un modelo que pueda pronosticar el precio del Bitcoin utilizando datos históricos y herramientas como las series de tiempo y algunos métodos básicos de aprendizaje automático. Es importante hacer este tipo de análisis porque, según los últimos años, cada vez son más las personas, empresas y gobiernos que invierten y utilizan el Bitcoin. El objetivo principal de este proyecto es realizar un pronóstico sobre el precio del bitcoin para el próximo año mediante modelos estadísticos.

Justificación

El uso de criptomonedas como Bitcoin en los últimos años ha crecido no solo entre los inversores sino también en las personas que buscan nuevas formas de manejar su dinero. Este crecimiento ha creado la necesidad de comprender mejor cómo se comporta el precio de Bitcoin, ya que su valor puede aumentar o bajar muy rápidamente. Hacer un pronóstico de precios le permite conocer posibles escenarios futuros y prepararse para decisiones más seguras. Si bien no puede saber exactamente qué sucederá, los modelos estadísticos pueden ofrecer un manual útil basado en datos reales.

Antecedentes

Origen y evolución del Bitcoin

Bitcoin fue creado por Satoshi Nakamoto, una persona o un equipo que utilizó el nombre como seudónimo que describió la tecnología en un white paper titulado Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System en el 2008. Es un concepto innovador y sencillo: el bitcoin es un activo digital que permite realizar transacciones seguras entre pares en Internet.^[1]

La idea era crear un sistema de intercambio de valor electrónico que no estuviera bajo el control de un país o institución. La primera transacción de bitcoin tuvo lugar el 12 de enero de 2009. El emisor fue Satoshi Nakamoto y el receptor Hal Finney. Se considera el primer uso de la tecnología subyacente de bitcoin, el blockchain.

Esto dejó claro que bitcoin era una criptomoneda con una tecnología utilizable. Una que abriría la puerta a una revolución tecnológica y fintech sin precedentes. Además, este revolucionario invento ha dado lugar a muchos conceptos nuevos como DeFi (finanzas descentralizadas) y DEX (exchange descentralizado).

Comportamiento del precio

A partir de 2011, algunas organizaciones e instituciones empezaron a aceptar donaciones en bitcoins y algunos comerciantes que operaban en Internet empezaron a aceptar estas criptomonedas como medio de pago. Después de ese momento, su precio comenzó a aumentar y a presentar alta volatilidad.

El precio de Bitcoin ha mostrado una alta volatilidad desde su creación, con fluctuaciones significativas en cortos períodos de tiempo. Por ejemplo, en diciembre de 2024, alcanzó un máximo histórico de alrededor de \$109,000, pero para marzo de 2025, había caído casi un 30% desde ese pico. Esta volatilidad se debe a varios factores, incluyendo la oferta limitada de Bitcoin, la confianza del mercado, la incertidumbre regulatoria y los avances tecnológicos. Además, eventos macroeconómicos, como el anuncio de nuevos aranceles por parte del gobierno de Estados Unidos en abril de 2025, han influido en la disminución del precio de Bitcoin por debajo de los \$82,000. Estas fluctuaciones resaltan la naturaleza impredecible del mercado de criptomonedas y la necesidad de herramientas analíticas para comprender y anticipar los movimientos de precios.^[2]

Importancia

Una de las grandes importancias del Bitcoin es que no ocupa espacio físico, lo que elimina las limitaciones de almacenamiento o transferencia. Las transacciones se realizan sin intermediarios, lo que reduce las comisiones de red y permite operaciones más rápidas y económicas. Además, su diseño garantiza que las transacciones son seguras e irreversibles, protegiendo la privacidad del usuario sin comprometer información personal. Bitcoin funciona de manera continua, sin restricciones de horarios o ubicación, lo que lo convierte en una opción atractiva para personas y empresas de todo el mundo.

A diferencia de otros tipos de dinero, el valor de Bitcoin no está sujeto a la inflación de un país ni a decisiones empresariales, lo que lo convierte en una alternativa confiable en un entorno económico inestable. Su red de ingeniería impide que las cuentas sean congeladas y los pagos bloqueados o cancelados, ofreciendo así una forma de pago y ahorro con un alto nivel de control por parte de los usuarios.

Definición del problema

El principal problema del Bitcoin es su volatilidad. Esto complica la predicción de su comportamiento tanto a corto como a largo plazo. Esta inestabilidad representa un desafío para inversores y empresas que buscan aprovechar las oportunidades que brinda esta criptomoneda. A pesar de su creciente adopción y popularidad, la carencia de herramientas precisas y confiables para pronosticar su valor afecta negativamente la toma de decisiones.

El desafío se centra en la necesidad de un modelo predecible que permita evaluar con mayor precisión el precio futuro de Bitcoin, basándose en datos históricos. Tanto inversores como analistas demandan métodos eficaces que minimicen el riesgo asociado a la alta volatilidad y los asesoren en la toma de decisiones más informadas, especialmente en un mercado tan incierto. En este contexto, se está trabajando en el desarrollo de una solución que utilice métodos de aprendizaje estadístico para generar pronósticos futuros sobre los precios de Bitcoin.

Análisis predictivo

Determinación de la base de datos

Se utilizarán los datos históricos del bitcoin desde enero 2012 hasta marzo 2025. Estos datos se han obtenido de Kaggle y se mantiene actualizada diariamente. La base de datos cuenta con el precio del bitcoin en cada minuto dando un total de 6,944,800 observaciones y 7 variables que estaremos transformando durante el preprocesamiento. Las variables corresponden a la fecha y hora cuando se consulto el estado del bitcoin, los precios de apertura, precio de cierre, volumen, precios mínimos y máximos. De estas variables, se considera el precio de cierre del Bitcoin como nuestra variable objetivo.

	Timestamp	Open	High	Low	Close	Volume	datetime
0	1.325412e+09	4.58	4.58	4.58	4.58	0.000000	2012-01-01 10:01:00+00:00
1	1.325412e+09	4.58	4.58	4.58	4.58	0.000000	2012-01-01 10:02:00+00:00
2	1.325412e+09	4.58	4.58	4.58	4.58	0.000000	2012-01-01 10:03:00+00:00
3	1.325412e+09	4.58	4.58	4.58	4.58	0.000000	2012-01-01 10:04:00+00:00
4	1.325412e+09	4.58	4.58	4.58	4.58	0.000000	2012-01-01 10:05:00+00:00
...
6944795	1.742169e+09	82554.00	82554.00	82554.00	82554.00	0.072000	NaN
6944796	1.742169e+09	82584.00	82615.00	82584.00	82615.00	0.194670	NaN
6944797	1.742169e+09	82555.00	82555.00	82555.00	82555.00	0.002680	NaN
6944798	1.742170e+09	82555.00	82555.00	82555.00	82555.00	0.000000	NaN
6944799	1.742170e+09	82569.00	82569.00	82566.00	82566.00	0.003019	NaN

6944800 rows x 7 columns

Ilustración 1 Vista previa del conjunto de datos

Pre-procesamiento y limpieza

Una vez cargada la base de datos se procede a realizar una vista previa de los datos e identificar los tipos de datos con los que se estará trabajando. Según la vista previa se observan valores nulos en la variable datetime por lo que se debe calcular nuevamente a partir del Timestamp suministrado.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 6944800 entries, 0 to 6944799
Data columns (total 7 columns):
#   Column      Dtype
---  -
0   Timestamp   float64
1   Open        float64
2   High        float64
3   Low         float64
4   Close       float64
5   Volume      float64
6   datetime    object
dtypes: float64(6), object(1)
memory usage: 370.9+ MB
```

Ilustración 2 Tipo de datos

Por otro lado, se observan que los tipos de datos son flotante a excepción del datetime, pero este se volverá a calcular y se transformará a tipo datetime.

Se inicia por minimizar los nombres de las variables para mantener consistencia y evitar confusiones en próximos procedimientos.

```
data.columns = data.columns.str.lower()
print(data.columns)
✓ 0.0s
Index(['timestamp', 'open', 'high', 'low', 'close', 'volume', 'datetime'], dtype='object')
```

Ilustración 3 Minimizar columnas

Se busca eliminar observaciones duplicadas para mantener un procesamiento eficiente. Se utiliza la función duplicated() para obtener un listado de booleanos

indicando “True” si la observación es duplicada, de lo contrario “False”. Luego se utiliza `value_counts()` para hacer un conteo del total de True y False.

```
data.duplicated().value_counts()
✓ 12.3s
False    6944800
Name: count, dtype: int64
```

Ilustración 4 Buscar duplicados

Según el cálculo, no se encuentran observaciones duplicadas. La cantidad de valores False es la misma que el total de observaciones de la base de datos.

Anteriormente se había observado la variable `datetime` con valores nulos. Utilizamos un procedimiento similar al anterior pero esta vez con la función `isna()` la cual retorna “True” si la observación es un valor nulo, de lo contrario “False”.

```
data["datetime"].isna().value_counts()
✓ 0.2s
datetime
False    6782280
True     162520
Name: count, dtype: int64
```

Ilustración 5 Buscar valores nulos

Se calcula un total de 162,520 valores nulos en la variable `datetime`. Como esta variable es muy importante para la serie temporal se procede a calcular la fecha a partir de la variable `timestamp`.

```
data["datetime"] = pd.to_datetime(data["timestamp"], unit="s", utc=True)
data.head()
```

✓ 4.0s

	timestamp	open	high	low	close	volume	datetime
0	1.325412e+09	4.58	4.58	4.58	4.58	0.0	2012-01-01 10:01:00+00:00
1	1.325412e+09	4.58	4.58	4.58	4.58	0.0	2012-01-01 10:02:00+00:00
2	1.325412e+09	4.58	4.58	4.58	4.58	0.0	2012-01-01 10:03:00+00:00
3	1.325412e+09	4.58	4.58	4.58	4.58	0.0	2012-01-01 10:04:00+00:00
4	1.325412e+09	4.58	4.58	4.58	4.58	0.0	2012-01-01 10:05:00+00:00

Ilustración 6 Calcular el día y hora a partir de Timestamp

Una vez calculada la variable datetime, se puede observar las primeras fechas en un formato correcto y con zona horaria UTC.

```
start_date = data["datetime"].min()
end_date = data["datetime"].max()
print(f"Fecha: {start_date} - {end_date}")
```

✓ 0.0s

Fecha: 2012-01-01 10:01:00+00:00 - 2025-03-17 00:00:00+00:00

Ilustración 7 Fecha Inicial y Final de los datos

Se calcula la primera y ultima fecha de los datos y se confirma que son las mismas en la documentación de los datos.

A continuación, se verifica si el conjunto de datos cuenta con todas las observaciones del precio del Bitcoin desde sus inicios para asegurar que no hagan falta datos.

```
date_range = pd.date_range(start=start_date, end=end_date, freq="B")
missing_dates = date_range.difference(data["datetime"])
len_missing_dates = len(missing_dates)
pct_missing_dates = len_missing_dates/len(data)*100
print(f"Fechas faltantes: {len_missing_dates} - {pct_missing_dates:.2f}%")
```

✓ 1.2s

Fechas faltantes: 0 - 0.00%

Ilustración 8 Búsqueda de fechas faltantes

Según el calculo realizado, no hace falta ninguna observación.

El conjunto de datos cuenta con el precio por cada minuto. Como se está trabajando en días y semanas, se procede a agrupar los datos de manera diaria para algunos análisis y semanal para el modelo predictivo.

```
data["date"] = data["datetime"].dt.date
daily_data = data.groupby("date").agg({
    "open": "first",      # Primer precio de apertura del día
    "high": "max",        # Precio más alto del día
    "low": "min",         # Precio más bajo del día
    "close": "last",      # Último precio de cierre del día
    "volume": "sum"       # Volumen total del día
}).reset_index()
✓ 2.6s
```

Ilustración 9 Agrupación de datos diarios

Obtener la fecha a partir de un formato datetime creara múltiples observaciones al día. Debido a esto, es necesario agrupar los datos por día y decidir cual información en cada variable se desea mantener.

	date	open	high	low	close	volume
4820	2025-03-13	83677.0	84287.0	79910.0	81079.0	1830.000892
4821	2025-03-14	81084.0	85294.0	80801.0	83975.0	1986.995114
4822	2025-03-15	83984.0	84449.0	83984.0	84347.0	87.886971
4823	2025-03-16	84362.0	85059.0	81983.0	82555.0	1178.202344
4824	2025-03-17	82569.0	82569.0	82566.0	82566.0	0.003019

Ilustración 10 Precio diario del Bitcoin

La investigación utilizara observaciones desde el 1 de enero del 2020 hasta el 31 de diciembre de 2024 para trabajar en periodos anuales y recientes.

```

daily_data["date"] = pd.to_datetime(daily_data["date"])
current_year = daily_data["date"].dt.year.max()
daily_data = daily_data[
    (daily_data["date"].dt.year >= (current_year - 5))
    & (daily_data["date"].dt.year < 2025)
]

```

Ilustración 11 Limitación de fecha inicial y final

Se agrupan los datos semanalmente utilizando `resample("W")`. Este agrupa los datos diarios por semana calendario con el precio a fin de semana, más precisamente el domingo.

```

daily_data = daily_data.set_index("date")
weekly_data = daily_data.resample("W").agg({
    "open": "first",
    "high": "max",
    "low": "min",
    "close": "last",
    "volume": "sum"
}).reset_index()
daily_data = daily_data.reset_index()

```

Ilustración 12 Agrupación de datos semanales

Como resultado del preprocesamiento y la limpieza de los datos, se cuenta con los datos históricos del precio del bitcoin semanal resultando en un total de 262 observaciones.

	date	open	high	low	close	volume
0	2020-01-05	7145.05	7495.00	6853.53	7430.83	18877.685383
1	2020-01-12	7431.63	8463.57	7310.00	8113.39	51732.118034
2	2020-01-19	8114.82	9188.10	8039.00	8640.60	56161.696306
3	2020-01-26	8641.38	8792.98	8212.90	8553.43	36543.094005
4	2020-02-02	8553.43	9570.00	8519.63	9437.47	43689.685350
...
257	2024-12-08	97260.00	103647.00	92092.00	101204.00	22744.740496
258	2024-12-15	101188.00	105149.00	94249.00	104427.00	11117.683686
259	2024-12-22	104476.00	108364.00	92118.00	95098.00	16082.294756
260	2024-12-29	95098.00	99881.00	92389.00	93557.00	10331.573022
261	2025-01-05	93564.00	96117.00	91315.00	93381.00	2969.871021

Ilustración 13 Conjunto de datos preprocesado y limpio

Análisis descriptivo

Como primer paso en el análisis descriptivo, realizamos un análisis estadístico sobre cada una de las variables del conjunto de datos.

	date	open	high	low	close	volume
count	262	262.00	262.00	262.00	262.00	262.00
mean	2022-07-06 12:00:00	36171.13	38600.31	33832.27	36500.18	27482.71
min	2020-01-05 00:00:00	5324.40	6989.04	3850.00	5311.32	2969.87
25%	2021-04-05 18:00:00	19559.75	21235.00	18611.70	19761.75	11926.55
50%	2022-07-06 12:00:00	32174.36	35026.44	29514.50	32623.70	16575.00
75%	2023-10-06 06:00:00	50408.12	55379.75	46476.65	50498.80	34676.23
max	2025-01-05 00:00:00	104476.00	108364.00	94249.00	104427.00	168108.53
std	NaN	21205.65	22435.59	19888.87	21421.25	25649.56

Ilustración 14 Análisis estadístico de los datos

Durante el periodo analizado, que abarca desde enero de 2020 hasta la última semana del 2024, el precio semanal del Bitcoin mostró una gran volatilidad. En promedio, el precio de apertura fue de 36,171.13 USD y el de cierre fue de 36,500.18 USD, con máximos semanales alcanzando hasta los 108,364 USD y mínimos tan bajos como 3,850 USD. La mediana del precio de cierre fue de 32,623.70 USD, lo que sugiere que más de la mitad del tiempo el precio se mantuvo por debajo del promedio, reflejando la presencia de valores extremos al alza. El volumen de transacciones también varió considerablemente, con una media de 27,482.71 y un máximo de 168,108.53, lo que indica semanas de alta actividad en el mercado. Esta descripción evidencia tanto el crecimiento sostenido como la inestabilidad típica del mercado de criptomonedas.

Posteriormente se observa un gráfico del precio semanal del bitcoin.



Ilustración 15 Precio semanal histórico del Bitcoin

Como podemos observar, a finales de 2020 el precio del Bitcoin comenzó a elevarse rápidamente, partiendo desde los 9 mil USD en julio de ese año e iniciando 2021 con un valor de 32 mil USD. Durante 2021 se registró uno de sus precios más altos, alcanzando los 64 mil USD en noviembre.

El año 2022 fue un periodo muy desfavorable para el Bitcoin, ya que su precio estuvo en constante declive, finalizando en 16 mil USD. Sin embargo, a partir de enero de 2023, su valor comenzó a aumentar considerablemente, en marcado contraste con lo observado el año anterior.

La recuperación fue tan significativa que, a finales de 2024, Bitcoin rompió su récord histórico al alcanzar un precio de 104 mil USD.

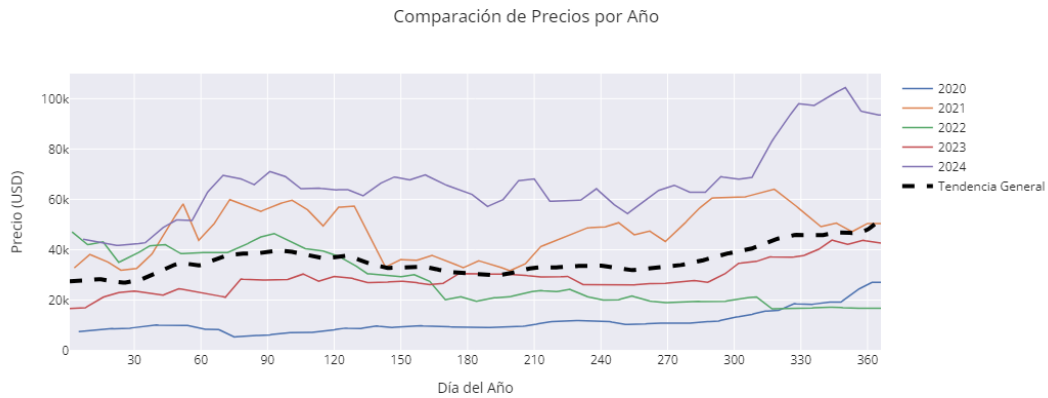


Ilustración 16 Precio semanal y anual del Bitcoin

Al comparar el precio a lo largo de cada año, se observa que alcanza su nivel más bajo durante los primeros días. Posteriormente, se registra un pico alrededor de los 90 días, seguido de una disminución a mediados del año. A partir de los 270 días, el precio aumenta de forma continua, culminando en un récord anual. Cabe destacar que el único año en el que no se aprecia este patrón fue el 2022, ya que su precio estuvo en declive desde finales del año anterior hasta finales del 2022.

Para verificar si el precio del cierre presenta un comportamiento estacionario se realizó la prueba Dickey-Fuller Aumentada.

```
weekly_data.set_index("date", inplace=True)
result = adfuller(weekly_data["close"])
print("Estadístico ADF:", result[0])
print("Valor p:", result[1])

if result[1] < 0.05:
    print("La serie es estacionaria.")
else:
    print("La serie no es estacionaria.")
```

✓ 0.0s

Estadístico ADF: -0.9561417226714982
 Valor p: 0.7689227825475343
 La serie no es estacionaria.

Ilustración 17 Prueba ADF

Esta arroja un estadístico de -0.956 y un valor p de 0.7689 , lo que indica que la serie no es estacionaria.

Se utilizó la descomposición estacional para observar el comportamiento estacional y la tendencia del precio del cierre del bitcoin. Como parámetro se utilizó un modelo aditivo y un periodo de 52. Este indica que se espera estacionalidad anual en una serie semanal (52 semanas por año).

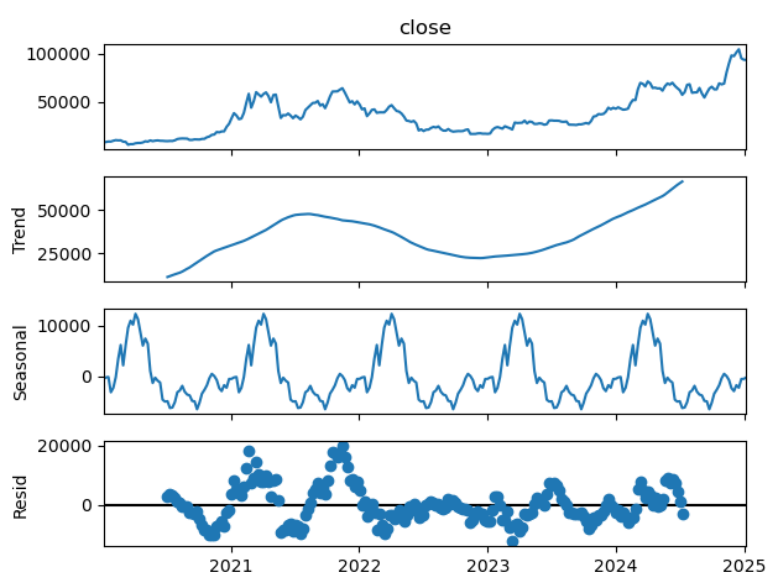


Ilustración 18 Resultados de descomposición estacional

El componente de tendencia muestra las fases que ha atravesado el precio del Bitcoin durante el periodo analizado. Se observa un fuerte crecimiento desde principios de 2020 hasta finales de 2021, seguido por una caída pronunciada a lo largo de 2022, y finalmente una recuperación sostenida que se extiende hasta principios de 2025.

El componente estacional revela patrones que tienden a repetirse anualmente. Aunque la estacionalidad no es tan marcada, se observan ciertos ciclos recurrentes

en los que el precio experimenta aumentos o disminuciones en momentos similares del año.

Por último, el componente de residuos representa las variaciones no explicadas por la tendencia ni la estacionalidad. Durante 2021 y 2022, los residuos muestran una mayor dispersión, lo cual podría estar relacionado con eventos inesperados o atípicos, como noticias económicas o crisis específicas del sector. A partir de 2023, estos residuos tienden a estabilizarse, indicando un comportamiento más predecible en la serie.

Posteriormente se realizaron gráficos de autocorrelación para observar dependencias temporales en los precios semanales.

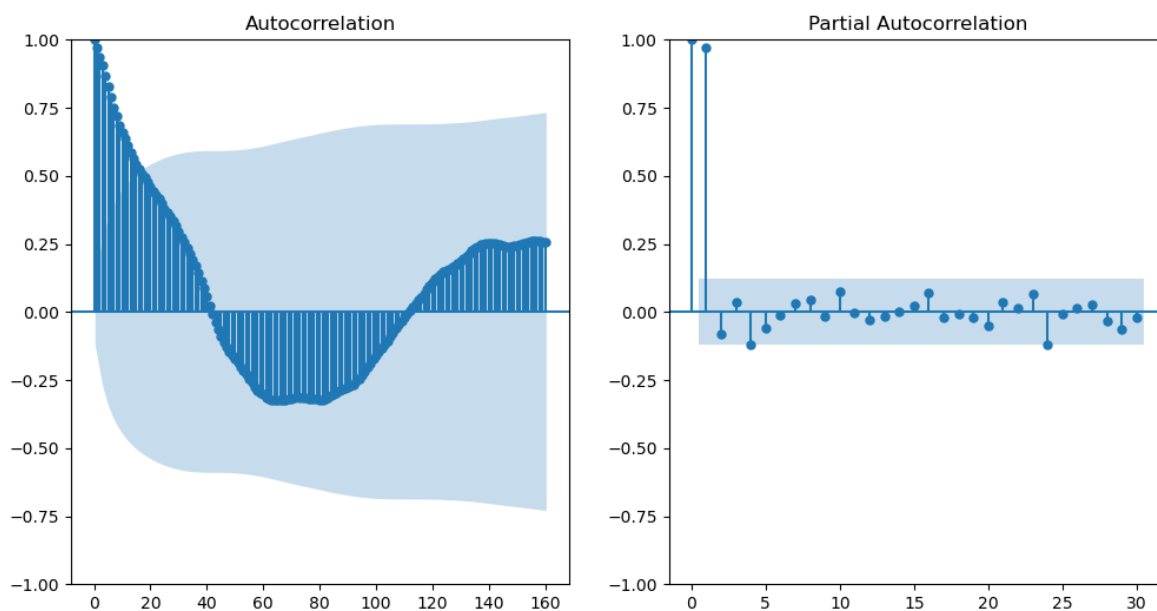


Ilustración 19 Gráficos de Autocorrelación

El gráfico de autocorrelación muestra un patrón de oscilación entre los valores positivos y negativos. El último punto que sobresale del intervalo de confianza está alrededor del rezago 16.

Por otro lado, según el gráfico de autocorrelación parcial, se observa un pico fuerte en el rezago 1 y muy leves en los rezagos 4 y 24. Estos son puntos para considerar a momento de utilizar modelos autorregresivos.

Selección de variables

Las variables por utilizar para el modelo predictivo serán date y close. Estas corresponden a la fecha y precio del cierre del Bitcoin.

	date	close
0	2020-01-05	7430.83
1	2020-01-12	8113.39
2	2020-01-19	8640.60
3	2020-01-26	8553.43
4	2020-02-02	9437.47
...
257	2024-12-08	101204.00
258	2024-12-15	104427.00
259	2024-12-22	95098.00
260	2024-12-29	93557.00
261	2025-01-05	93381.00
262 rows × 2 columns		

Ilustración 20 Variables a utilizar

Selección de modelos

1. AR (AutoRegresivo): Modelo que predice el valor de la serie temporal en un tiempo t usando una combinación lineal de sus valores pasados. Se basa en la idea de que la serie depende de su propio historial.

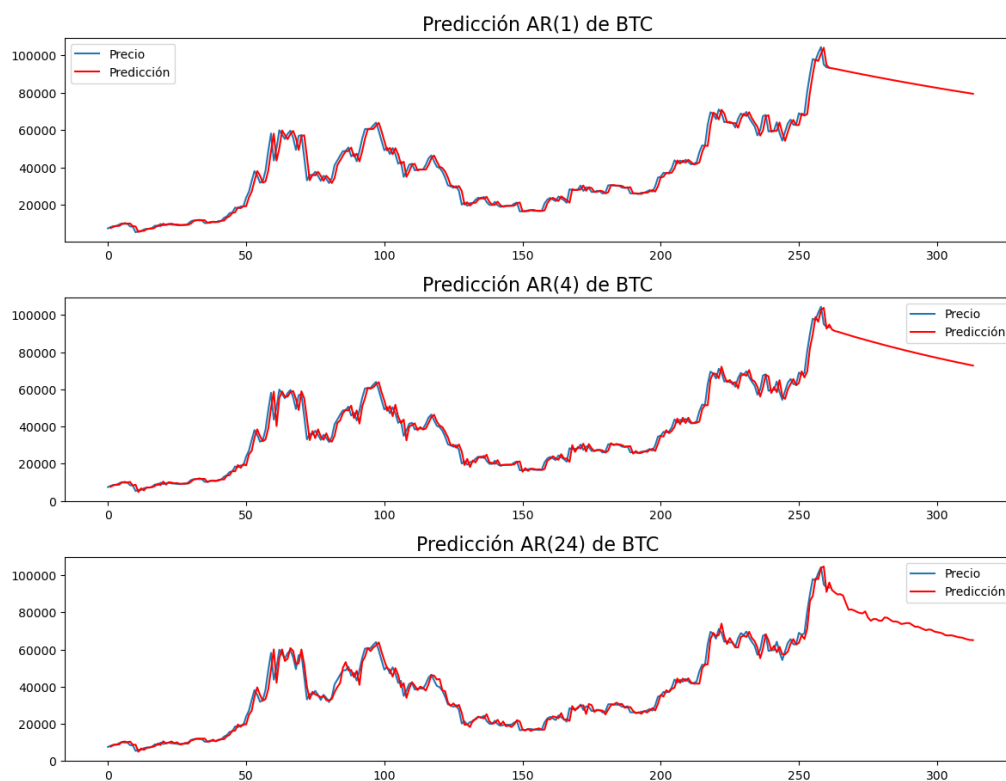


Ilustración 21 Pronóstico del modelo AR

Order	AIC	BIC
4	5013.9	5035.4
24	5019.2	5112.0
1	5024.5	5035.2

Ilustración 22 Resultados del modelo AR

Según los resultados de AIC y BIC se elige el modelo AR(4).

2. MA (Media Móvil): Modelo que predice el valor de la serie temporal en t usando un promedio ponderado de los errores de predicción pasados. Se enfoca en la relación de los errores previos.

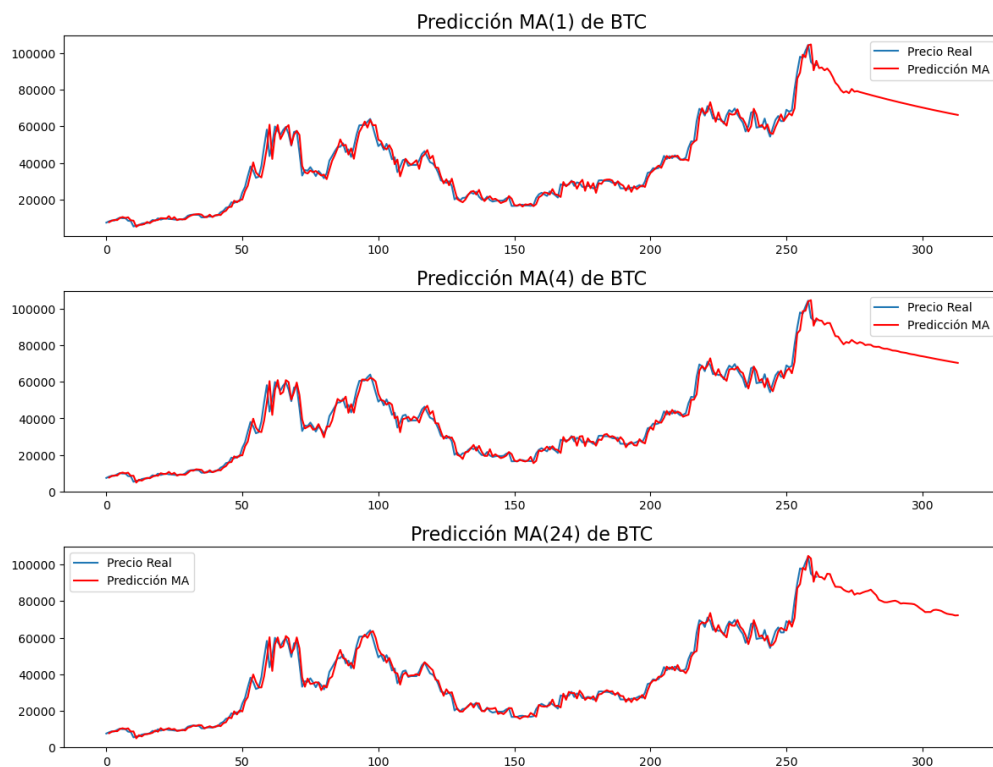


Ilustración 23 Pronóstico del modelo MA

Order	AIC	BIC
4	5014.9	5093.4
1	5016.5	5084.3
24	5032.1	5182.0

Ilustración 24 Resultados del modelo MA

Según los resultados de AIC y BIC se elige el modelo MA(1,0,16) con menos riesgo de sobreajuste.

3. ARIMA (AutoRegresivo Integrado de Media Móvil): Extensión del modelo ARMA que incluye un paso de integración para hacer que la serie temporal sea estacionaria. Es útil para series con tendencias no estacionarias.

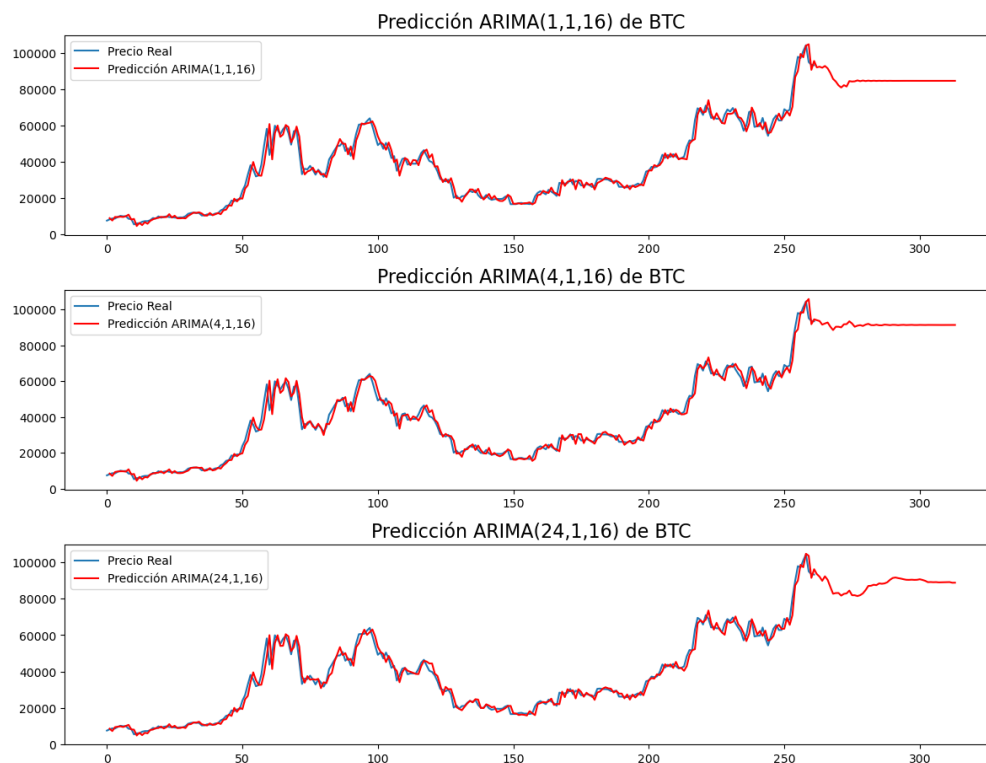


Ilustración 25 Pronóstico del modelo ARIMA

Order	AIC	BIC
(1, 16)	4985.9	5050.1
(4, 16)	4989.4	5064.3
(24, 16)	5011.2	5157.3

Ilustración 26 Resultados del modelo ARIMA

Según los resultados de AIC y BIC se elige el modelo ARIMA(1,1,16).

4. SARIMA (ARIMA Estacional): Extiende ARIMA al incluir componentes estacionales. Es adecuado para series temporales con patrones estacionales regulares, modelando tanto las relaciones no estacionarias como las estacionales.

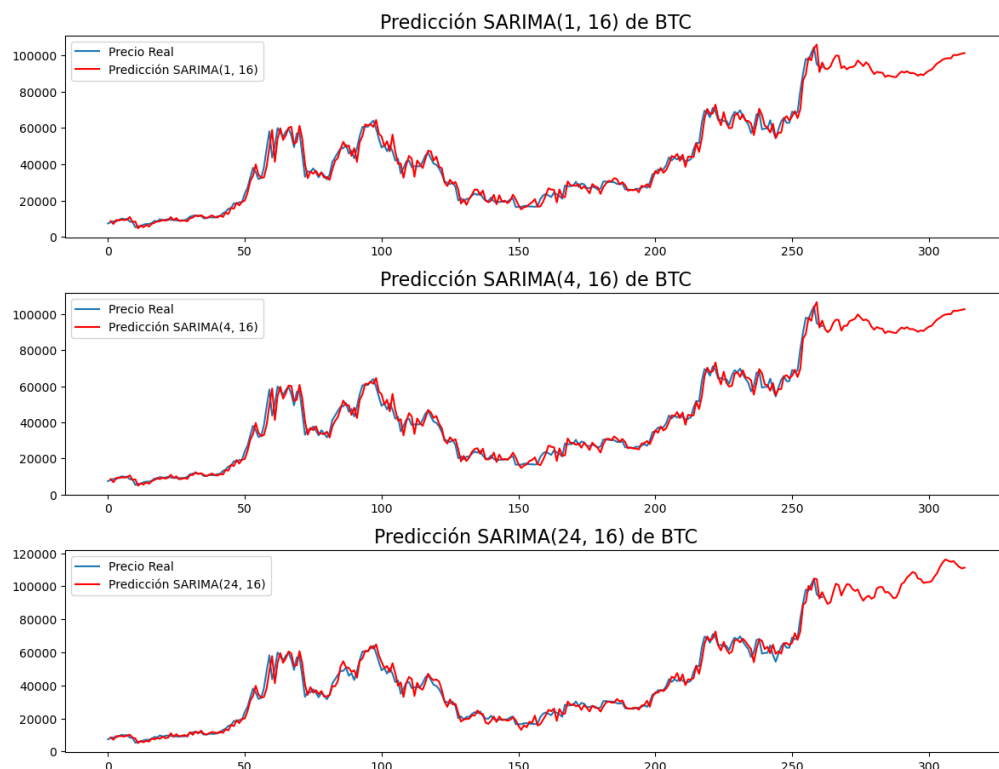


Ilustración 27 Pronóstico del modelo SARIMA

Order	AIC	BIC
(1, 16)	4068.7	4135.5
(4, 16)	4072.7	4149.6
(24, 16)	4088.4	4232.1

Ilustración 28 Resultados del modelo SARIMA

Según los resultados de AIC y BIC se elige el modelo SARIMA(1,1,16) con orden estacional (1, 1, 1, 52)

Al evaluar cada modelo obtenemos los siguientes resultados:

Modelo	RMSE	MAE	MAD	MAPE (%)	R ²
AR	3355.17	2293.55	2293.55	6.60	0.98
MA	3193.09	2216.64	2216.64	6.50	0.98
ARIMA	3165.93	2212.26	2212.26	6.71	0.98
SARIMA	3360.69	2464.39	2464.39	7.58	0.98

Ilustración 29 Resultados de evaluación de cada modelo

Tras comparar los distintos modelos de series temporales (AR, MA, ARIMA y SARIMA), se concluye que el modelo ARIMA ofrece el mejor rendimiento general. Este modelo presenta el menor error cuadrático medio (RMSE) y el menor error absoluto medio (MAE), además del coeficiente de determinación (R^2) más alto, lo que indica una mayor capacidad para explicar la variabilidad de los datos. Aunque el modelo MA tiene un MAPE ligeramente inferior, ARIMA logra un equilibrio más sólido entre precisión y capacidad explicativa. En contraste, el modelo SARIMA, a pesar de su complejidad y buen desempeño en AIC/BIC, mostró los peores resultados en todas las métricas de error. Por tanto, ARIMA es el modelo más adecuado para esta serie temporal.



Ilustración 30 Pronóstico del precio del Bitcoin

Conclusiones

A lo largo del proyecto pude analizar el comportamiento semanal del precio del Bitcoin desde 2020 hasta finales de 2024. Este análisis me permitió ver cómo ha sido su evolución, desde fuertes crecimientos hasta caídas importantes, destacando la volatilidad del mercado de criptomonedas. También aprendí a identificar patrones estacionales y tendencias usando técnicas como la descomposición estacional y pruebas de estacionariedad.

Además, al aplicar diferentes modelos de series temporales, comprobé que el modelo ARIMA fue el que mejor se ajustó a los datos, ya que presentó los menores errores de predicción. Si bien es cierto que se eligió el modelo ARIMA, la diferencia no era muy distinta en comparación a otros modelos y el resultado tampoco fue lo esperado. Generar modelos para predecir el precio de las criptomonedas no es tan sencillo como parece y esto se puede observar con los resultados de los modelos actuales.

Este ejercicio me ayudó a entender mejor cómo funciona el modelado predictivo en series temporales y su utilidad para anticipar el comportamiento de variables financieras como el Bitcoin.

En general, fue una experiencia muy útil a pesar no obtener el resultado esperado, entre ellos un modelo que se ajuste mucho mejor al comportamiento del precio del Bitcoin, pero me permitió aplicar los conocimientos vistos en clase e identificar muchas oportunidades de mejora para crear modelos de series temporales.

Recomendaciones y futuros estudios

Una de las principales recomendaciones es optimizar los parámetros de los modelos, principalmente las ordenes estacionales del modelo ARIMA.

También sería valioso incluir variables externas como noticias económicas, regulaciones del mercado, indicadores macroeconómicos o incluso métricas relacionadas con redes sociales, ya que estas pueden influir directamente en el comportamiento del precio del Bitcoin y aportar mayor contexto a los modelos.

Para futuros estudios, se sugiere explorar modelos más complejos como redes neuronales recurrentes (RNN) o modelos basados en aprendizaje profundo (LSTM), que pueden captar mejor patrones no lineales y dependencias temporales más largas.

Finalmente, se podría considerar el análisis de otras criptomonedas para hacer comparaciones o incluso estudiar correlaciones entre ellas, lo cual puede abrir nuevas oportunidades para entender mejor el mercado y mejorar la toma de decisiones en escenarios de inversión o gestión de riesgo.

Bibliografía

- [1] “Bitcoin: Conoce el origen de la primera criptomoneda del mundo,” *vibrantapp.com*. <https://vibrantapp.com/blog/bitcoin-conoce-el-origen-de-la-primera-criptomoneda-del-mundo> (accessed Mar. 16, 2025)
- [2] “Volatilidad de Bitcoin: ¿Qué causa las oscilaciones de precio de BTC? | Crypto.com,” *Volatilidad de Bitcoin: ¿Qué causa las oscilaciones de precio de BTC? | Crypto.com*, 2018. https://crypto.com/es/bitcoin/why-is-bitcoins-price-volatile?utm_source=chatgpt.com (accessed Mar. 16, 2025)
- [3] Zielak, “Bitcoin Historical Data,” *Kaggle.com*, 2025. <https://www.kaggle.com/datasets/mczielinski/bitcoin-historical-data/data> (accessed Mar. 16, 2025).
- [4] Rogers, Randolph, “utp-modelos-predictivos-btc-forecast,” *github.com*, 2025. <https://github.com/SwattyX/utp-modelos-predictivos-btc-forecast> (accessed Abr. 10, 2025).