



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MÉXICO



FACULTAD DE ECONOMÍA

Ley de Benford: Optimización de un portafolio de inversión para la determinación de la confiabilidad de inversión de la criptomoneda Bitcoin (BTC)

## TESIS

PARA OBTENER EL TÍTULO DE

LICENCIADO EN ACTUARÍA

PRESENTA:

AVILA GÓMEZ CHRISTHOPER ADEMIR

ASESOR:

Dr. En E.P DANIEL LOZANO KEYMOLEN

REVISORES:

Dra. En C.E.A. NATALIE RAMIREZ CARMONA

Dr. En E.P SERGIO CUAUHTEMOC GAXIOLA ROBLES

TOLUCA, ESTADO DE MEXICO

JUNIO 2023

## ÍNDICE

Introducción .....	1
Capítulo 1. Conceptos básicos sobre la inversión en criptomonedas .....	8
1.1 Riesgo de inversión.....	8
1.1.1 Oportunidad de Inversión .....	9
1.1.2 Volatilidad.....	9
1.2 Ley de Benford.....	9
1.3 Valor al Riesgo (VaR) .....	15
1.4 Optimización .....	19
Capítulo 2. Las criptomonedas en el contexto mundial y en México .....	23
2.1 El origen de las criptomonedas .....	23
2.2 Las criptomonedas en el siglo XXI .....	25
2.3 La criptomoneda Bitcoin (BTC) .....	28
2.4 Las inversiones en Bitcoin.....	33
2.4.1 Economías que adoptan el Bitcoin .....	35
2.5 Las criptomonedas en México.....	38
Capítulo 3. Metodología de optimización de un portafolio de inversión .....	41
3.1 Fuentes de datos .....	41
3.2 Variables de investigación.....	41
3.3 Técnicas de estimación.....	42
3.3.1 Obtención de VaR.....	43
3.3.2 Ley de Benford en VaR .....	53
3.3.3 Optimización de Portafolio.....	57
Capítulo 4. Resultados de optimización de un portafolio de inversión .....	60
4.1 Resultados del Valor al Riesgo .....	62
4.2 Aplicación de la Ley de Benford .....	70
4.3 Optimización del portafolio .....	79
Conclusiones .....	81
Limitaciones de la tesis .....	83
Futuras líneas de investigación.....	84
Referencias bibliográficas.....	85

## Introducción

Una criptomoneda es un activo digital que opera con un cifrado criptográfico de mensajes (Merriam-Webster, 2018). De esta manera se pueden garantizar y asegurar la confiabilidad de las transacciones y también se puede controlar la creación y el respaldo de las criptomonedas (Santander, 2021). Así, hay un límite en cantidad de éstas con lo cual obtienen su poder adquisitivo. Es casi imposible falsificar o duplicar estas monedas, ya que solo existen en forma digital y no se pueden tener en forma física.

Desde los inicios de las criptomonedas, su fama e interés por invertir en ellas era cada vez mayor, pero en paralelo a ello, el desconocimiento de su función y valor en objetos reales provocaban dudas sobre sus sustentos dado que se establecieron como una forma de dinero sin terceros intermediarios, “peer-to-peer”. En la actualidad, en torno a las criptomonedas siguen pasando cosas similares, aunque su fama y precio son elevados: la existencia de cientos de ellas invade los mercados financieros.

De lo anterior, surgen algunos cuestionamientos que permiten identificar el comportamiento del mercado para las criptomonedas en cuestión. Por ejemplo, ¿Cómo funciona un mercado de criptomonedas? Las criptomonedas constituyen a un mercado descentralizado, lo que significa que los mercados no son emitidos ni respaldados por una autoridad central, es decir, un gobierno. Esto ha provocado que en diversos países solo se permite el uso de criptomonedas como divisas y en transacciones privadas acatando normas establecidas por los gobiernos y obligados a respetar las restricciones bancarias. Existen casas de cambio como el caso de Bitso donde es posible comprar o vender Bitcoins. En términos de su funcionamiento, las criptomonedas se guardan en un monedero digital en un ordenador o dispositivo móvil. Las criptomonedas pueden ser compradas y vendidas a través de intercambios y pueden ser almacenadas en billeteras virtuales (IG, 2021). La tramite de transacciones y la emisión de criptomonedas se lleva a cabo por internet.

Los precios de estas criptomonedas se basan en meras especulaciones. Así, se dice que su valor proviene de ello, de la escasez, pero las enormes burbujas, especulaciones, con sustentos meramente hipotéticos, hacen que sea extremadamente volátil y con un valor en riesgo comprometedor. Tanto así que las criptomonedas se han comparado con las famosas empresas “PUNTO-COM” (1997–2000), con aquellas burbujas económicas de la historia que no terminaron bien, afectando a las economías más importantes de todo el mundo.

Sobre las criptomonedas se puede decir que existen diversas como Bitcoin (BTC), Litecoin (LTC), Binance Coin Bitcoin (BNB) y Ethereum (ETH) entre otros. Este tipo de monedas se destinan a diversos ámbitos de uso, lo cual impacta en que unas tengan un mayor valor que otras. Al igual que otros activos financieros, el riesgo de pérdida está presente y se relaciona con pérdidas, independiente del perfil de inversionista que se tenga.

Entre las monedas digitales más utilizadas se encuentra el Bitcoin (BTC) que es la primera moneda digital descentralizada. Los BTC son monedas digitales que pueden transferirse de persona a persona a través de la red sin pasar por un banco o algún intermediario (Bitcoin, 2022). Para el caso de BTC, y la mayoría de las criptomonedas, el precio puede aumentar o disminuir de manera espontánea en un plazo corto, esto es debido a la economía nueva del mercado (Bitcoin, 2022). En este sentido, una transacción de criptomonedas es irreversible, lo que significa que toda operación debe asegurarse con fuentes confiables dado que estas no son una moneda oficial, lo que no exime de cumplir con impuestos, y/o cualquier reglamento legal emitido (Bitcoin, 2021).

A pesar de las potencialidades que se le han asignado, en torno al BTC y otras monedas digitales se han planteado una serie de críticas, así como de riesgos para los usuarios y las sociedades en general. Entre estas críticas y riesgos destaca la necesidad de establecer un portafolio que permita otorgar un rendimiento máximo para un nivel de riesgo dado (Tenkam, Mba y Mwambi, 2022). Esto se ha propuesto a través de diversas investigaciones algunas de las cuales se presentan a continuación.

Sobre los procesos de optimización de un portafolio de inversión para criptomonedas se han explorado modelos como el propuesto por Ma y colaboradores (2020) que desarrollan el método de Diversificación Naive y un Portafolio de media-varianza de Markowitz para determinar la optimización de un portafolio de criptomonedas. Se intenta averiguar cuál de estos dos métodos es el óptimo para poder invertir criptomonedas a comparación de acciones.

El estudio que se propuso por Ma y colaboradores (2020) demuestra que un portafolio diversificado de criptomonedas proporciona mejores rendimientos en comparación con una cartera de activos (sin criptomonedas), para el mismo nivel de riesgo, medido por la desviación estándar de los portafolios. Así, los portafolios diversificados de criptomonedas superaron a las carteras tradicionales. Además, la diversificación a través de las criptomonedas también redujo significativamente el riesgo y logró mayores rendimientos. Por lo tanto, se puede concluir que agregar criptomonedas a las carteras existentes puede aumentar significativamente los rendimientos y proporcionar una mejor diversificación al reducir el riesgo de la cartera (Ma, 2020).

Por otra parte, se planteó la idea de saber si el BTC puede ser un reemplazo posible del oro con el objetivo de ampliar el campo de investigación mediante la realización de análisis de portafolios con acciones, oro y criptomonedas en las economías más grandes del mundo. Dada la naturaleza caprichosa de las monedas virtuales, en el estudio realizado se buscó determinar la criptomoneda con la volatilidad más baja en términos de atributos finales y se empleó una metodología de optimización no lineal para encontrar los rendimientos ajustados al riesgo de las carteras construidas. Para esto se utilizó tres métodos para calcular el Valor al Riesgo (VaR), que son: simulación histórica, aproximamiento a distribución paramétrica y simulaciones Monte-Carlo (Som y Kayal, 2022).

Los resultados muestran que el Bitcoin tiene el VaR más bajo a comparación de las otras tres criptomonedas y, por lo tanto, se compara con el oro como clase de activo. Con el análisis se puede concluir que, independientemente de la naturaleza de volatilidad, el BTC debería estar contenido dentro de los portafolios, quizás en un pequeño porcentaje, ya que aumenta significativamente los rendimientos y

contrarresta los riesgos asociados. Las propiedades diversificadoras de Bitcoin junto con el oro mejoran el rendimiento de los portafolios. Según este estudio se notó que el oro proporciona la diversificación necesaria, mientras que Bitcoin agrega valor (Som y Kayal, 2022).

Otras investigaciones realizaron pruebas de optimización de portafolios mediante inversiones en índices bursátiles y BTC. El objetivo fue determinar los efectos de aplicar la teoría de optimización de portafolios de Markowitz, es decir, las ventajas de aplicar la teoría moderna de portafolios para los inversionistas. Los resultados indican que el uso del método de selección de cartera de Markowitz, con todas sus limitaciones, es deseable, posible y aplicable, pero que conlleva graves fallas en el sentido de descuidar los costos de transacción, las diferencias de cambio y el valor real en bolsa. Los resultados de la investigación muestran que Bitcoin es una buena fuente de diversificación en una cartera que contiene instrumentos financieros tradicionales tanto para el inversor adverso al riesgo como para aquellos inversores que tienen un mayor apetito por el riesgo. La conclusión es que el comportamiento racional de los inversionistas requiere la consideración de invertir en Bitcoin utilizando el modelo de Markowitz. Sin embargo, dado el alto grado de volatilidad, los inversores deben tener mucho cuidado al tomar decisiones sobre la inclusión del BTC en el portafolio (Miloš Grujić, 2021).

Una investigación analizó la optimización y diversificación de portafolios de criptomonedas utilizando un enfoque basado en cópula compuesta. La investigación se centró en la selección y optimización de un portafolio de criptomonedas utilizando el algoritmo de agrupamiento K-medias y el modelo de cópula GARCH C-Vine combinado con el algoritmo de evolución diferencial. Este enfoque integrado permite la construcción de una cartera diversificada de ocho criptomonedas y determina una estrategia de asignación óptima que permite minimizar el valor en riesgo condicional de la cartera y maximizar el rendimiento. En conclusión, los resultados demuestran que hay consistencia con las características riesgosas del mercado de criptomonedas: no regulado, anonimato de la transacción y altamente volátil. Y también se demostró que las veinte criptomonedas principales consideradas en estudios anteriores parecen estar altamente correlacionadas, por lo que no se

puede formar un portafolio de criptomonedas diversificada a partir de estas veinte principales (Herve M. Tenkam, 2022).

Otro trabajo de investigación realizado por Hrytsiuk y colaboradores (2019) tuvo como objetivo el optimizar un portafolio de criptomonedas utilizando la medida Valor al Riesgo (VaR). Se analizaron los rendimientos diarios de las criptomonedas más comunes: Bitcoin, Bitcoin Cash, Litecoin, XRP, Ethereum, NEM. Se mostró que los rendimientos de los activos no se distribuyen normalmente, pero con buena precisión siguen la distribución de Cauchy. En conclusión, se demostró que los rendimientos de las criptomonedas no están sujetos a una distribución normal, pero pueden describirse mediante la distribución de Cauchy (Petro Hrytsiuk, 2019). Usando la función de distribución de Cauchy, se obtuvieron las expresiones analíticas para las medidas de riesgo de VaR y se realizaron los cálculos de evaluación de riesgo de criptomonedas utilizando el enfoque VaR. Como resultado de la optimización, se construyeron los conjuntos de carteras de criptomonedas óptimas. El alto rendimiento y el bajo riesgo de BTC predeterminan su dominio en la cartera de criptomonedas.

Después de revisar parte de la bibliografía de investigación sobre optimización y automatización de portafolios de criptomonedas, se observa que se utilizan tres métodos de optimización de portafolio, la media-varianza de Markowitz, técnica de recocido simulado generalizado no lineal (GenSA) y Diversificación Naive. Además, es posible identificar el uso del índice de Sharpe para determinar qué portafolio tiene los mejores rendimientos. También se emplearon métodos tal como VaR y log-rendimiento para así poder hacer un mejor análisis optimizando los datos.

Considerando lo anterior, se plantean las siguientes preguntas de investigación.

### **Preguntas de investigación**

Respecto del comportamiento de la criptomoneda Bitcoin se plantean las siguientes preguntas de investigación que sustentan a esta tesis.

1. ¿Mediante modelos matemáticos, estadísticos y según la Ley de Benford puede incrementarse la confianza de inversión en la criptomoneda Bitcoin?
2. ¿La probabilidad de pérdida es menor que un análisis técnico?

3. ¿Los métodos matemáticos respaldarán las conclusiones obtenidas de un análisis técnico o viceversa?

### **Objetivos de investigación**

#### **Objetivo general**

Aplicar la Ley de Benford para incrementar el nivel de confianza en las transacciones (compra) de criptomonedas como en el caso del Bitcoin.

#### **Objetivos específicos**

1. Desarrollar modelos matemático-estadísticos como Valor al Riesgo (VaR), optimización de media-varianza de Markowitz y Ley de Benford para la inversión en la criptomoneda Bitcoin.
2. Comparar los modelos matemático-estadísticos con un análisis técnico.
3. Determinar el nivel de confiabilidad que se tiene al invertir en criptomonedas.

### **Hipótesis de investigación**

La Ley de Benford, al aplicar el método de VaR para el cálculo del riesgo financiero ligado a las criptomonedas, otorga certeza y no se detecta algún tipo de anomalía en los estados financieros. Como resultado, se comprueba que existe menos riesgo si se hace un análisis técnico y se respalda con modelos matemáticos.

### **Justificación de la investigación**

Esta investigación servirá para encontrar sustento matemático y estadístico para la toma de decisiones al querer invertir en criptomonedas. Un sustento más firme con mayor confiabilidad y menor riesgo de pérdida. Este tipo de análisis busca ofrecer una herramienta para aquellos que ya hayan realizado previamente un análisis técnico y deseen respaldar sus decisiones con resultados obtenidos mediante modelos matemáticos.

Aunado a lo anterior, esta tesis busca que sus resultados ayuden a minimizar las pérdidas y maximizar las ganancias, acorde al perfil de inversionista que se quiera tomar, las recomendaciones serán que se invierta todo el capital disponible



y que el riesgo sea a consideración individual. Dado esto, los modelos a realizar garantizarán ganancias.

Esta tesis ocupará varias herramientas matemáticas, estadísticas y probabilísticas para hacer un análisis detallado y confiable. Lo anterior se desprende de considerar que un actuario debe de tener los conocimientos suficientes y adecuados para poder incorporar todas las herramientas necesarias para hacer esta investigación.

## **Capítulo 1. Conceptos básicos sobre la inversión en criptomonedas**

Por sus características, esta tesis establece un marco conceptual con el cual se definen términos necesarios para explicar la optimización propuesta. Se utilizan los principios teóricos del Riesgo de inversión, de la Volatilidad, la media-varianza de Markowitz y el índice de Sharpe porque a través de estos se pueden definir los elementos que explican los fundamentos conceptuales del proceso de optimización propuesto para el BTC.

### **1.1 Riesgo de inversión**

El primer concepto por manejar es el que relaciona la confiabilidad-riesgo de toda inversión. En esta tesis, el riesgo es el concepto para estudiar porque en este se define como un evento o condición incierto que, si ocurre, tiene un efecto positivo o negativo sobre uno o más objetivos (Project Management Institute, 2019) . El riesgo surge de todas las fuentes de inquietud, incluidos los riesgos individuales de un portafolio. Estos riesgos representan la exposición del portafolio a las consecuencias de la incertidumbre sobre la realización de la estrategia y los objetivos. Una vez que se produce el riesgo, se gestiona dentro del portafolio impulsando los resultados obtenidos.

La incertidumbre es inherente a la naturaleza de los portafolios. El riesgo surge de la incertidumbre y genera incertidumbre. Cuantos más riesgos se pueden identificar, más incertidumbre se indica. Uno de los factores clave que determina la capacidad de identificar riesgos es la ambigüedad. Cuando la ambigüedad es baja, el nivel de información disponible es alto, lo que permite la identificación de riesgos.

La norma para la gestión de riesgos en la evaluación de portafolios impulsa los esfuerzos de valoración de riesgos. Las valoraciones y evaluaciones abiertas permiten determinar la estrategia adecuada de gestión de riesgos y definir cómo se manejarán los riesgos en todo el portafolio.

### **1.1.1 Oportunidad de Inversión**

Las oportunidades son riesgos que tienen un efecto positivo en los objetivos. El manejo de oportunidades ayuda a identificar y comprender las posibles formas en que los objetivos se pueden lograr con más éxito.

Es necesario cambiar la forma de pensamiento en el cual definimos al riesgo como una incertidumbre negativa sino más bien ver el riesgo como un potenciador potencial del valor. Se requiere creatividad y visión, y un sistema que permita que estas oportunidades florezcan y conduzcan al éxito del portafolio.

### **1.1.2 Volatilidad**

En términos de mercado financiero, la volatilidad es una medida de cuánto se mueve el precio de un activo cada día (semana o mes u otra medida de tiempo reconocida). Una mayor volatilidad equivale a un mayor riesgo de pérdidas o ganancias. Los activos que exhiben una mayor volatilidad deben tener un precio tal que sus rendimientos incorporen una “prima de riesgo” para compensar al tenedor por la exposición al riesgo adicional (Choudhry, 2006).

## **1.2 Ley de Benford**

Para abordar bien el tema desde el inicio, hay que definir y explicar qué es la Ley de Benford. Esta Ley es una teoría de probabilidad, también conocida como la ley del primer dígito o del dígito significativo (Miller, 2015) la cual es una tabla que muestra que los dígitos significativos no se distribuyen uniformemente como podría esperarse, es decir que los números no tienen la misma probabilidad de ocurrencia, sino que siguen una distribución logarítmica particular.

Aunque recibe su nombre, Frank Benford no fue el primero en observar este comportamiento de dígitos. La historia comienza con el astrónomo y matemático Simon Newcomb, quien observó este comportamiento más de 50 años antes que Benford (Miller, 2015). En 1881 publicó un artículo en el *American Journal of Mathematics* titulado “Note on the Frequency of Use of the Different Digits in Natural Numbers “. En este trabajo el autor menciona:

“Que los diez dígitos no aparecen con la misma frecuencia debe ser evidente para cualquiera que haga mucho uso de las tablas logarítmicas y observe cuánto más rápido se gastan las primeras páginas que las últimas. La primera cifra significativa es más a menudo 1 que cualquier otro dígito, y la frecuencia disminuye hasta 9. Naturalmente, surge la pregunta de si lo contrario sería cierto para los logaritmos. Es decir, en una tabla de antilogaritmos, ¿se usaría más la última parte que la primera, o se usarían todas las partes por igual? La ley de la frecuencia en un caso puede deducirse de la del otro. La pregunta que tenemos que considerar es, ¿cuál es la probabilidad de que si se toma un número natural al azar su primer dígito significativo sea  $n$ , su segundo  $n'$ , etc. Como los números naturales se dan en la naturaleza, deben ser considerados como razones de cantidades. Por lo tanto, en lugar de seleccionar un número al azar, debemos seleccionar dos números y preguntar cuál es la probabilidad de que el primer dígito significativo de su razón sea el dígito  $n$ . Para resolver el problema podemos formar un número indefinido de tales razones, tomadas independientemente; y luego debe hacer la misma consulta con respecto a sus cocientes, y continuar el proceso para encontrar el límite hacia el cual se acerca la probabilidad”.

Para tener un referente, Newcomb hizo esta tabla para las probabilidades de los primeros y segundos dígitos (Tabla 1.1).

**Tabla 1.1** Tabla de Newcomb mostrando las probabilidades de los primeros y segundos dígitos.

<b><i>d</i></b>	<b><i>Probabilidad de primer dígito d</i></b>	<b><i>Probabilidad de segundo dígito d</i></b>
0		0.1197
1	0.3010	0.1139
2	0.1761	0.1088
3	0.1249	0.1043
4	0.0969	0.1003
5	0.0792	0.0967
6	0.0669	0.0934
7	0.0580	0.0904
8	0.0512	0.0876
9	0.0458	0.0850

Fuente: elaboración propia.

El valor numérico de una cantidad física depende claramente de la escala utilizada y, por lo tanto, Newcomb sugiere que los elementos correctos para estudiar son las proporciones de las medidas (Miller, 2015).

Hacia 1938 se realizó otro estudio sobre la distribución de los primeros dígitos de los números llamado *“The Law of Anomalous Numbers”* de Frank Benford, publicado en *Proceedings of the American Philosophical Society*. Además de avanzar en las explicaciones de por qué los dígitos tienen esta distribución, también presenta alguna justificación de por qué este es un problema digno de estudio (Miller, 2015). Es decir,

*“Se ha observado que las páginas de una tabla de logaritmos comunes muy utilizada muestran evidencias de un uso selectivo de los números naturales. Las páginas que contienen los logaritmos de los números bajos 1 y 2 tienden a estar más manchadas y deshilachadas por el uso que las de los números más altos 8 y 9. Por supuesto, no se puede esperar que nadie esté muy interesado en la condición de una tabla de logaritmos, pero el asunto puede considerarse más digno de estudio si recordamos que la tabla se usa en la construcción de nuestra literatura científica, de ingeniería y de hechos generales. Puede haber, en la relativa limpieza de las páginas de una tabla de logaritmos, datos sobre cómo pensamos y cómo reaccionamos ante cosas que se pueden describir mediante números”.*

Dado que la Ley de Benford es una declaración sobre la distribución estadística de dígitos significativos (decimales), se pondrá en cuenta la definición formal de dígitos significativos. Se define entonces como:

Primer dígito decimal significativo. Para cada número real  $x$  distinto de cero, el primer dígito decimal significativo de  $x$ , denotado por  $D_1(x)$ , es el entero único  $j \in \{1, 2, \dots, 9\}$  satisfaciendo  $10^k j \leq |x| < 10^k(j + 1)$  para algún  $k \in \mathbb{Z}$ .

Similarmente, para cada  $m \geq 2, m \in \mathbb{N}$ , el  $m$ -ésimo dígito decimal significativo de  $x$ , denotado por  $D_m(x)$ , se define inductivamente como el entero único  $j \in \{0, 1, \dots, 9\}$ , tal que,

$$10^k \left( \sum_{i=1}^{m-1} D_i(x) 10^{m-i} + j \right) \leq |x| < 10^k \left( \sum_{i=1}^{m-1} D_i(x) 10^{m-i} + j + 1 \right)$$

para algún  $k \in \mathbb{Z}$ ; por conveniencia,  $D_m(0) := 0 \forall m \in \mathbb{N}$

Por definición, el primer dígito significativo  $D_1(x)$  de  $x \neq 0$  nunca es cero. Mientras que el segundo, tercero, y así sucesivamente, los dígitos significativos pueden ser enteros en  $\{0,1, \dots, 9\}$ .

La Ley de Benford demuestra que el número primario de los posibles nueve dígitos posibles 1 al 9, respectivamente, es más propenso a ocurrir con una probabilidad del 30 %, mientras que el último número en esta serie tiene una probabilidad de ocurrencia de bajo del 5 %.

Una sucesión  $(x_n) = (x_1, x_2, \dots)$  de números reales es una sucesión de Benford (base 10) si, como  $N \rightarrow \infty$ , la proporción límite de índices  $n \leq N$  para que  $x_n$  tenga el primer dígito significativo  $d$  existe y es igual a  $\log(1 + d^{-1})$  para todo  $d \in \{1, 2, \dots, 9\}$ , y de manera similar para las proporciones límite de las ocurrencias de todos los demás bloques finitos de dígitos significativos iniciales (P.Hill, 2015).

Una secuencia  $(x_n)$  de números reales es una secuencia de Benford:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \left( \frac{\#\{1 \leq n \leq N : S(x_n) \leq t\}}{N} \right) = \log t \quad \forall t \in [1,10),$$

O, equitativamente, si para todo  $m \in \mathbb{N}$ , , todo  $d_1 \in \{1,2, \dots, 9\}$ , y todo  $d_j \in \{1,2, \dots, 9\}, j \geq 2$ ,

$$\begin{aligned} \lim_{N \rightarrow \infty} \left( \frac{\#\{1 \leq n \leq N : D_j(x_n) = d_j \text{ para } j = 1, 2, \dots, m\}}{N} \right) \\ = \log \left( 1 + \left( \sum_{j=1}^m 10^{m-j} d_j \right)^{-1} \right) \end{aligned}$$

La fórmula básica se expresa como lo siguiente:

$$Prob(D_1 = d) = \log_{10} \left( 1 + \frac{1}{d} \right) \quad \forall d = 1, 2, \dots, 9$$

Los dos dígitos pequeños aparecen como el primer dígito significativo con una probabilidad de aproximadamente 47 %, mientras que los dos números mayores, tienen una probabilidad combinada de 10 %.

$$\begin{aligned}
\text{Por lo tanto: } Prob(D_1 = 1) &= \log_{10}(2) = 0.3010, \\
Prob(D_1 = 2) &= \log_{10}\left(\frac{3}{2}\right) = 0.1760, \\
&\vdots \\
&\vdots \\
Prob(D_1 = 8) &= \log_{10}\left(\frac{9}{8}\right) = 0.0511, \\
Prob(D_1 = 9) &= \log_{10}\left(\frac{10}{9}\right) = 0.0457
\end{aligned}$$

Por lo tanto, se tendría esta tabla (a cuatro decimos) (Tabla 1.2).

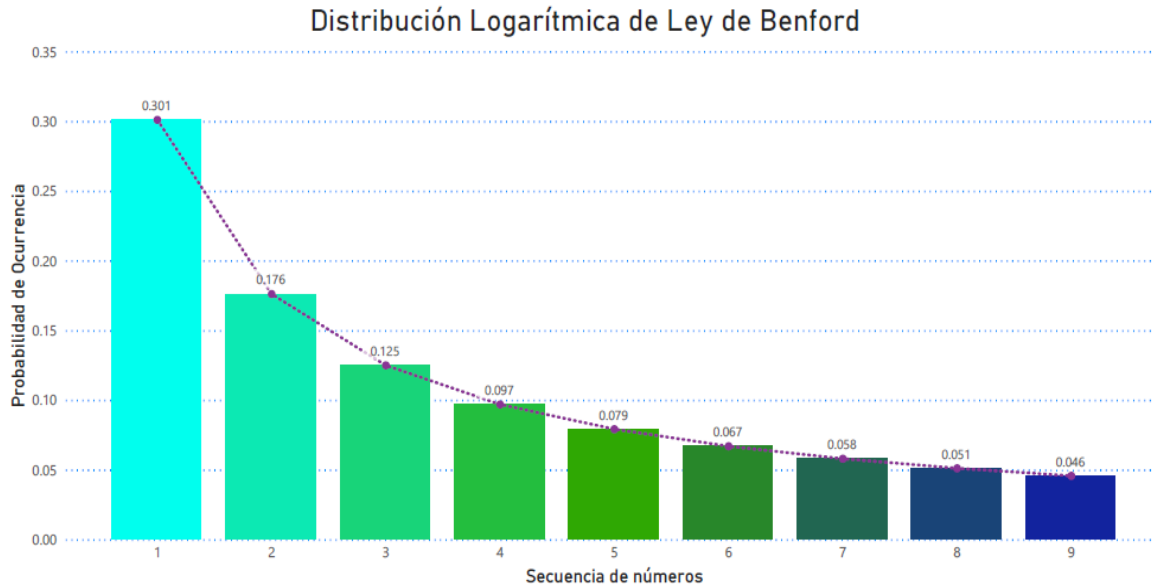
**Tabla 1.2** Tabla de Benford mostrando las probabilidades de ocurrencia de los primeros dígitos significativos.

<i><b>D</b></i>	<i><b>Probabilidad de primer dígito d</b></i>
0	
1	0.3010
2	0.1760
3	0.1249
4	0.0969
5	0.0791
6	0.0669
7	0.0579
8	0.0511
9	0.0457

Fuente: elaboración propia.

A continuación, se presenta una grafica representativa de como se comportan los números bajo la Ley de Benford (Gráfica 1.1).

**Gráfica 1.1** Representación gráfica de la Ley de Benford de cómo se comportan los primeros números significativos.



Fuente: elaboración propia.

Una vez se han expuestos los principios básicos de la Ley de Benford, es necesario preguntar ¿Qué tipo de datos se pueden analizar con esta Ley? Como respuesta puede decirse que la aplicación de esta Ley es casi interminable: véase el ejemplo simple en los libros. Se puede notar que el desgastamiento de las hojas no es equitativo. El treinta % del principio del libro está más desgastado que el siguiente veinte % y así sucesivamente, y se puede notar que el 5 % de las últimas hojas del libro están como nuevas. Lo más importante de esta Ley, es la utilización de esta para detectar datos inconsistentes, fraudulentos, es decir que se detecte un conjunto de datos que no se acomoda en la Ley de Benford. Hay muchos casos en donde esto sucede, ya sea en elecciones electorales de un país, estudios macroeconómicos, incluso en evasión de impuestos. Los datos inconsistentes o fraudulentos son aquellos que posiblemente fueron inventados o acomodados en cierta forma para así manipular resultados finales. A continuación, se dará una lista con más ejemplos donde se puede aplicar esta ley (Kossovsky, 2015):

- Intervalo de tiempo entre terremotos consecutivos
- Brillo de objetos observados astronómicamente



- Masa de exoplanetas (dentro de nuestra galaxia, pero fuera del sistema solar)
- Distancias de estrellas dentro de la galaxia de la Vía Láctea a nuestro sistema solar
- La masa molecular de una lista de compuestos químicos ampliamente utilizados
- Emisiones de gases de efecto invernadero por país (CO2 equivalente)
- Longitudes de los ríos (en todo el mundo, aproximadamente)
- Cantidad de agua en el flujo del río (en todo el mundo, casi exactamente)
- Poblaciones por condado/provincia/distrito/cantón/prefectura/país
- Resultados de las elecciones por distrito/provincia/ciudad/pueblo

Datos obtenidos de: Benfor's Law Theory, Kossovsky, 2015, pg.23-30

A pesar de lo anterior, es necesario aclarar que no todos los datos numéricos pueden seguir la Ley de Benford. Por ejemplo, los números de la lotería en todas son distribuidos de manera uniforme, no logarítmica. Otro ejemplo en donde no se puede usar esta Ley es en tablas sobre la altura de las personas porque no empiezan con 1 alrededor del 30 % (Hill, 2015).

### **1.3 Valor al Riesgo (VaR)**

El Valor al Riesgo (VaR) es una medida de volatilidad de los precios de los activos de una empresa, por lo tanto, cuanto mayor es la volatilidad, mayor es la probabilidad de pérdida (Alexander, 2013). El VaR mide la pérdida potencial en el valor de mercado de un portafolio utilizando la volatilidad y las correlaciones estimadas. Se mide dentro de un intervalo de confianza dado, típicamente 95% o 99% (Choudhry, 2006). Un nivel de confianza más alto debería dar menos casos de pérdidas peores que el VaR, pero, en consecuencia, aumentará el VaR. Son las características de la volatilidad con las que los comerciantes, los administradores de riesgos y otros desean familiarizarse al evaluar la exposición al riesgo de un activo.

El VaR es una medida final ajustada al riesgo de la pérdida potencial en el valor de un activo o portafolio de riesgo para un intervalo de confianza predefinido durante

un período de tiempo. Por lo tanto, el VaR para un instrumento financiero  $i$  al nivel del cuantil  $\tau \in (0,1)$  se define como:

$$P(X_{i,t} \leq VaR_{i,t,\tau}) = \tau$$

Donde  $X_{i,t}$  representa los rendimientos logarítmicos del activo o cartera en el momento  $t$ . Esta medida es utilizada por los bancos comerciales y de inversión para cuantificar el riesgo a la baja, lo que lleva a una crisis de liquidez debido a movimientos adversos del mercado en precios o tasas.

Bajo la simulación histórica, se utilizó un método híbrido para el VaR histórico, que estima el VaR aplicando ponderaciones exponencialmente decrecientes a los rendimientos pasados seguido de encontrar el percentil apropiado para la distribución empírica ponderada. Se define el factor de ponderación para el rendimiento  $i$ -ésimo, dispuesto en orden de mayor a menor de esta manera:

$$W_i = \frac{(1 - \lambda)}{(1 - \lambda^K)} \lambda^i, i = (0,1,2, \dots, K - 1)$$

Donde  $K$  es el rendimiento más reciente y  $\lambda \in [0,1]$  corresponde a la media móvil exponencial que denota la disminución de la relevancia a medida que existe un movimiento desde las observaciones más recientes hasta las pasadas. Se hace notar que  $\lambda$  esta entre los valores de 0.97 y 0.995. Además:

$$\sum_{i=0}^{K-1} W_i \approx 1$$

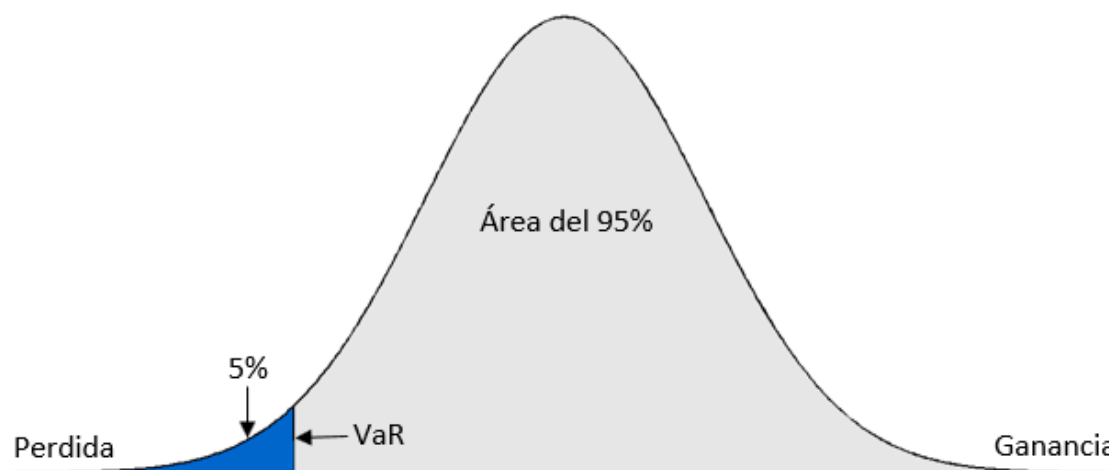
La distribución paramétrica estima el VaR directamente a partir de la desviación estándar de la rentabilidad del portafolio. Así, se asume que los rendimientos de los factores de riesgo son normales y que los rendimientos del portafolio son funciones lineales de los factores de riesgo y, por lo tanto, también normales.

El VaR responde a la pregunta, "¿Cuánto puedo perder con un  $x\%$  de probabilidad en un horizonte establecido?" Por ejemplo, un VaR de 10 millones de pesos con un nivel de confianza del 95% y un horizonte de 1 día significa que en 1 día de 20 se podría esperar perder más de 10 millones de dólares debido al

movimiento del mercado. El monto del VaR, junto con el nivel de confianza y los parámetros del período de tiempo, permiten anticipar que se producirán pérdidas superiores a 10 millones de pesos el 5 % de las veces; pérdidas inferiores a 10 millones de pesos se producirán el 95 % de las veces.

La siguiente figura ilustra el VaR dentro de la cola de una curva de distribución utilizando un nivel de confianza del 95 %. La cola de la curva del lado izquierdo representa pérdidas; mientras que el frente de la curva representa ganancias (Gráfica 1.2).

**Gráfica 1.2** VaR en la cola izquierda de una curva de distribución normal utilizando un nivel de confianza del 95%.



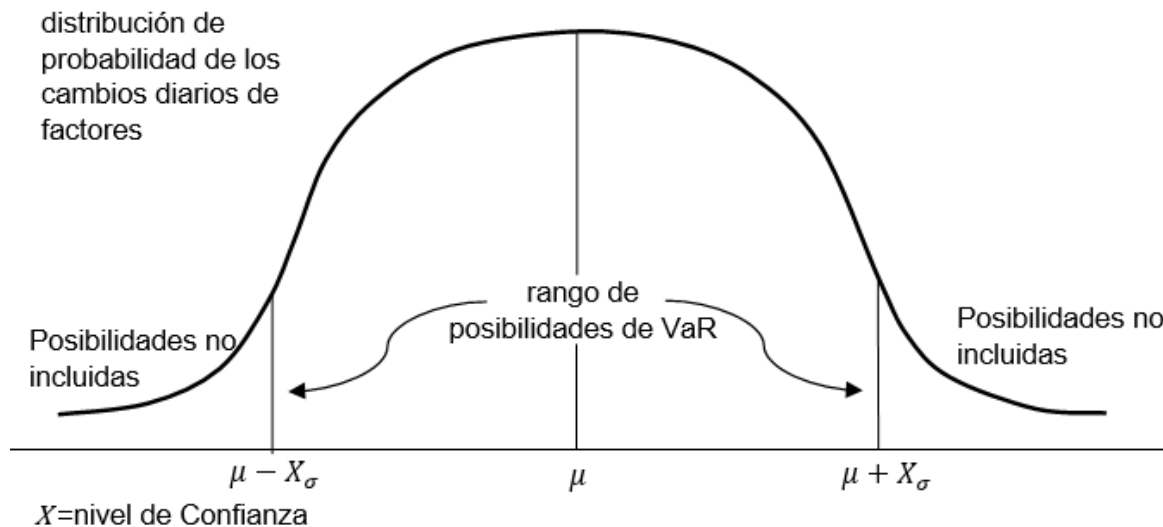
Fuente: Elaboración propia

Para estimar el VaR se debe determinar el horizonte temporal en la que el portafolio desea estimar una pérdida potencial. En la práctica se han utilizado horizontes temporales de 1 día a 1 año. Además, se tiene que seleccionar el grado de certeza requerido, que es la confianza nivel que se aplica a la estimación del VaR, normalmente este se encuentra entre 95% y 99%. Los accionistas suelen estar interesados en la pérdida potencial derivada de situaciones catastróficas, como una caída del mercado de valores, por lo que para ellos es más apropiado un nivel de confianza del 99% (Choudhry, 2006).

La volatilidad es importante tanto para la medición del VaR como para la valoración de las opciones. Es un método para medir el precio actual de un activo frente a la distribución del precio futuro del activo. Estadísticamente, la volatilidad se define como la fluctuación en el precio del activo subyacente durante un cierto período de tiempo. La fluctuación se deriva del cambio en el precio entre el precio de cierre de un día y el precio de cierre del día siguiente. Cuando el precio del activo es estable, exhibirá una baja volatilidad, y lo contrario cuando los movimientos de precios son grandes y/o inestables (Choudhry, 2006).

Una ilustración conceptual de la distribución normal que se aplica para VaR según la siguiente gráfica 2.4.

**Gráfica 1.3** VaR en una curva de distribución normal demostrando los rangos de probabilidades de pérdidas.



Fuente: Elaboración propia

El mercado puede aplicar y determinar el VaR de esta manera:

1. Se valora el portafolio actual utilizando los precios de hoy, cuyos componentes son "factores de mercado". Por ejemplo, los factores de mercado que afectan el valor de un bono denominado en moneda extranjera son la estructura temporal de la tasa de interés de esa moneda (ya sea la

curva de cupón cero o la curva de rendimiento a la par) y el tipo de cambio (Choudhry, 2006).

2. Se revalora el portafolio usando precios alternativos basados en factores de mercado modificados y se calcula el cambio en el valor del portafolio que va a resultar (Choudhry, 2006).
3. Se vuelve a revalorar la cartera utilizando una serie de precios alternativos da una distribución de cambios en el valor. Dado esto, un VaR de cartera se puede especificar en términos de niveles de confianza (Choudhry, 2006).
4. El administrador de riesgos podrá calcular el máximo que la empresa puede perder en un horizonte de tiempo específico en un nivel de probabilidad específico (Choudhry, 2006).

De lo anterior se desprende que el estadístico VaR, al ser una estimación de la cantidad de valor en efectivo de la exposición, puede aplicarse para detectar si los comerciantes de criptomonedas como el BTC manipularon el VaR para tener rendimientos internos positivos.

#### 1.4 Optimización

Dentro de los temas de inversión, la optimización se define como el proceso de selección de proporciones de varios activos para incluir en un portafolio, de tal manera que el portafolio sea mejor que cualquier otro de acuerdo con restricciones específicas (Mekulu, 2020). Para poder optimizar un portafolio, se necesitan varias técnicas para transformar los datos, y poder modificarlos de tal manera que sean apropiados para los modelos de optimización. Metodológicamente, el procedimiento inicia con una técnica de optimización donde se calculó log-rendimiento con esta fórmula.

$$r_{i,t} = \log \left[ \frac{P_{i,t}}{P_{i,t-1}} \right]$$

Donde  $P_{i,t}$  es el precio del  $i$ -ésimo activo en los datos en el momento  $t$ .  $P_{i,t-1}$  es el precio del mismo activo en el momento  $t-1$ ,  $r_{i,t}$  es el rendimiento del activo  $i$ , en el

momento  $t$ . Usando estos datos, se puede calcular el rendimiento esperado  $\mu_i$ , la desviación estándar  $\sigma_i$  para el activo  $i$  usando las siguientes fórmulas.

$$\mu_i = E(r_i) = \frac{\sum_{t=1}^n r_{i,t}}{n},$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (r_{i,t} - \mu_i)^2}{n - 1}}$$

Donde  $t$  es el número de observaciones para el activo  $i$ .

Una vez que se calculan los rendimientos y las desviaciones estándar, se anualizan los valores de ambos utilizando las siguientes fórmulas:

$$R_{an} = (1 + r_{i,t})^{\frac{365}{N}} - 1,$$

donde  $R_{an}$  es el rendimiento anualizado,  $r_{i,t}$  es el rendimiento del activo  $i$ , en el momento  $t$ ,  $N$  es el total de días invertidos.

$$\sigma_R = \sqrt{Var(R)}$$

$$\sigma_R = \left( \frac{K}{n} \sum_{i=1}^n (r_{i,t} - \bar{R}_i)^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

Donde  $\sigma_R$  es la desviación estándar anualizada,  $K$  es el factor de anualización,  $n$  es el número de periodos en el periodo valuado,  $r_{i,t}$  es el rendimiento del activo  $i$ , en el momento  $t$ ,  $\bar{R}_i$  es el valor promedio de los rendimientos del activo  $i$  (Opturo, 2018).

El desempeño de los portafolios es registrado para su rendimiento esperado, desviación estándar y portafolio óptimo mediante el análisis de media-varianza de Markowitz y el índice de Sharpe. Los rendimientos esperados y las desviaciones estándar, tal como se calcularon, proporcionan diariamente las características de riesgo y rendimiento de los activos individuales. Además, estos son la base para calcular los rendimientos del portafolio y la varianza que se requiere en la

optimización de la media-varianza de Markowitz, y también para calcular los índices de Sharpe para cada cartera.

Después se calcula el rendimiento del portafolio  $E(R)$ , que consiste en activos  $m$ :

$$E(R) = \sum_{j=1}^m w_j \mu_j,$$

donde  $\mu_j$  es el rendimiento del activo  $j$ , y  $w_j$  es el peso del activo  $j$  en la cartera.

La varianza de la cartera se calcula como:

$$Var = w^T \Sigma w,$$

donde  $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$  es el vector de pesos, y  $\Sigma$  denota la matriz de varianzas-covarianzas de los activos del portafolio.

Para luego:

sujeto a  $w^T \Sigma w = \alpha$

$$\sum_{i=1}^m w_i = 1, \quad w_i \geq 0 \quad \forall i$$

donde  $\alpha$  es el nivel de riesgo dado, medido por la varianza.

La segunda condición restringe la suma de los pesos para que sea igual a 1, mientras que la última condición impone las posiciones largas en todos los activos. Se maximizan los rendimientos del portafolio, sujeto a un nivel determinado de riesgo en el portafolio. Esta solución al problema proporciona los pesos óptimos requeridos para el rendimiento máximo esperado del portafolio, dado un cierto nivel de riesgo. Además, el monto máximo de los rendimientos esperados del portafolio frente a un nivel dado de riesgo proporciona una frontera eficiente del conjunto de problemas.

Por consiguiente, se optimiza el índice de Sharpe para cada una de las carteras con el propósito de observar los efectos de la diversificación a través de las criptomonedas. El índice de Sharpe se define como una medida de los rendimientos excesivos, sobre una tasa de rendimiento libre de riesgo por unidad de riesgo en el portafolio. Se define de esta manera:

$$\text{Indice de Sharpe} = \frac{E(R) - R_f}{\sigma}$$

donde  $R_f$  es la tasa libre de riesgo anualizada y  $\sigma$  es la desviación estándar de los rendimientos.

El índice de Sharpe es una medida de los rendimientos ajustados al riesgo y fue desarrollada por Sharpe (1966). La fórmula se utiliza para calcular el rendimiento de un activo individual, así como de un portafolio. Además, ayuda a comparar el rendimiento de dos o más inversiones o carteras. Una relación de Sharpe mayor que uno se considera aceptable. Además, cuanto mayor sea el valor del índice de Sharpe, se tendrán mayores rendimientos.

Aunado a lo anterior, se recurre a la Diversificación de Naive que se puede definir como una estrategia mediante la cual un inversionista invierte en varios activos diferentes con el mismo peso con la esperanza de que se reduzca la varianza del rendimiento esperado del portafolio.



## Capítulo 2. Las criptomonedas en el contexto mundial y en México

### 2.1 El origen de las criptomonedas

El desastre de la crisis de las hipotecas de alto riesgo en 2008 sacudió la confianza del público en los bancos, los gobiernos y otras instituciones poderosas. De repente, todo estaba en duda. Ahora, el mundo buscaba nuevas soluciones. Y en este entorno, Bitcoin (BTC) llegó como una bala mágica, aparentemente diseñada para resolver los mismos problemas que habían causado la crisis financiera en primer lugar.

El trabajo de Nikos Daskalakis y Panagiotis Georgitseas titulado *“An Introduction to Cryptocurrencies - The Crypto Market System”* y el trabajo de Shawn Tracy Robinson titulado *“Bitcoin Crypto- What’s in Your Wallet”* expresan perfectamente cómo se comporta BTC, su origen, y como es el funcionamiento de las criptomonedas en general en el mercado. Esto se verá a continuación.

En las redes convencionales de pagos digitales, existe la necesidad imperiosa de un intermediario (generalmente un banco), que registre las transacciones, y así evitar el doble gasto. Debe haber un tercero que registre todas las transacciones y verifique que la cantidad X enviada por una persona/cuenta a la otra no se vuelva a gastar (Nikos Daskalakis, 2020). En este contexto, la existencia de un banco y la noción de confianza de todas las partes involucradas son necesarias para que este modelo funcione correctamente.

Vale la pena mencionar que la idea de tener una moneda digital ya se había expuesto con anterioridad a 2008. Desde el "Efectivo" de David Chaum a principios de la década de 1980 hasta el "B-money" de Wei Dai y el "Bit Gold" de Nick Szabo en 1998, esta idea ya estaba ahí. Pero el problema principal de todos estos primeros esfuerzos fue el problema del doble gasto, es decir, cómo asegurarse de que un activo digital solo se use una vez y cómo se puede diseñar un sistema para evitar su copia y falsificación (Nikos Daskalakis, 2020).

En 2009, Satoshi Nakamoto hace la primera referencia a BTC y ofrece una solución al problema del doble gasto. Se propone un nuevo sistema de pago *peer-to-peer* descentralizado, donde los usuarios podrán realizar transacciones

directamente entre ellos sin un tercero de confianza. Esto es posible con el uso de la tecnología blockchain, que se introdujo por primera vez como una plataforma pública, descentralizada, sin necesidad de intermediarios, para registrar la criptomoneda BTC.

Las criptomonedas son monedas virtuales que no tienen forma material; más bien, se ven como información digital (Nikos Daskalakis, 2020). En este contexto, la red blockchain suele describirse como un libro de contabilidad, un libro mayor, donde se almacena toda esta información digital y todos tienen acceso a la información contenida en este libro mayor.

La tecnología Blockchain utiliza criptografía. La criptografía es el método de disfrazar (es decir, cifrar) y revelar (es decir, descifrar) información a través de matemáticas complejas. Esto significa que la información solo puede ser vista por los destinatarios previstos y nadie más.

La tecnología blockchain es un sistema distribuido. Todos los nodos que participan en la red tienen los mismos derechos y obligaciones, almacenan la misma cantidad de información y están todos conectados entre sí. En una red blockchain, todos pueden hacer entradas y estas entradas deben ser validadas por otros usuarios para agregarlas al bloque. Es por eso por lo que la tecnología blockchain también se describe como tecnología de contabilidad distribuida.

La criptografía se usa en blockchain de dos maneras. La primera es a través de algoritmos llamados funciones hash criptográficas, que crean una cadena de hash y aseguran que se conserve el orden de las transacciones (Nikos Daskalakis, 2020). Esto se asemeja a la función que utilizan las instituciones financieras para registrar transacciones en lo que se llama un libro mayor. Pero a diferencia de un libro mayor centralizado en un banco, blockchain crea el llamado sistema de "libros mayores distribuidos", donde el libro mayor se distribuye entre muchas computadoras, y cada computadora tiene la misma vista del libro mayor.

La segunda forma en que se utiliza la criptografía en la tecnología de cadena de bloques es para crear firmas digitales, que se utilizan para garantizar que los datos colocados en la cadena de bloques sean válidos. En BTC, las firmas digitales se utilizan para garantizar que se transfiera la cantidad correcta de valor de una

billetera de BTC a otra (Nikos Daskalakis, 2020). Las transacciones encriptadas, que son prácticamente imposibles de descifrar, aportan confianza al sistema, mientras que el sistema de libros mayores distribuidos, donde todas las computadoras tienen la misma vista del libro mayor, evita el problema del doble gasto.

Entonces, cuando las personas realizan transacciones utilizando la tecnología blockchain, confían en el sistema por el hecho de que su transacción se registra y no se puede falsificar (Robinson, 2021).

## **2.2 Las criptomonedas en el siglo XXI**

El origen de las criptomonedas se relaciona con el manejo de efectivo, pues una parte considerable de las personas rechaza el manejo de dinero físico y sus procedimientos de obtención como la asistencia cajeros automáticos, por solo mencionar una situación. En el contexto de la pandemia por COVID-19 escenarios como el previamente descrito fue manifiesto, por lo que fue necesario que las capacidades digitales se aceleraran provocando un aumento de los pagos digitales en todo el mundo.

Por primera vez en la historia, monedas como el dólar, el euro o el peso no son la única opción de pago en muchos lugares: las criptomonedas como el BTC son ya una alternativa. Las criptomonedas son activos financieros de los que ya existen en el mercado y son más de 9,000 tipos diferentes y cuyo valor depende de la demanda, aunque no están controladas por un poder central como sí ocurre con las monedas o el efectivo.

A continuación, se presenta una lista de las 50 criptomonedas más activas del mercado (Tabla 2.1). Hay un total de 9,410 criptomonedas en el mercado hasta la fecha donde se escribió esta tesis, de igual manera los datos listados de las criptomonedas. Estos datos fueron recopilados de la página web, <https://coinmarketcap.com/> al día 28 de Octubre de 2022.

**Tabla 2.1** Listado de las 50 criptomonedas con mayor valor en el mercado

#	Nombre	Símbolo	Precio	Valor Total del Mercado	Suministro Circulando
1	Bitcoin	BTC	\$ 20,279.05	\$ 389,373,845,363.00	19,191,256
2	Ethereum	ETH	\$ 1,509.69	\$ 184,597,078,185.00	122,373,863
3	Tether	USDT	\$ 1.00	\$ 68,894,952,409.00	68,887,292,527
4	BNB	BNB	\$ 287.09	\$ 45,903,621,415.00	159,979,290
5	USD Coin	USDC	\$ 1.00	\$ 43,856,426,583.00	43,853,828,602
6	XRP	XRP	\$ 0.46	\$ 23,252,918,755.00	50,085,407,159
7	Binance USD	BUSD	\$ 1.00	\$ 21,630,153,572.00	21,628,100,611
8	Cardano	ADA	\$ 0.39	\$ 13,255,373,919.00	34,318,089,648
9	Solana	SOL	\$ 30.65	\$ 10,993,152,950.00	358,646,978
10	Dogecoin	DOGE	\$ 0.07	\$ 9,925,996,176.00	132,670,764,300
11	Polygon	MATIC	\$ 0.91	\$ 7,932,625,956.00	8,734,317,475
12	Polkadot	DOT	\$ 6.38	\$ 7,216,155,246.00	1,130,711,710
13	Dai	DAI	\$ 1.00	\$ 6,254,402,093.00	6,254,567,523
14	TRON	TRX	\$ 0.06	\$ 5,804,146,939.00	92,273,244,951
15	Shiba Inu	SHIB	\$ 0.00	\$ 5,786,833,788.00	549,063,278,876,302
16	Uniswap	UNI	\$ 6.90	\$ 5,250,500,589.00	762,209,327
17	Avalanche	AVAX	\$ 17.07	\$ 5,086,874,478.00	298,066,068
18	Wrapped Bitcoin	WBTC	\$ 20,277.33	\$ 4,970,743,578.00	244,980
19	UNUS SED LEO	LEO	\$ 4.37	\$ 4,183,853,605.00	953,954,130
20	Litecoin	LTC	\$ 54.61	\$ 3,903,855,278.00	71,482,956
21	Cosmos	ATOM	\$ 13.34	\$ 3,856,680,148.00	286,370,297
22	Ethereum Classic	ETC	\$ 24.78	\$ 3,410,048,158.00	137,607,461
23	Chainlink	LINK	\$ 6.91	\$ 3,397,599,022.00	491,599,970
24	FTX Token	FTT	\$ 24.24	\$ 3,232,807,021.00	133,261,305
25	Stellar	XLM	\$ 0.11	\$ 2,842,970,141.00	25,612,764,813
26	Cronos	CRO	\$ 0.11	\$ 2,780,125,508.00	25,263,013,692
27	Monero	XMR	\$ 146.12	\$ 2,658,400,054.00	18,193,075
28	NEAR Protocol	NEAR	\$ 2.96	\$ 2,414,878,523.00	816,271,873
29	Algorand	ALGO	\$ 0.33	\$ 2,293,496,372.00	7,056,997,873
30	Bitcoin Cash	BCH	\$ 112.91	\$ 2,167,527,002.00	19,212,931
31	Toncoin	TON	\$ 1.64	\$ 1,991,738,694.00	1,221,401,181
32	Quant	QNT	\$ 164.41	\$ 1,987,079,693.00	12,072,738
33	Flow	FLOW	\$ 1.65	\$ 1,703,045,362.00	1,036,200,000
34	VeChain	VET	\$ 0.02	\$ 1,665,646,350.00	72,511,146,418
35	Terra Classic	LUNC	\$ 0.00	\$ 1,640,635,034.00	6,590,189,166,723
36	Filecoin	FIL	\$ 5.22	\$ 1,598,641,859.00	306,483,986
37	ApeCoin	APE	\$ 4.65	\$ 1,426,247,945.00	306,875,000
38	Hedera	HBAR	\$ 0.06	\$ 1,358,343,417.00	22,968,168,351
39	Internet Computer	ICP	\$ 5.05	\$ 1,357,342,680.00	268,908,982
40	Huobi Token	HT	\$ 8.53	\$ 1,307,754,328.00	153,357,694
41	Elrond	EGLD	\$ 55.28	\$ 1,305,334,709.00	23,614,773
42	Tezos	XTZ	\$ 1.42	\$ 1,298,584,206.00	914,014,462
43	The Sandbox	SAND	\$ 0.78	\$ 1,163,442,320.00	1,499,470,108
44	Decentraland	MANA	\$ 0.63	\$ 1,163,549,634.00	1,855,084,192
45	Aave	AAVE	\$ 82.36	\$ 1,160,724,026.00	14,093,193
46	EOS	EOS	\$ 1.15	\$ 1,154,270,642.00	1,004,353,997
47	Chiliz	CHZ	\$ 0.19	\$ 1,149,285,944.00	6,004,725,365
48	Theta Network	THETA	\$ 1.12	\$ 1,122,796,896.00	1,000,000,000
49	Chain	XCN	\$ 0.05	\$ 1,119,589,847.00	21,472,783,889
50	Aptos	APT	\$ 8.22	\$ 1,067,715,716.00	130,000,000

Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos de <https://coinmarketcap.com/>

Se hace nota que el precio fue redondeado a dos decimales, en unos casos el precio aparece en 0, es debido a que esas criptomonedas tienen un valor inferior a \$0.00. Esta tabla incluye a las 50 criptomonedas con mayor valor en el mercado. También incluye el símbolo de cada una, su precio, el valor de mercado total del suministro circulante de una criptomoneda. Es análogo a la capitalización flotante en el mercado de valores, y su cálculo es

$$\text{Valor Total de Mercado} = \text{Precio actual} \times \text{Suministro circulante.}$$

El suministro circulando es la cantidad de monedas que están circulando en el mercado y están en manos públicas. Es análogo a las acciones que fluyen en el mercado de valores

Regresando al uso de las criptomonedas, es importante decir que cuando se diseñaron, se usó principalmente como una utilidad para que se ejecutaran varios tipos diferentes de servicios en la parte superior de la red blockchain, pero, por supuesto, en los últimos años, con la aceleración del crecimiento del mercado hay mucha volatilidad, y muchos han estado mirando las criptomonedas más desde una perspectiva de inversión. Entonces, las criptomonedas están en una situación saludable de equilibrio, desde una perspectiva de innovación, así como en términos tecnológicos y financieros que hacen que las criptomonedas sean convincentes.

Una moneda tiene valor cuando se puede utilizar para realizar transacciones convenientemente. Para facilitar las transacciones, una moneda debe ser omnipresente. Según los datos publicados por *Bitcoin Market Journal*, las billeteras de criptomonedas más grandes del mundo, Blockchain.com y Coinbase, tienen 35 millones de usuarios y 59 millones de billeteras. Con cientos de servicios de billetera más disponibles en Internet, es seguro asumir que el número total es considerablemente alto. Con millones de personas que aceptan BTC como una moneda de pago válida para realizar compras, más personas han comenzado a usarlo como moneda. La ubicuidad de BTC lo convierte en una reserva de valor.

Según un informe de Gartner, se prevé que el valor comercial agregado de blockchain crezca a un poco más de \$176 mil millones para 2025 y superará los \$3.1 billones para 2030. Gartner también cree que toda la industria de blockchain todavía se encuentra en su "etapa de exuberancia irracional" (Barry, 2018) en el que

las aplicaciones actuales de blockchain en realidad no son lo suficientemente disruptivas (Robinson, 2021). El mundo del futuro probablemente presentará una combinación de centralización y descentralización. La moneda digital descentralizada estará regulada y habrá aprendido a "seguir el juego" con los reguladores para hacer crecer su máximo potencial financiero (Robinson, 2021). Las aplicaciones creativas de blockchain para otros fines llegarán muy pronto después. Actualmente, las principales innovaciones provocadas por blockchain todavía se basan en la infraestructura. En el futuro, esto cambiará. La velocidad y la eficiencia de blockchain aumentarán en todos los ámbitos (Barry, 2018).

Dado que las criptomonedas son una forma de realizar transacciones, éstas son susceptibles a usarse de manera ilícita según lo reportan diversas instituciones y organismos como el Banco de México (BANXICO) o el Departamento de Justicia de los Estados Unidos que, en 2013, incautó 144,000 bitcoins relacionados con la compra y venta de drogas en un mercado negro que solo operaba de forma electrónica llamado *Silk Road*. Por otra parte, en 2017, un virus informático infectó más de 200,000 ordenadores en todo el mundo al atacar al sistema operativo y secuestra la información cifrándola, exigiendo un rescate en BTC.

Hacia el año 2018 se realizó una investigación que arrojó que cerca de 46% las operaciones con BTC estaban asociadas con actividades ilegales. Tal investigación indicó que tales actividades se vieron potenciadas ante la ausencia de regulaciones y controles, así como la ausencia de mecanismos de contención de actividades como el lavado de dinero.

Por el hecho de que un porcentaje de las criptomonedas sean usadas de manera ilícita, no quita el hecho de que, en sí, para un individuo, es muy seguro hacer transacciones y también es muy seguro poder mantener tu dinero resguardado, ya que los ataques a carteras virtuales han ocurrido con menor frecuencia a comparación de dinero físico o regulado.

### **2.3 La criptomoneda Bitcoin (BTC)**

Fue en el año 2008 cuando una persona o un grupo de personas desconocidas inventaron el Bitcoin (BTC). Y utilizando el seudónimo de Satoshi Nakamoto se

publicó "Bitcoin: un sistema de efectivo electrónico punto a punto" que describe a BTC como "Una versión puramente punto a punto del dinero electrónico, que permitiría que los pagos en línea se envíen directamente de una parte, a otra sin pasar por una entidad financiera" (Robinson, 2021).

Entonces, el 3 de enero de 2009, Satoshi Nakamoto extrajo el Bloque Génesis, el primer bloque extraído en Bitcoin y comenzó una nueva era de finanzas encriptadas. Una persona que realiza transacciones con BTC utiliza una billetera electrónica, que tiene una dirección IP que contiene la "clave" pública de esa persona y otra identificación (Robinson, 2021). Este tipo de billeteras permite a la persona enviar, recibir y documentar cada transacción con BTC. Además de la clave pública, el usuario de BTC también tiene su propia clave privada a la que solo él tiene acceso. Este doble cifrado ayuda a los usuarios de BTC a permanecer en el anonimato.

La gráfica 2.2 ilustra el procedimiento desarrollado para la primera transacción registrada con BTC.

**Grafica 2.2** La primera transacción de Bitcoin

## Block #0

Summary	
Number Of Transactions	1
Output Total	50 BTC
Estimated Transaction Volume	0 BTC
Transaction Fees	0 BTC
Height	0 (Main Chain)
Timestamp	2009-01-03 18:15:05
Received Time	2009-01-03 18:15:05
Relayed By	Unknown
Difficulty	1
Bits	486604799
Size	0.285 kB
Weight	0.896 kWU

Fuente recopilada de <https://pholder.com/u/donareign/>

Para verificar una transacción de BTC, los usuarios deben contribuir con potencia informática a la cadena de bloques para lograr un consenso. Luego, las transacciones se documentan en bloques repartidos por toda la cadena (Nikos

Daskalakis, 2020). Una forma de pensar es que blockchain permite llevar un registro permanente de cada transacción de Bitcoin y elimina la posibilidad de los llamados pagos dobles.

Blockchain es esencial para BTC y es lo que permite la descentralización y desintermediación de la criptomoneda. Cada bloque de la cadena anida información que no se puede modificar. La confianza la crea la propia tecnología y la forma en que proporciona total transparencia (Nikos Daskalakis, 2020). Entonces, surgen algunas interrogantes sobre el funcionamiento del BTC las cuales ayudan a comprender el funcionamiento de esta criptomoneda.

¿Cómo blockchain evita que las personas cometan alguna acción ilícita? La criptografía es la clave. En el blockchain, cada bloque tiene algo llamado Hash Pointer, que apunta y revela el Valor Hash contenido en el bloque al frente de la cadena. Con este Hash Pointer en su lugar, es imposible piratear la cadena de bloques. Una vez que se crea y acepta un bloque, es casi imposible modificarlo (Nikos Daskalakis, 2020). A un nivel técnico primordial, esto significa que los bloques y las transacciones que registran son prácticamente inalterables.

La criptografía asimétrica le da a cada usuario dos claves, una clave pública y una clave privada. La clave pública presenta la identificación y la dirección IP del titular de la cuenta. También puede cifrar información. Cualquier información que la clave pública cifre solo puede ser decodificada por la clave privada correspondiente (Nikos Daskalakis, 2020). Si un usuario utiliza una clave privada para firmar cualquier información, solo la clave pública coincidente puede verificar la autenticidad de la firma. En este mundo de descentralización, no hay necesidad de un poder centralizado, como un banco, una empresa de software o una entidad gubernamental, para administrar o proteger la información de cualquier usuario. Los usuarios abren sus cuentas y conservan su clave privada.

Los usuarios de BTC y de cualquier otra criptomoneda a menudo usan la palabra dirección para referirse al valor Hash de la clave pública. La clave privada permanece bajo el control de cada usuario. De esta forma, la criptografía asimétrica excluye al gobierno y a cualquier otra entidad que, en el mundo físico, recopile y gestione nuestra información de identificación para verificar las transacciones. La



tecnología de red “peer-to-peer” fue el elemento final que tuvo que encajar para asegurar el nacimiento de BTC.

Otra pregunta central para comprender el funcionamiento del BTC es la siguiente: ¿Cómo se libera una criptomoneda BTC? Liberar un bloque en la cadena de un blockchain requiere una cantidad considerable de potencia informática. Ser el primero en liberar un bloque en el sistema puede requerir mucho tiempo y energía. Cuando se entera de que los mineros "minarían Bitcoins", en realidad están creando nuevos bloques o verificando nuevas transacciones en la cadena (Robinson, 2021). En consecuencia, el Blockchain de BTC recompensa a estos mineros a través de la prueba de trabajo por sus esfuerzos. Los mineros tienen que probar su trabajo a través de la Hash Function.

Los mineros son las personas dedicadas a la creación de bloques de transacciones en BTC que utilizan hardware y software específicos para realizar cálculos criptográficos, a fin de desbloquear los desafíos computacionales y resolver algoritmos complejos generados por el sistema blockchain. Una vez resuelto el algoritmo, se informa a toda la red y los demás nodos verifican la solución (Nikos Daskalakis, 2020). Una vez que el 51% de los mineros verifican la transacción, el nuevo bloque se agrega a la cadena. La solución a este complejo algoritmo matemático es también la prueba del trabajo de un minero. Como recompensa por el poder de cómputo proporcionado, el minero recibe una cierta cantidad de la criptomoneda. Cada vez que se crea un nuevo bloque en una cadena de bloques, el minero será recompensado con una cierta cantidad de BTC (Nikos Daskalakis, 2020).

Conociendo cómo se realizan las BTC, ¿Cómo se llevan a cabo las transacciones en esta criptomoneda? Esta es otra gran diferenciación con los sistemas de pago tradicionales; los costos de transacción son cero o muy bajos para las partes que realizan transacciones, ya que el propio sistema recompensa a los mineros por ayudar a verificar las transacciones. A medida que aumentan los usuarios de criptomonedas y la cantidad de transacciones, el proceso de minería se vuelve cada vez más exigente, mientras que cuanto más popular es la criptomoneda, mayor es la necesidad de un poder computacional aún más fuerte.

El proceso de minería descrito anteriormente es, de hecho, solo uno, pero el más popular hasta la fecha, de las formas de verificar transacciones en blockchain y se conoce como el mecanismo de Prueba de Trabajo (PoW, Proof of Work). La prueba de trabajo se ejecuta en un espacio donde no hay necesidad de "confianza" en el sentido tradicional, porque todo es verificado por el sistema. Mientras hagas tu trabajo, serás recompensado (Nikos Daskalakis, 2020). Hay muchos tipos de criptomonedas que actualmente usan Prueba de Trabajo para validar transacciones y crear nuevos bloques, incluidos Bitcoin, Litecoin, Dogecoin y Monero.

Aunque las transacciones en BTC se desarrollan entre individuos bajo el sistema blockchain, existen algunos otros mecanismos de verificación de transacciones llamados "mecanismos de consenso". Un mecanismo de consenso es un conjunto de reglas, comúnmente aceptadas por todos los usuarios de la red, que autorizan al sistema a seguir funcionando (Nikos Daskalakis, 2020). Existen varios mecanismos de consenso y la elección entre ellos depende de cómo el equipo del proyecto diseñe las características específicas de cada proyecto.

El modelo PoW es el mecanismo de consenso más común en blockchain. En este modelo, los mineros compiten para ser los primeros en crear el siguiente bloque de la cadena resolviendo un complejo algoritmo matemático. El primero en resolver el problema publicará el nuevo bloque con las transacciones y recibirá la recompensa de la red. Este círculo vicioso de consumo de energía pone a PoW en una situación poco favorable para el medio ambiente. Por lo tanto, muchos buscan alternativas viables a la misma. En este sentido, la prueba de participación se ha convertido en otra forma muy popular de llegar a un consenso distribuido.

Un mecanismo de consenso alternativo utilizado en blockchain es la Prueba de Participación (PoS en inglés). Con PoS, el nuevo bloque es validado solo por aquellos que tienen la criptomoneda respectiva. Un minero de PoS está limitado a extraer un porcentaje de transacciones que refleje su participación en la propiedad. Por ejemplo, un minero que posee el 10 % de la criptomoneda disponible teóricamente puede extraer solo el 10 % de los bloques. este enfoque se puede resumir como "los ricos se hacen más ricos". En Prueba de participación, cuantos más Bitcoins posea, mayores serán las posibilidades de que se le asigne para

resolver el bloque. En Prueba de participación, los mineros se llaman validadores (Nikos Daskalakis, 2020). Los validadores deben depositar una cierta cantidad de criptomonedas para empezar. Cuanto más depositen, más posibilidades tendrán de resolver el nuevo bloque. El modelo PoS recompensa la inversión en el proyecto (cuanto más se invierte, más tokens se generan) y está menos descentralizado en comparación con PoW, ya que favorece a quienes tienen la mayor parte de la criptomoneda. Por otro lado, PoS usa considerablemente menos energía que PoW y, por lo tanto, es más rentable.

## **2.4 Las inversiones en Bitcoin**

En 2021, Bitcoin se denomina "oro digital", y se ha expuesto que la anterior expresión atiende a varias razones. La criptomoneda ha estado en una carrera desde 2017. A principios de año, estaba valorada en poco menos de \$1,000, y en su punto máximo, casi tocó la marca de \$20,000. En 2018, se desplomó, solo para volver a subir durante 2019 y 2020 y, finalmente, cruzó la marca sin precedentes de \$50,000 en 2021. Pero ¿por qué Bitcoin tiene valor? En el sentido tradicional, es difícil encontrar el valor de BTC (Robinson, 2021).

En principio es conveniente recordar que el BTC no es en sentido estricto dinero, es decir, no es moneda fiduciaria impresa por una imprenta estatal y el gobierno no decide su valor: no tiene forma física, en absoluto y no se comporta como las acciones. Ninguna empresa es propietaria; no tiene una gerencia que controle su precio; no hay ningún activo subyacente del que deriva valor. No es un metal valioso. Pero, si hay una clase de activo conocida más cercana a una criptomoneda, es el oro (Robinson, 2021). Sin embargo, al igual que el oro, el suministro de BTC es limitado. No se puede imprimir, pero tiene que ser minado. La oferta limitada y la demanda de esos bitcoins por parte de los compradores constituyen una danza de la economía que le da a BTC su precio (Robinson, 2021).

Al igual que el oro se extrae utilizando plataformas pesadas por profesionales calificados, también lo es bitcoin. Bitcoin se extrae utilizando computadoras con gran poder de procesamiento que resuelven algoritmos complejos para obtener recompensas en bloque (Robinson, 2021). Así como existen alternativas al oro,

como la plata, el cobre y otros metales preciosos, BTC también tiene muchas alternativas. Hay tantas criptomonedas en el mercado, incluidas Ethereum, Litecoin, Bitcoin Cash y más. A pesar de las muchas variantes, tanto Bitcoin como el oro de 24 quilates siguen siendo los estándares de la industria en todo el mundo. (Robinson, 2021).

Respecto de la existencia de BTC se estima que hay un total de 21 millones de Bitcoins. Esa es la cantidad máxima de BTC que se pueden minar. Ese es el límite exterior dentro del cual se realizan millones de transacciones de Bitcoin todos los días. Entonces, Bitcoin también puede derivar su valor de la simple regla de la oferta y la demanda (Robinson, 2021).

Por supuesto que el BTC implica diversos cuestionamientos sobre su diferencia con el dinero físico. Después de todo, ¿Cómo se puede crear dinero de la nada? (Robinson, 2021). Un artículo publicado por Daniel Krawisz en 2013 titulado “*El valor original de los bitcoins*” explica el curioso caso de los BTC:

*“Creo que esta reacción tiene que ver con la atribución errónea de las razones por las que las monedas fiduciarias (y los bitcoins por analogía) son insostenibles, en comparación con las razones por las que el oro es superior. El oro tiene usos productivos obvios; dólares y bitcoins no. Sin embargo, el oro no es estable y el dólar es inestable por esas razones. Más bien, el dólar es inestable porque la organización que lo emite actualmente lo está manipulando. Si la manipulación debe detenerse y el gobierno debe proporcionar evidencia real de que administrará el dólar de manera responsable, entonces no habrá razón para esperar que el dólar sea inestable después de eso. Por otro lado, debido a que el oro tiene usos productivos obvios y generalizados, su precio no puede bajar a cero mientras siga teniendo estos usos. No se puede hacer el mismo argumento con los bitcoins, pero de ello no se sigue que el valor de los bitcoins vaya a cero o que sea probable que vaya a cero: una vez más, el mejor argumento lo proporciona Šurda, quien pregunta: “Si Bitcoin falla, ¿qué ¿Lo reemplazaría?” Mientras Bitcoin tenga usos que son imposibles con cualquier otra moneda y mientras siga siendo competitivo frente a otras monedas y sistemas de pago, su valor no colapsará por completo”.*

### **2.4.1 Economías que adoptan el Bitcoin**

Desde 2019, naciones como el Salvador y la República Centroafricana adoptaron el BTC como moneda de curso legal. Sobre esto se ha propuesto que economías más pequeñas que ahora aceptan BTC están dando un paso en la dirección correcta. Esto porque se asume que se agrega más legitimidad de una regulación desde una perspectiva de licencia, pero al mismo tiempo permite a la gente en general ver más utilidad en torno a la tecnología en torno al activo que vende, menos desde una perspectiva de activo puramente especulativa pero más en términos de algún uso real de la aplicación que potencialmente puede tener un impacto directo dentro de la sociedad misma.

La intervención regulatoria es un factor crítico de supervivencia en las primeras etapas de cualquier innovación. La regulación puede destruir o mejorar y desarrollar aún más cualquier cosa nueva que haya crecido lo suficiente como para atraerla. El criptomercado no podía ser una excepción. Al principio, los reguladores se mostraron indiferentes cuando se lanzó BTC y comenzaron a observar más de cerca el mercado criptográfico cuando este último comenzó a crecer. Un año clave fue 2017, cuando la cantidad de fondos invertidos en ICO a nivel mundial fue más del doble de la cantidad invertida a través de VC. Esto llamó la atención de los reguladores, que habían guardado silencio durante mucho tiempo sobre este fenómeno, y en 2017 ha llegado el momento de comenzar a profundizar en esta área (Nikos Daskalakis, 2020).

Las autoridades reguladoras de la mayoría de los países están principalmente preocupadas por las ICO porque conllevan altos niveles de riesgo para los inversores debido a la falta de un marco regulatorio claro. Cuando los reguladores comenzaron a investigar este nuevo fenómeno que explotó en un período de tiempo muy corto, se encontraron con un rompecabezas difícil de resolver; cómo se definen los tokens, cuáles son sus características específicas y, en particular, qué tan cerca están de los activos financieros. Si los tokens son similares a los activos financieros, podrían tratarse como tales y es necesario realizar pocos ajustes en la regulación existente para los activos financieros y los mercados respectivos. Pero, como se discutió, los tokens y los activos financieros muestran algunas diferencias

significativas que hacen que el trabajo de los reguladores sea un rompecabezas difícil de resolver (Nikos Daskalakis, 2020).

Las autoridades de los Estados Unidos se convirtieron en la primera jurisdicción importante en tomar una posición sobre cómo planean regular las ICO. El 25 de julio de 2017, la Comisión de Bolsa y Valores de EE. UU. (SEC, por sus siglas en inglés) publicó su informe<sup>1</sup> de investigación para la organización autónoma descentralizada (DAO),<sup>2</sup> una organización virtual incorporada en un código de computadora y ejecutada en blockchain, haciendo "la pregunta de umbral si los tokens DAO son valores" y concluyendo que sí lo son, de acuerdo con la Ley Federal de Valores. (Nikos Daskalakis, 2020)

Las criptomonedas son consideradas por ley como "mercancías" desde 2013 en Canadá. Las ICO están permitidas y cualquier ganancia de capital comercial está sujeta a impuestos. Los Administradores de Valores de Canadá (CSA) publicaron (24 de agosto de 2017) un marco<sup>11</sup> para regular las ICO y dijeron que cuando el token emitido tiene las características de valores financieros o derivados, se aplica la Ley de Valores. Según la Autoridad, las ICO que buscan recaudar capital deben verificar inicialmente si este capital cae dentro de la categoría de valores financieros y deben comunicarse con los reguladores del país para discutir posibles enfoques para cumplir con las leyes de valores. (Nikos Daskalakis, 2020)

El 14 de marzo de 2019, CSA y la Organización Reguladora de la Industria de Inversiones de Canadá (IIROC) emitieron un documento de consulta conjunto<sup>12</sup> que sugiere un marco regulatorio para las nuevas plataformas comerciales especializadas en criptoactivos; esto mostró una señal clara de que las autoridades estaban interesadas en desarrollar un marco regulatorio claro para las plataformas de intercambio de criptomonedas, con el objetivo de brindar una mayor integridad en los mercados de criptomonedas y proteger a los inversores. (Nikos Daskalakis, 2020).

China es el primer país que prohibió oficialmente las ICO. El 8 de septiembre de 2017, se emitió un aviso público firmado por varias instituciones en China, que prohibió de inmediato las ICO.<sup>13</sup> El aviso reconoció que recientemente se habían llevado a cabo una gran cantidad de ICO, lo que dio lugar a especulaciones e invitó

a sospechar de transacciones financieras ilegales. actividades. Además, se pidió a todos los emisores cuyas ICO se habían completado que devolvieran el dinero recaudado a los inversores. (Nikos Daskalakis, 2020).

Las medidas para reducir las ICO incluyeron la prohibición de aplicaciones y plataformas en los sitios web a través de los cuales se realizan las ICO y la revocación de las licencias a quienes realizaron las ICO, mientras que a los bancos del país se les prohibió brindar directa o indirectamente dichos servicios. El aviso público, sin embargo, dejó abierta la posibilidad de levantar la prohibición en el futuro, cuando las condiciones del mercado sean más maduras. (Nikos Daskalakis, 2020).

En Corea del Sur, la posición inicial de las ICO fue regularlas como emisiones de valores. Sin embargo, en septiembre de 2017,<sup>14</sup> el Comité de Estabilidad Financiera (FSC, por sus siglas en inglés) de Corea del Sur prohibió todas las ICO afirmando que tales actividades esconden muchos riesgos y requieren un control cuidadoso y un monitoreo continuo e impuso sanciones severas a quienes estaban involucrados en los problemas de las ICO. Cabe señalar que la prohibición solo se aplicaba a las ICO, y las transacciones de criptomonedas en Corea del Sur todavía estaban permitidas, y desde enero de 2018, todas las transacciones de criptomonedas se realizan con el nombre real del propietario para evitar el lavado de dinero (Nikos Daskalakis, 2020).

Australia también mantiene una actitud positiva hacia las ICO y fue uno de los primeros países en emitir pautas regulatorias para las ICO. El 28 de septiembre de 2017, el Comité de Inversiones y Valores de Australia (ASIC, por sus siglas en inglés) emitió una guía regulatoria<sup>19</sup> para las nuevas empresas que tienen la intención de lanzar ICO. En esta guía, ASIC reconoció la dinámica de las ICO y el hecho de que contribuyen significativamente a las actividades de recaudación de fondos, pero señalaron que cada ICO debe cumplir con las leyes pertinentes. También indicaron que las ICO que tienen como objetivo recaudar capital deben notificar a las autoridades reguladoras, registrarse con ellas y obtener una licencia especial. Por último, las empresas que utilizan ICO deben llevar un registro de los tokens, mientras que en caso de que la ICO ofrezca productos derivados, se

requiere una licencia especial. Finalmente, el gobierno australiano presentó un proyecto de ley para una caja de arena de reguladores mejorada,<sup>20</sup> que permite que las nuevas empresas de tecnología financiera operen bajo un entorno regulatorio especial, para permitir que se prueben productos y servicios de tecnología financiera nuevos e innovadores. (Nikos Daskalakis, 2020).

Un hallazgo común en todas las jurisdicciones es que todas comenzaron a regular el campo de las ICO después del verano de 2017. Hasta entonces, las autoridades inicialmente se mostraban indiferentes o reticentes, o incluso estaban dejando que la industria creciera y evolucionara tomando posiciones blandas. desde discusiones o advertencias (China, Japón) hasta apoyo oficial (Suiza, Singapur). Durante 2017, el ecosistema del criptomercado experimentó una explosión tanto en los valores de mercado de las criptomonedas como en la cantidad de ICO y los respectivos fondos recaudados, lo que llevó a las autoridades a tomar medidas (Nikos Daskalakis, 2020).

La primera pieza formal de regulación no llegó hasta julio de 2017, cuando la SEC de EE. UU. emitió el informe para los tokens DAO, un paso que podría haber funcionado como una señal para que otras autoridades siguieran con las decisiones regulatorias oficiales. Todas las demás jurisdicciones siguieron a los Estados Unidos muy rápidamente, emitiendo su legislación en solo un par de meses después de los Estados Unidos (Nikos Daskalakis, 2020).

## **2.5 Las criptomonedas en México**

En México, diversas instituciones han señalado la importancia de emitir regulaciones y Leyes respecto de las criptomonedas y su uso financiero. Por ejemplo, el Servicio de Administración Tributaria indica que a pesar del uso de activos virtuales es importante que se recuerde que se trata de una representación de valor registrada electrónicamente en la red y es utilizada entre el público como medio de pago, por lo que su valor radica en el uso y flujo que le dan sus usuarios (SAT, 2022).



Sobre lo anterior, el Banco de México (BANXICO, 2022) proporciona la siguiente información sobre la regulación de activos virtuales:

*“En caso de que una institución financiera ofreciera servicios al público en general que involucren activos virtuales, se podría generar una percepción de que los riesgos asociados a los activos son menos relevantes de lo que en realidad representan. Asimismo, los activos virtuales aún representan un riesgo considerable en materia de prevención de lavado de dinero y financiamiento al terrorismo debido al anonimato que provee este tipo de activos en la realización de transacciones, la facilidad para transferir los activos virtuales a distintos países, así como la ausencia de controles y medidas homogéneas a nivel global.*

Aunado al BANXICO, existen otras instituciones que han emitido observaciones y regulaciones sobre las criptomonedas. La Comisión Nacional para la Protección y Defensa de los Usuarios de Servicios Financieros expresa lo siguiente:

*“Las criptomonedas no son consideradas por el Banco de México como un sustituto de moneda, ya que no cumplen a cabalidad las funciones del dinero. Además, los costos de transacción suelen ser altos; los tiempos de pago son lentos y casi no hay aceptación de comercios. Estos activos virtuales no cuentan con el apoyo o respaldo de una autoridad financiera. La verificación de la identidad del propietario se realiza a través de una criptografía. Una criptomoneda depende de factores relacionados con su mercado. Los cambios en su valor no dependen tanto de factores macroeconómicos o financieros. Su utilidad como depósito de valor es ineficiente debido a su alta volatilidad”.*

Por otra parte, la Comisión Nacional para la Protección y Defensa de los Usuarios de Servicios Financieros (CONDUSEF) expresa lo siguiente:

*“Este tipo de moneda virtual no está regulada por las autoridades financieras y todas las operaciones realizadas son irrevocables, por ello no existe forma de que los usuarios puedan reclamar, en caso de que sospechen que son o han sido víctimas de un fraude o algún quebranto, por un cambio repentino y abrupto en su valor o por la suspensión en su cotización”.*

Dicho esto, el Gobierno de México no respalda el uso de las criptomonedas, pero eso no significa que las criptomonedas sean ilegales. El Gobierno de México solo

intenta cuidar a sus ciudadanos de lo impredecible y volátil que son las criptomonedas. Al respecto, se ha señalado que las criptomonedas deben operarse bajo regulaciones que permitan su intercambio por lo que las instituciones financieras deben responsabilizarse al facilitar medios de operación a los posibles usuarios los cuales deberán ser vigilados por el SAT (2022).

### **Capítulo 3. Metodología de optimización de un portafolio de inversión**

En este capítulo se exponen los procedimientos metodológicos para lograr la optimización de un portafolio de inversión para Bitcoin (BTC). Para lograr lo anterior, se describe la fuente de datos y la variable de análisis de la tesis. Luego, se desarrollan los planteamientos necesarios para lograr la optimización planteada.

#### **3.1 Fuentes de datos**

Para el desarrollo de este proceso de optimización es necesario contar con los datos históricos diarios de BTC. Estos datos se obtuvieron del portal Yahoo Finance que es un servicio de recopilación de información financiera que incluye, entre otros valores, desde comunicados de prensa y financieros de autoridades, hasta cotizaciones de bolsa e índices bursátiles.

Los datos procesados se descargaron del portal <https://finance.yahoo.com/>, los cuales se graficaron según los precios históricos de Bitcoin tanto sus rendimientos diarios iniciando desde septiembre del 2014 hasta septiembre del 2022. Así, el periodo de estudio de esta tesis es el expuesto durante un año calendario.

#### **3.2 Variables de investigación**

De acuerdo con los objetivos de la investigación, las variables que definen el análisis son las siguientes.

- **Riesgo:** Es el concepto para estudiar porque en éste se define como un suceso o condición incierta que, si llega a ocurrir, tendrá un efecto positivo o negativo sobre uno o más objetivos (Project Management Institute, 2019). El riesgo surge de todas las fuentes de inquietud, incluidos los riesgos específicos de un portafolio.
- **Confiabilidad:** es un principio contable que se utiliza como guía para determinar qué información financiera debe presentarse a un individuo o empresas. La confiabilidad explica que una información no tiene algún tipo

de errores significativos debido a la existencia una captación de control interno eficaz y permanente (Gerencie, 2017).

- VaR: Es una medida de volatilidad de los precios de activos de una empresa, por lo tanto, cuanto mayor es la volatilidad, mayor es la probabilidad de pérdida (Alexander, 2013). Es una medida final ajustada al riesgo de la pérdida esperada en el valor de un activo o portafolio de riesgo para un intervalo de confianza predefinido durante un período de tiempo.
- Rendimiento: En ámbito de instrumentos financieros, el rendimiento, también conocido como retorno de inversión (ROI) por sus cifras en inglés, es una medida de la rentabilidad de activos durante un período de tiempo (Sandler, 2018). Así, el rendimiento de una acción o criptomoneda puede tener ganancias o las pérdidas de capital.

### **3.3 Técnicas de estimación**

Para llegar a un portafolio óptimo se tienen que analizar los datos, en este caso serían los precios de diez criptomonedas, en ellas incluida BTC. En esta tesis de analizarán los datos con el VaR, principalmente bajo simulación Monte Carlo, pero se implementarán otros métodos de cálculo para corroborar los resultados.

Obtenidos los resultados del VaR, se utilizará la Ley de Benford para comprobar si hay o no algún tipo de anomalía. Por consiguiente, si los resultados muestran que no hay algún tipo de anomalía, los datos se implementaran al método de optimización de portafolio de media-varianza. De lo contrario, si hay algún tipo de anomalía, se podrá concluir que no se puede hacer una optimización ya que los datos están manipulados o correlacionados por lo cual causará un resultado no confiable.

A continuación, se describen los fundamentos de este proceso de optimización del portafolio.

### **3.3.1 Obtención de VaR**

Algunos conceptos básicos para comprender el proceso de obtención del VaR se basan en los principios de la simulación. Estos conceptos se recuperan del texto de Yauri (2009). Entonces, la *simulación* se define como el proceso de diseño y desarrollo de un sistema bajo un enfoque computarizado cuyo objetivo es comprender el comportamiento general del sistema y poder evaluar posibles estrategias de operación del sistema (Yauri, 2009).

Para el desarrollo de una simulación se establece un *Modelo* que es un grupo de hipótesis orientadas a explicar el funcionamiento del sistema el cual se expresa como vínculos matemáticos y/o lógicos entre los elementos de la práctica (Yauri, 2009). Luego, este Modelo se somete a un *Proceso de simulación* que es la ejecución del modelo a través del tiempo en un ordenador para generar muestras representativas del comportamiento (Yauri, 2009). A la vez, las etapas de un proceso de simulación son: a) Definición, descripción del problema, b) Formulación del modelo, c) Programación, d) Verificación y Validación del modelo, e) Diseño de experimentos y plan de corridas, f) Análisis de resultados (Yauri, 2009, pg. 17).

#### **3.3.1.1 Métodos para calcular VaR**

Existen diversos métodos para el cálculo del VaR. a continuación, se describen de forma general.

a) Método Paramétrico. Este método supone que los rendimientos de los factores de riesgo se distribuyen normalmente, las correlaciones entre los factores de riesgo son constantes y la delta (o la probabilidad de riesgo al cambio al precio) de cada componente del portafolio es constante (Choudhry, 2006). Utilizando el método paramétrico, la volatilidad de cada factor de riesgo se extrae del período histórico de observación. Por lo tanto, se requieren datos históricos sobre el rendimiento de las inversiones (Choudhry, 2006). El efecto potencial de cada componente del portafolio sobre el valor total de la cartera se calcula a partir de la delta del componente (con respecto a un factor de riesgo particular) y la volatilidad de ese factor de riesgo.

Existen diferentes métodos para calcular las volatilidades de los factores de riesgo relevantes y las correlaciones. Por ejemplo:

- Volatilidad histórica simple (correlación): este es el método más sencillo, pero los efectos de un gran movimiento único del mercado pueden distorsionar significativamente las volatilidades (correlaciones) durante el período de pronóstico requerido (Choudhry, 2006). Por ejemplo, si se utiliza la volatilidad histórica de 30 días, un shock de mercado permanecerá en la cifra de volatilidad durante 30 días hasta que salga del rango de la muestra y, en consecuencia, provoque una fuerte caída en la volatilidad (histórica) 30 días después del evento. Esto se debe a que cada observación pasada tiene el mismo peso en el cálculo de la volatilidad (Choudhry, 2006).
- Un enfoque más sofisticado es ponderar las observaciones pasadas de manera desigual. Esto se hace para dar más peso a las observaciones recientes para que los grandes saltos en la volatilidad no sean causados por eventos que ocurrieron hace algún tiempo (Choudhry, 2006). Dos métodos para la ponderación desigual son los modelos de heteroscedasticidad condicional autorregresiva generalizada (GARCH) y las medias móviles ponderadas exponencialmente. Los modelos GARCH están ajustados a cada serie temporal de factores de riesgo, mientras que las medias ponderadas exponencialmente se pueden calcular con pocas complicaciones más que la simple volatilidad histórica (Choudhry, 2006). Ambos métodos se basan en la suposición de que las volatilidades futuras se pueden predecir a partir de los movimientos de precios históricos.

b) Método de Simulación Histórica. El método de simulación histórica para calcular el VaR es el más simple y evita algunas de las trampas del método de correlación. Específicamente, los tres supuestos principales detrás de la correlación (rendimientos normalmente distribuidos, correlaciones constantes, deltas constantes) no son necesarios en este caso (Choudhry, 2006). Para la simulación histórica, el modelo calcula las pérdidas potenciales utilizando los rendimientos históricos reales de los factores de riesgo y, por lo tanto, captura la distribución no

normal de los rendimientos de los factores de riesgo (Choudhry, 2006). Esto significa que los eventos raros y las caídas se pueden incluir en los resultados. Dado que los rendimientos de los factores de riesgo utilizados para reevaluar la cartera son movimientos pasados reales, las correlaciones en el cálculo también son correlaciones pasadas reales. Capturan la naturaleza dinámica de las correlaciones, así como los escenarios en los que se rompen las relaciones de correlación habituales (Choudhry, 2006).

El método de simulación histórica es relativamente simple de implementar si los datos históricos sobre los factores de riesgo se han recopilado internamente para la comercialización diaria. Los mismos datos pueden almacenarse para su posterior reutilización en la estimación del VaR (Jorion, 2007). Este método evita la necesidad de estimar una matriz de covarianza. Esto simplifica los cálculos en casos de portafolios con gran cantidad de activos y periodos de muestra. Todo lo que se necesita es la serie temporal del valor agregado de la cartera (Jorion, 2007). Quizás lo más importante es que la simulación histórica explica las colas gordas en la medida en que están presentes en los datos históricos. El método no requiere supuestos distributivos y, por lo tanto, es robusto.

La simulación histórica se puede implementar utilizando una valoración completa. Por lo tanto, el método puede capturar el riesgo gamma y vega (vega mide el riesgo de cambios en la volatilidad implícita o la volatilidad esperada prospectiva del precio del activo subyacente. Gamma mide la tasa de cambios en delta a lo largo del tiempo. Delta mide los cambios de precios reales, vega se centra en los cambios en las expectativas de volatilidad futura (Summa, 2021)). El método también aborda directamente la elección del horizonte para medir el VaR. Los rendimientos simplemente se miden en intervalos que corresponden a la longitud del horizonte. Por ejemplo, para obtener el VaR mensual, el usuario reconstruiría los rendimientos mensuales históricos de la cartera durante, digamos, los últimos cinco años (Jorion, 2007).

El método de simulación histórica tiene una serie de inconvenientes. Solo se utiliza una ruta de muestra. La suposición es que el pasado representa justamente el futuro inmediato. Si la ventana omite eventos importantes, la cola no estará bien

representada. Viceversa, la muestra puede contener eventos que no volverán a aparecer en el futuro (Jorion, 2007). La variación muestral del VaR de simulación histórica es mayor que para un método paramétrico. Hay un error de estimación sustancial en el cuantil de la muestra, especialmente con tamaños de muestra a corto plazo y altos niveles de confianza. Por ejemplo, un VaR diario del 99 % estimado en una ventana de 100 días solo produce una observación en la cola en promedio, lo que necesariamente conduce a una medida de VaR imprecisa (Jorion, 2007). Por lo tanto, se requieren rutas de muestra largas para obtener cuantiles significativos. El dilema es que existe la posibilidad de que las observaciones ya no sean relevantes. En la práctica, la mayoría de los bancos utilizan períodos entre 250 y 750 días, lo que se considera una compensación razonable entre precisión y no estacionario (Jorion, 2007).

c) Algoritmo de simulación Monte Carlo. La simulación de Monte Carlo permite que el administrador de riesgos use distribuciones históricas reales para los rendimientos de los factores de riesgo en lugar de tener que asumir rendimientos normales. Se produce un número alto de simulaciones en forma aleatoria se ejecutan en el tiempo utilizando estimaciones de volatilidad y correlación elegidas por el administrador de riesgos (Choudhry, 2006). Cada simulación será diferente, pero en total las simulaciones se agregarán a los parámetros estadísticos elegidos (es decir, distribuciones históricas y volatilidad y estimaciones de correlación). Este método es más realista que los dos modelos anteriores y, por lo tanto, es más probable que estime el VaR con mayor precisión (Choudhry, 2006).

El algoritmo de simulación opera mediante variables aleatoria (v.a), por lo que es fundamental definir a éstas. Entonces, una variable aleatoria  $X$  puede tomar valores como  $\{x_0, x_1, x_2, \dots, x_{n-1}\}$  con probabilidades  $\{p_0, p_1, p_2, \dots, p_{n-1}\}$ . Sobre esto, bajo el método Monte Carlo, se trata de generar valores de una v.a. con una distribución de probabilidad como es la función  $P(s)$  conforme a los valores de una variable aleatoria que se distribuye uniformemente en el intervalo  $[0, 1)$ , que es proporcionada por un generador de números aleatorios. Aunque hay diversos tipos de v.a., éstas son las más utilizadas (Dan, 2015).



- Discreta: es una v.a. representada por una distribución discreta de probabilidad que, de acuerdo con los posibles valores de ésta, puede tomar uno de tales según una probabilidad de ocurrencia determinada (Dan, 2015).
- Continuas: es una v.a representada por una distribución probabilística que normalmente toma cualquier valor dentro de un intervalo (Dan, 2015).

El algoritmo de Simulación Monte Carlo se establece sobre la formación de números aleatorios bajo el método de transformación inversa (Yauri, 2009). En términos de su procedimiento puede resumirse de la siguiente forma:

- Determinación de las v.a. y sus distribuciones acumuladas (F).
- Iterar las veces necesarias.
- Generación de un número aleatorio uniforme entre los valores (0,1).
- Determinación del valor de la v.a. para el número aleatorio generado según las clases asignadas.
- Calcular estadísticos (media, desviación estándar) y graficar la distribución.
- Analizar los resultados en los distintos tamaños de muestra.

Datos obtenidos de: Métodos Cuantitativos para los Negocios, Yauri,2009, pg.192

Una posibilidad alterna para trabajar con Monte Carlo es cuando la variable aleatoria no es un resultado de la simulación o si existen relaciones entre variables como descrito a continuación:

- Diseñar el modelo lógico de decisión
- Especificar distribuciones de probabilidad para las variables aleatorias relevantes.
- Incluir posibles dependencias entre variables.
- Muestrear valores de las variables aleatorias.
- Calcular el resultado del modelo según los valores del muestreo (iteración) y registrar el resultado.
- Repetir el proceso hasta tener una muestra estadísticamente representativa
- Obtener la distribución de frecuencias del resultado de las iteraciones
- Calcular la media y desviaciones.
- Analizar los resultados

Datos obtenidos de: Métodos Cuantitativos para los Negocios, Yauri,2009, pg.192

Para implementar o utiliza un algoritmo de simulación debe considerarse que (Yauri, 2009):

- El sistema debe ser descrito por al menos una función de distribución de probabilidad.
- El proceso de generación de números aleatorios debe evitar correlaciones entre valores muestrales.
- El proceso debe establecer límites y reglas de muestreo para las funciones de distribución de probabilidad.
- Definir Scoring y error.
- Considerar el aplicar técnicas de reducción de varianza.

Datos obtenidos de: Métodos Cuantitativos para los Negocios, Yauri,2009, pg.192

Por lo tanto, el proceso de solución a un proceso matemático o de simulación implica generar un conjunto amplio de v.a. Esto supone que el analista deba analizar las variaciones y decidir si la posible solución satisface las restricciones establecidas (Dan, 2015).

### **3.3.1.2 Cálculo de VaR**

Una vez que se ha descrito los métodos implementados para el cálculo del VaR, a continuación, se describe su aplicación.

a) Método Paramétrico. Se descomponen los instrumentos del portafolio en posiciones equivalentes de efectivo en instrumentos más básicos. Luego se especifican las distribuciones exactas de los factores de mercado (o 'rendimientos') y al final se calcula la varianza del portafolio y el VaR (Choudhry, 2006). Si se supone que todos los factores del mercado tienen una distribución normal, también se puede suponer que el portafolio, que es la suma de los instrumentos individuales, tiene una distribución normal. Esto significa que la varianza del portafolio se puede calcular utilizando métodos estadísticos estándar (similares a la teoría de la cartera moderna), dados por:

$$\sigma_p = \sqrt{\alpha_j^2 \sigma_j^2 + \alpha_k^2 \sigma_k^2 + 2\alpha_j \alpha_k \rho_{jk} \sigma_j \sigma_k}$$

Donde:

$\sigma_j$  = Valor actual en moneda local de la posición en el factor de mercado  $j$ .

$\sigma_j^2$  = Varianza del factor de mercado  $j$ .

$\rho_{jk}$  = Coeficiente de correlación entre los factores de mercado  $j$  y  $k$ .

El VaR del portafolio es entonces un número seleccionado de desviaciones estándar de la cartera; por ejemplo, 1.645 desviaciones estándar aislarán el 5% del área de la distribución en la cola inferior de la curva normal, proporcionando un 95% de confianza en la estimación (Choudhry, 2006).

b) Método de Simulación Histórica. Este método aplica ponderaciones a una serie creada temporalmente de rendimientos históricos de activos, es decir:

$$R_{p,k} = \sum_{i=1}^N w_{i,t} R_{i,k} \quad k = 1, 2, \dots, t$$

Así, los pesos  $w_t$  mantendrán sus valores presentes. Este rendimiento no presenta un portafolio real, sino que reconstruye la historia de un portafolio hipotético utilizando la posición presente. Este enfoque se puede denominar arranque porque utiliza la distribución real de los datos históricos actuales sin reemplazo. Cada escenario  $k$  se extrae del historial de  $t$  observaciones (Jorion, 2007).

De manera más general, el método puede utilizar la valoración completa, empleando valores hipotéticos para los factores de riesgo, que se obtienen aplicando modificaciones históricas en los precios al nivel actual de precios, es decir

$$S_{i,k}^* = S_{i,0} + \Delta S_{i,k} \quad i = 1, 2, \dots, N$$

Luego, se calcula un nuevo valor de portafolio  $V_{p,k}^*$  a partir del grupo completo de precios hipotéticos, se pueden incorporar relaciones no lineales  $V_k^* = V(S_{i,k}^*)$ . Nótese que para obtener el riesgo vega, debido al cambio de volatilidad, el conjunto de factores de riesgo puede integrar medidas de volatilidad implícita (Jorion, 2007). Esto crea el rendimiento hipotético adecuado a la simulación  $k$ , es decir,

$$R_{p,k} = \frac{V_k^* - V_0}{V_0}$$

Para aclarar, el VaR se obtiene de la distribución completa de los rendimientos hipotéticos, donde cada uno de los escenarios históricos se le ajusta el mismo peso de  $(1/t)$ . Debido a que el enfoque no asume una distribución paramétrica para los factores de riesgo, se denomina no paramétrico (Jorion, 2007).

c) Simulación Monte Carlo. Para iniciar, se debe concentrar en un caso de muestra con solo una variable aleatoria. El primer paso, y el más crucial, en la simulación consiste en elegir un modelo estocástico particular para el comportamiento de los precios (Jorion, 2007). Un método comúnmente utilizado es el modelo de movimiento browniano geométrico (GBM). El método supone que los datos en el precio del activo no se correlacionan con el tiempo y que los movimientos diminutivos en los precios pueden describirse mediante:

$$dS_t = \mu_t S_t dt + \sigma_t S_t dz$$

donde  $dz$  es una variable aleatoria que se distribuye de forma normal con media cero y varianza  $dt$ . Esta variable impulsa los cambios aleatorios al precio y no depende de información ya ocurrida (Jorion, 2007). Es browniano, dado que la varianza decrece continuamente en el intervalo de tiempo,  $V(dz) = dt$ . Los parámetros  $\mu_t$  y  $\sigma_t$  representan la deriva y la volatilidad instantáneas en el tiempo  $t$ , que pueden evolucionar con el tiempo.

El proceso con incrementos infinitesimalmente pequeños  $dt$  se puede aproximar mediante movimientos discretos de tamaño  $\Delta t$ . Se define  $t$  como el tiempo presente,  $T$  como el tiempo objetivo y  $\tau = T - t$  como el horizonte (VaR). Para generar una serie de variables aleatorias  $S_{t+i}$  sobre el intervalo  $\tau$ , primero se corta  $\tau$  en  $n$  incrementos, con  $\Delta t = \tau/n$ .

Integrando  $dS/S$  en un intervalo finito, se tiene aproximadamente

$$\Delta S_t = S_{t-1}(\mu\Delta t + \sigma\varepsilon\sqrt{\Delta t})$$

donde  $\varepsilon$  es ahora una variable aleatoria normal estándar, es decir, con media cero y varianza unitaria (Jorion, 2007). Se puede verificar que este proceso genera una media  $E\left(\frac{\Delta S}{S}\right) \mu \Delta t$ , que crece con el tiempo, al igual que la varianza  $V\left(\frac{\Delta S}{S}\right) \sigma^2 \Delta t$ .

Para simular la trayectoria del precio de  $S$ , se comienza desde  $S$  y se genera una secuencia de épsilons ( $\varepsilon$ 's) para  $i = 1, 2, \dots, n$ . Entonces  $S_{t+1}$  es un conjunto  $S_{t+1} = S_t + S_t(\mu \Delta t + \sigma \varepsilon_1 \sqrt{\Delta t})$ ,  $S_{t+2}$  se calcula de  $S_{t+1} + S_{t+1}(\mu \Delta t + \sigma \varepsilon_2 \sqrt{\Delta t})$  y así sucesivamente para los valores futuros, hasta alcanzar el horizonte objetivo, momento en el que el precio es  $S_{t+n} = S_T$  (Jorion, 2007).

Las simulaciones Monte Carlo se basan en extracciones aleatorias  $\varepsilon$  de una variable con una distribución de probabilidad requerida. El análisis numérico por lo general procede en dos pasos.

El primer bloque de construcción para la generación de números aleatorios es la distribución uniforme sobre un intervalo  $[0,1]$  que genera una variable aleatoria  $x$  (Jorion, 2007). Estos números son "pseudo" aleatorios porque se generan a partir de un algoritmo que utiliza una regla predefinida. A partir del mismo número de "semilla", la secuencia se puede repetir a voluntad.

El paso siguiente es modificar el número aleatorio uniforme  $x$  hacia una distribución deseada con la función de distribución de probabilidad acumulada inversa (pdf) (Jorion, 2007). Generalmente la distribución normal es la ideal. Por definición, la función de densidad de probabilidad acumulada  $N(y)$  estará entre 0 y 1. Para generar una variable aleatoria con distribución normal, se calcula  $y$  tal que  $x = N(y)$  o  $y = N^{-1}(x)$ .

En este punto, se impone una importante salvedad. Un algoritmo bien diseñado debe generar sorteos que parezcan independientes a lo largo del tiempo. Si el ciclo del algoritmo es demasiado corto, se introducirán dependencias en el proceso de precios únicamente debido al generador de números aleatorios. Como resultado, el rango de valores posibles de la cartera puede estar incompleto, lo que lleva a medidas incorrectas del VaR (Jorion, 2007).

Una alternativa a la generación de números aleatorios a partir de una distribución hipotética es tomar muestras de datos históricos. Hay que suponer que se observa

que una serie de  $M$  devuelve  $R = \frac{\Delta S}{S}$ ,  $\{R\} = (R_1 \cdots R_M)$ , que se puede suponer que son variables *i.d.i.* aleatorias de una distribución desconocida. El método de simulación histórica consiste en utilizar esta serie una vez para generar pseudorendimientos (Jorion, 2007). Bootstrap estima esta distribución por la distribución empírica de  $R$ , asignando igual probabilidad a cada realización. El procedimiento se realiza muestreando de  $\{R\}$ , con reposición, tantas observaciones como sean necesarias.

Una ventaja esencial del bootstrap es que puede incluir colas gruesas, saltos o cualquier desviación de la distribución normal. El método también tiene en cuenta las correlaciones entre series porque un sorteo consiste en los rendimientos simultáneos de  $N$  series, como acciones, bonos y precios de divisas (Jorion, 2007).

El enfoque bootstrap tiene limitaciones. Para tamaños de muestra  $M$  pequeños, la distribución con bootstrap puede ser una mala aproximación de la real. Por lo tanto, es importante tener acceso a suficientes puntos de datos.

El bootstrap puede acomodar alguna variación de tiempo en los parámetros siempre que se esté dispuesto a tomar una posición en el modelo. Por ejemplo, el bootstrap se puede aplicar a los residuos normalizados de un proceso GARCH, es decir:

$$\varepsilon_t = \frac{r_t}{\sigma_t}$$

donde  $r_t$  es el rendimiento real y  $\sigma_t$  es la desviación estándar condicional del proceso GARCH estimado (Jorion, 2007). Para recrear pseudorendimientos, primero se tomaría una muestra de la distribución histórica de  $\varepsilon$  y luego se reconstruiría la varianza condicional y las pseudorendimientos.

Una vez que se ha simulado una ruta de precios, se construye la distribución de el portafolio al final del horizonte seleccionado (Jorion, 2007). La simulación se lleva a cabo mediante los siguientes pasos:

1. Elija un proceso y parámetros estocásticos.
2. Generar una pseudosecuencia como  $S_{t+1}, S_{t+2}, \dots, S_{t+n}$ .

3. Calcular el valor del activo (o portafolio)  $F_{t+n} = F_T$  bajo esta secuencia particular de precios en el horizonte objetivo.
4. Repita los pasos 2 y 3 tantas veces como sea necesario, digamos  $K=10,000$ .

Este proceso crea una distribución de valores  $F_T^1, \dots, F_T^{10,000}$ . Podemos ordenar las observaciones y tabular el valor esperado  $E(F_T)$  y el cuantil  $Q(F_T, c)$ , que es el valor excedido en  $c$  por  $10,000$  repeticiones (Jorion, 2007). VaR relativo a la media entonces es:

$$VaR(c, T) = E(F_T) - Q(F_T, c)$$

Para el caso de esta tesis, se va a obtener el VaR diario durante un periodo de 2 años para el precio de 10 criptomonedas incluyendo Bitcoin. De igual manera que el ejemplo, se emplearan 10,000 iteraciones para obtener los resultados. No es necesario hacer más de 10,000 iteraciones debido a que el valor esperado de VaR converge prácticamente a lo mismo, es decir, el resultado es aproximadamente igual si se efectúan 100,000 iteraciones. Para método de simulación histórica y el método paramétrico se harán 10,000 iteraciones de igual manera. Se usarán estos dos métodos para corroborar los resultados de las simulaciones Monte Carlo. De esta manera se puede asegurar que hay suficientes datos para poder trabajar con la Ley de Benford.

Una vez que se obtengan los valores de los procesos de simulación, se evalúa la correlación entre estos de acuerdo con el valor del coeficiente de correlación lineal de Pearson y su significancia estadística. El coeficiente de Pearson se define como sigue

$$r_{xy} = \frac{\sum_i x_i y_i - n \bar{x} \bar{y}}{\sqrt{\sum_i x_i^2 - n \bar{x}^2} \sqrt{\sum_i y_i^2 - n \bar{y}^2}}$$

### 3.3.2 Ley de Benford en VaR

Una vez corroborados los datos de las criptomonedas en VaR, se hace otro estudio de confiabilidad, la Ley de Benford. En un entorno de análisis de datos, es

importante evaluar de antemano si se espera que los datos se ajusten a la Ley de Benford. No se puede llegar a ninguna conclusión válida analizando la conformidad de los datos que no se espera que sigan la Ley de Benford (para la conformidad con Benford) (Miller, 2015).

Es necesario "convertir" los fundamentos matemáticos de la Ley de Benford en algunos requisitos viables para la conformidad.

1. Los datos deben representar los tamaños de hechos o eventos. Los ejemplos de tales datos incluirían la población de pueblos y ciudades, las tasas de flujo de los ríos o el tamaño de los cuerpos celestes. Los ejemplos financieros incluyen los valores de mercado de las empresas en las principales bolsas de valores, los ingresos de estas empresas o sus volúmenes de ventas diarios (Miller, 2015).
2. No debe haber valores mínimos o máximos incorporados en el conjunto de datos. Un ejemplo de mínimo sería un corredor de bolsa que tiene una comisión mínima de \$50 por una transacción de compra o venta. El bróker entonces tendría mucha gente a cuyas operaciones pequeñas se les cobraría el mínimo de \$50. Una tabla de datos de estos cargos de comisión para un mes tendría un exceso de 5 en el primer dígito y 0 en el segundo dígito. Un mínimo integrado de cero es aceptable (Miller, 2015).
3. El conjunto de datos no debe representar números utilizados como números de identificación o etiquetas. Estos son números que se dan dado a eventos y entidades individuales, objetos y elementos en lugar de palabras. Ejemplos de estos incluyen números de seguro social, números de cuentas bancarias, números de condados, números de carreteras, números de placas de automóviles, números de vuelos o números de teléfono. Estos números tienen patrones de dígitos que tienen algún significado para las personas que desarrollaron la secuencia (Miller, 2015).
4. Se tiene que comprobar que la Ley de Benford funciona con variables aleatoriamente independientes, de lo contrario, no se podrá usar las simulaciones Monte Carlo para el análisis de conformidad, como lo explica (Miller, 2015) se puede demostrar lo siguiente:



Una secuencia  $(X_n)$  de variables aleatorias converge en distribución a una variable aleatoria  $X$ , simbólicamente  $X_n \xrightarrow{D} X$ , si  $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(X_n \leq t) = \mathbb{P}(X \leq t)$  se sostiene para toda  $t \in \mathbb{R}$  para cual  $\mathbb{P}(X \leq t) = 0$ . Se supone que  $(X_n)$  converge en distribución a Ley de Benford si  $S(X_n) \xrightarrow{D} S(X)$ , donde  $X$  es una variable aleatoria Benford, o equivalente si

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(X_n \leq t) = \log t \quad \text{para toda } t \in [1,10)$$

Una forma simple de generar una secuencia de variables aleatorias es esta: Se fija una variable aleatoria  $X$  y se establece  $X_n := X^n$  para cada  $n \in \mathbb{N}$ . Si bien la secuencia  $(X_n)$  así generada claramente no es *i.i.d.* a menos que  $X = 0$  o  $X = 1$ .

Se asume que una variable aleatoria  $X$  tiene densidad. Por lo tanto:

1.  $X^n$  converge en distribución a Ley de Benford.
2. Con probabilidad de uno,  $X^n$  es Benford.

Para probar (1), se debe de tener en cuenta que la variable aleatoria  $\log |X|$  tiene una densidad también. Por eso,

$$\mathbb{P}(S(X_n) \leq t) = \mathbb{P}(\langle \log |X^n| \rangle \leq \log t) = \mathbb{P}(\langle n \log |X| \rangle \leq \log t) \rightarrow \log t$$

Mientras  $n \rightarrow \infty$  se sostiene para toda  $t \in [1,10)$ , por ejemplo,  $(X_n)$  converge en distribución a Ley de Benford.

Para el caso de (2) se hace nota que  $\log |X|$  es irracional con probabilidad de uno. Entonces  $\mathbb{P}((X^n) \text{ es Benford}) = 1$ .

Por ejemplo, sea  $X$  distribuida uniformemente en  $[1,10)$  para cada  $n \in \mathbb{N}$ ,

$$F_{S(X^n)}(t) = \frac{t^{1/n} - 1}{10^{1/n} - 1}, \quad 1 \leq t < 10,$$

y por lo tanto  $(X_n)$  converge en distribución a Ley de Benford. Como  $\mathbb{P}(\log X \text{ es racional}) = 0$ , la sucesión  $(X_n)$  es Benford con probabilidad uno.

Se supone que  $X = 2$ . Así  $P_X = \delta_2$ , y  $X$  no tiene densidad. Para cada  $n$ ,  $S(X^n) = 10^{(n \log 2)}$  con probabilidad uno, entonces  $(X_n)$  no converge en distribución a Ley de Benford. Por otro lado,  $(X_n)$  es Benford.

Ahora Sean  $X, Y$  dos variables aleatorias independientes con  $\mathbb{P}(XY = 0) = 0$ . Entonces:

1. Sí  $X$  es Benford, entonces  $XY$  también lo es.
2. Sí  $S(X)$  y  $S(XY)$  tienen la misma distribución, entonces  $\log S(Y)$  es racional con probabilidad uno, o  $X$  es Benford.

El argumento se vuelve breve y transparente mediante el uso de coeficientes de Fourier. Se debe notar primero que  $\log S(XY) = \langle \log S(X) + \log S(Y) \rangle$  y, dado que las variables aleatorias  $X_0 := \log S(X)$  y  $Y_0 := \log S(Y)$  son independientes,

$$P_{\log \widehat{S}(XY)} = P_{\langle X_0 + Y_0 \rangle} = \widehat{P}_{X_0} \cdot \widehat{P}_{Y_0}$$

Para probar (1), simplemente hay que recordar que  $X$  siendo Benford es equivalente a  $P_{X_0} = \lambda_{0,1}$  y, por lo tanto,  $\widehat{P}_{X_0}(k) = 0$  para cada entero  $k \neq 0$ . En consecuencia,  $P_{\log \widehat{S}(XY)}(k) = 0$  también, es decir,  $XY$  es Benford.

Para ver (2), se supone que  $S(X)$  y  $S(XY)$  tienen la misma distribución. En este caso,

$$\widehat{P}_{X_0}(k) (1 - \widehat{P}_{Y_0}(k)) = 0 \quad \text{para toda } k \in \mathbb{Z}$$

Sí  $\widehat{P}_{Y_0}(k) \neq 1$  para todas las  $k$  distintas de cero, entonces  $\widehat{P}_{X_0} = \lambda_{0,1}$ , es decir  $X$  es Benford. Alternativamente, sí  $\widehat{P}_{Y_0}(k_0) = 1$  para algún  $k_0 \neq 0$  entonces  $P_{Y_0} \left( \frac{1}{|k_0|} \right) = 1$ , por eso  $|k_0|Y_0 = |k_0| \log S(Y)$  es un entero con probabilidad uno.

Dicho esto, en el caso de la tesis, se analizará el VaR diario de las criptomonedas. Después se comparará con la Ley de Benford para comprobar si hay o no conformidad en los datos.

Teniendo esto en cuenta, podremos usar esta definición de (P.Hill, 2015) que formaliza la noción de una función teniendo la propiedad Benford.

Una función (Borel medible)  $f: [0, +\infty) \rightarrow \mathbb{R}$  es Benford si

$$\lim_{T \rightarrow +\infty} \frac{\lambda(\{\tau \in [0, T): S(f(\tau)) \leq t\})}{T} = \log t \quad \text{para toda } t \in [1, 10),$$

o, de manera equivalente, si para todo  $m \in \mathbb{N}$ , todo  $d_1 \in \{1, 2, \dots, 9\}$ , y todo  $d_j \in \{0, 1, \dots, 9\}$ ,  $j \geq 2$ ,

$$\begin{aligned} \lim_{T \rightarrow +\infty} \frac{\lambda(\{\tau \in [0, T): D_j(f(\tau)) = d_j \text{ para } j = 1, 2, \dots, m\})}{T} \\ = \log \left( 1 + \left( \sum_{j=1}^m 10^{m-j} d_j \right)^{-1} \right) \end{aligned}$$

Dada esta fórmula se obtienen los valores para poder comparar con los valores de Benford y así comprobar si se demuestra o no conformidad en los datos analizados.

### 3.3.2.1 Evaluación de conformidad

Si la conformidad es cercana a la función de Benford se puede concluir que los datos no demuestran algún tipo de anomalía, es decir, los datos son confiables y se pueden ocupar para hacer un portafolio eficiente y óptimo. Por otra parte, si los datos no se comportan como la función de Benford, se da a entender que no hay conformidad y como resultado hay algún tipo de anomalía en los datos, puede que sea que los precios de las criptomonedas hayan sido manipulados, o tienen un alto porcentaje de correlación entre ellas mismas. Para evaluar esto se recuperan los valores propuestos en la tabla de Conformidad MAD (Mean Absolute Deviation) de Nigrini (2012) que muestra cómo se calcula la conformidad de los números ante la Ley de Benford: entre más cercano a cero, mejor será la conformidad

### 3.3.3 Optimización de Portafolio

Una vez demostrado que, si es posible usar los datos las criptomonedas en VaR, y demostrado que los datos muestran una conformidad en la Ley de Benford, se podrán usar los datos para la optimización del portafolio. Hrytsiuk y colaboradores

(2019) presentaron una optimización de portafolio de criptomonedas que presenta lo siguiente.

Suponiendo que los rendimientos de las criptomonedas  $r_i(t)$  son procesos aleatorios poco estacionarios, cada uno de los cuales se caracteriza por expectativas matemáticas  $\mu_i$  y un grado de riesgo  $V_i$ , entonces para la optimización de portafolio se puede utilizar un modelo de Markowitz modificado. La descripción matemática del problema a la máxima rentabilidad de la cartera tendrá la forma:

$$R_p = w_i \times \mu_i \rightarrow \max;$$

$$V_p = \sqrt{\sum_{i=1}^{10} \sum_{j=1}^{10} (w_i V_i w_j V_j \rho_{ij})} \leq V_{req};$$

$$w_i \geq 0; \sum w_i = 1$$

Se usó un enfoque similar al enfoque de Markowitz para evaluar el riesgo de portafolio  $V_p$ , pero en lugar de una desviación estándar del rendimiento de las acciones en la medida de riesgo se obtuvo  $V_i$ . A diferencia de la desviación cuadrática media que describe la desviación promedio de la rentabilidad de las acciones con respecto a su expectativa matemática, la medida de riesgo  $V_i$  evalúa la desviación del VaR de la expectativa matemática de la rentabilidad de las acciones. La descripción matemática del problema para un riesgo mínimo de cartera tendrá la forma:

$$V_p = \sqrt{\sum_{i=1}^{10} \sum_{j=1}^{10} (w_i V_i w_j V_j \rho_{ij})} \rightarrow \min;$$

$$R_p = w_i \times \mu_i \geq R_{req}$$

$$w_i \geq 0; \sum w_i = 1$$

Donde:

$w_i$  es el peso del i-ésimo activo financiero en portafolio

$V_p$  es el riesgo general del portafolio

$V_{req}$  es el riesgo recomendado de la cartera

$R_p$  es el rendimiento total de la cartera

$R_{req}$  es el rendimiento recomendado del portafolio.

Para la optimización del portafolio, se utilizan los rendimientos esperados de las acciones de criptomonedas  $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{10}$ , las estimaciones de riesgo previamente encontradas  $V_1, V_2, \dots, V_{10}$ , y una pseudocovarianza  $cov(r_i, r_j) = \rho_{ij} \cdot V_i \cdot V_j$ , donde  $\rho_{ij}, i = 1, \dots, 10; j = 1, \dots, 10$ , es un coeficiente de correlación de Pearson entre las dos series temporales de rendimiento de las acciones de criptomonedas.

Usando estas dos fórmulas se puede calcular el conjunto de portafolio efectivos que cumplen la condición de máxima rentabilidad  $R_p$ . utilizando las estimaciones de riesgo de criptomoneda obtenidas, se construye el conjunto de portafolios óptimos (la frontera eficiente). Cada uno de estos portafolios ofrece la máxima rentabilidad al nivel de riesgo establecido. Para aumentar el peso de las criptomonedas alternativas en el portafolio, es necesario introducir una limitación adicional en el peso a la criptomoneda que se busca cambiar el peso  $w_1 \leq w_{1req}$

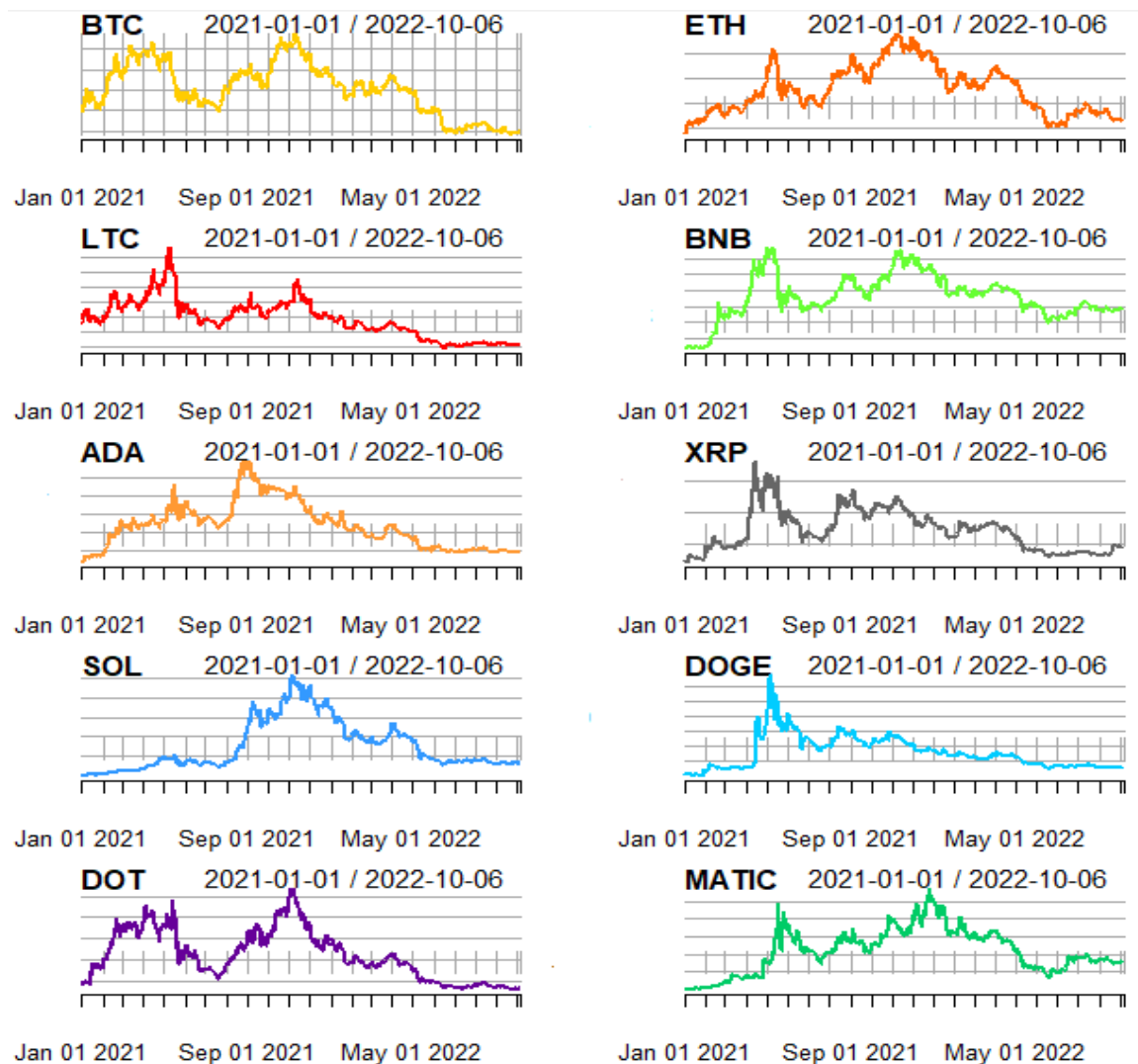
$$R_p = w_i \times \mu_i \rightarrow \max;$$
$$V_p = \sqrt{\sum_{i=1}^{10} \sum_{j=1}^{10} (w_i V_i w_j V_j \rho_{ij})} \leq V_{req};$$
$$w_i \geq 0; w_1 \leq w_{1req}; \sum w_i = 1$$

Todos los procedimientos de análisis y de estimaciones se desarrollaron con el uso del lenguaje R (CRAN, 2022).

## Capítulo 4. Resultados de optimización de un portafolio de inversión

Se realizaron dos portafolios, uno de criptomonedas, y otro de acciones, para términos de comparación y análisis. Para el caso de criptomonedas, se usaron las 10 siguientes: Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Litecoin (LTC), Binance (BNB), Cardano (ADA), XRP (XRP), Solana (SOL), Dogecoin (DOGE), Polkadot (DOT), Polygon (MATIC). Se usaron estas criptomonedas ya que, al momento de esta tesis, son las que tienen el mayor efecto en el mercado (ver Gráfica 4.1).

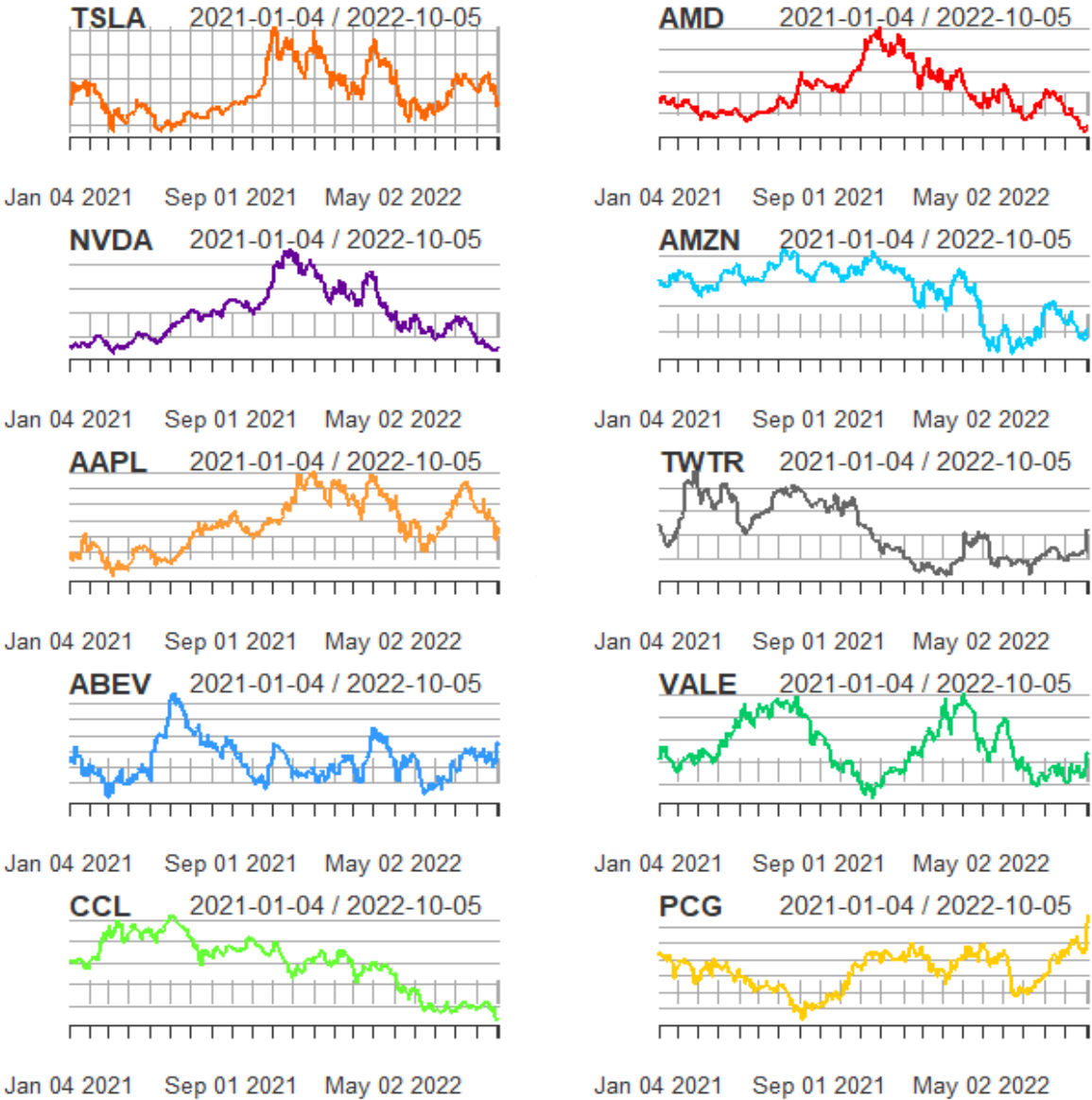
**Gráfica 4.1** Comparación de los precios de las 10 criptomonedas.



Fuente: Elaboración propia

Para el caso del portafolio de acciones se usaron las 10 siguientes: PG&E Corporation (PCG), Tesla, Inc. (TSLA), Advanced Micro Devices, Inc. (AMD), Carnival Corporation & plc (CCL), Apple Inc. (AAPL), Twitter, Inc. (TWTR), Ambev S.A (ABEV), Amazon.com, Inc. (AMZN), NVIDIA Corporation (NVDA), Vale S.A. (VALE). Estas acciones fueron seleccionadas ya que son de las más activas para la fecha de esta tesis (ver Gráfica 4.2).

**Gráfica 4.2** Comparación de precios de las 10 acciones seleccionadas.



Fuente: Elaboración propia.

## 4.1 Resultados del Valor al Riesgo

Primero se analizará el VaR de las criptomonedas. Tras obtener los precios ajustados de las criptomonedas, se tomaron los rendimientos diarios y mensuales. Para el caso de VaR diario, se puede notar que para los tres métodos los porcentajes oscilan entre el 10% y el 20%. Se puede notar que Bitcoin tiene el menor valor de VaR en dos de los tres métodos, mientras que Dogecoin tiene el más alto en dos de los tres métodos. Por lo visto, el VaR en los tres casos es algo alto para poder hacer una inversión confiable. Es decir, la máxima pérdida posible de una inversión para un día, en el caso de estas criptomonedas se encuentra entre 9% y 24%.

Las tablas 4.1 a 4.3 muestran los resultados de la aplicación de los métodos paramétrico, el método Monte Carlo y la Simulación histórica.

**Tabla 4.1** VaR Método Paramétrico Diario

	Max. Per. Parametrica Diaria:
BTC	-0.09192425
ETH	-0.12087039
LTC	-0.13116025
BNB	-0.13827006
ADA	-0.13956929
XRP	-0.15016191
SOL	-0.16813258
DOGE	-0.24048145
DOT	-0.15686993
MATIC	-0.18953362

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 4.2** VaR Método Monte Carlo Diario

	Max. Per. Monte Carlo Diaria:
BTC	-0.1116820
ETH	-0.1152870
LTC	-0.1249561
BNB	-0.1255879
ADA	-0.1157146
XRP	-0.1034395
SOL	-0.1195112
DOGE	-0.1170759
DOT	-0.1221288
MATIC	-0.1163945

Fuente: Elaboración propia



**Tabla 4.3** VaR Método Simulación Histórica Diaria

Max. Per. Simulación Histórica Diaria:	
BTC	-0.1076698
ETH	-0.1314957
LTC	-0.1634422
BNB	-0.1469919
ADA	-0.1288662
XRP	-0.1598602
SOL	-0.1787625
DOGE	-0.2135366
DOT	-0.1682576
MATIC	-0.1652870

Fuente: Elaboración propia

De los anteriores resultados se puede observar que bajo el método Monte Carlo, el VaR varía entre el 10% y el 12%. Estos valores son sesgados entre sí, por lo que es posible la existencia de correlación entre las criptomonedas. Entonces, se realizará una prueba de estadística para determinar si hay o no algún tipo de correlación. Por otra parte, se puede observar que, para el método paramétrico y simulación histórica, sus valores son aproximadamente iguales para cada una de las criptomonedas.

Una vez que se presentaron los resultados anteriores, se exponen los obtenidos para el caso de VaR mensual según la aplicación de los métodos paramétrico, el método Monte Carlo y la Simulación histórica (ver Tablas 4.4 a 4.6).

**Grafica Tabla 4.4** VaR Paramétrico Mensual

Max. Per. Paramétrica Mensual:	
BTC	-0.5322483
ETH	-0.6225465
LTC	-0.5452761
BNB	-0.9418784
ADA	-0.8987448
XRP	-0.8133725
SOL	-0.9956286
DOGE	-1.0453552
DOT	-0.8081247
MATIC	-1.1485474

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 4.5** VaR Monte Carlo Mensual

	Max. Per. Monte Carlo Mensual:
BTC	-0.6117075
ETH	-0.6314531
LTC	-0.6844125
BNB	-0.6878732
ADA	-0.6337951
XRP	-0.5665616
SOL	-0.6545897
DOGE	-0.6412509
DOT	-0.6689270
MATIC	-0.6375187

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 4.6** VaR Método Simulación Histórica Mensual

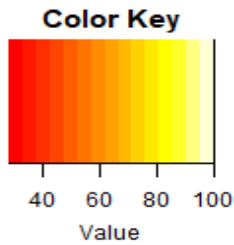
	Max. Per. Simulacion Historica Mensual:
BTC	-0.3728598
ETH	-0.4181189
LTC	-0.3043914
BNB	-0.4089352
ADA	-0.3230993
XRP	-0.3389841
SOL	-0.4525957
DOGE	-0.3147809
DOT	-0.3511935
MATIC	-0.3756457

Fuente: Elaboración propia

Para el caso de VaR mensual, se puede observar que hay una alta probabilidad de pérdida máxima, es decir, hay una volatilidad muy grande para las criptomonedas. Esto puede relacionarse con el comportamiento observado de los precios de las criptomonedas que han decrecido en un intervalo de tiempo muy corto, esto se puede observar con la fuerte caída de las criptomonedas desde las fechas de marzo del 2022. Todas las criptomonedas analizadas tienen el mismo comportamiento.

Como se comentó tras los resultados de los métodos paramétrico, el método Monte Carlo y la Simulación histórica, se realizó un análisis de correlación para corroborar los datos, y se encontró lo siguiente (Gráfica 4.3).

**Grafica 4.3** Mapa de correlación entre las 10 criptomonedas



100	81.48	79.53	67.14	65.92	61.3	53.01	44.02	72.22	59.74	BTC
81.48	100	81.94	68.68	68.86	61.54	62.46	40.5	77	66.31	ETH
79.53	81.94	100	68.42	70.37	68.54	54.54	45.48	77.71	62.62	LTC
67.14	68.68	68.42	100	59.69	58.17	58.2	29.42	65.15	63.84	BNB
65.92	68.86	70.37	59.69	100	57.2	52.47	37.81	70.06	63.66	ADA
61.3	61.54	68.54	58.17	57.2	100	48.3	29.36	60.89	52.59	XRP
53.01	62.46	54.54	58.2	52.47	48.3	100	27.95	57.08	52.48	SOL
44.02	40.5	45.48	29.42	37.81	29.36	27.95	100	38.9	28.75	DOGE
72.22	77	77.71	65.15	70.06	60.89	57.08	38.9	100	62.02	DOT
59.74	66.31	62.62	63.84	63.66	52.59	52.48	28.75	62.02	100	MATIC
BTC	ETH	LTC	BNB	ADA	XRP	SOL	DOGE	DOT	MATIC	

Fuente: Elaboración propia

Como puede observarse, existe alta correlación entre todas las criptomonedas estudiadas a excepción de Dogecoin. En forma específica, Bitcoin y Ethereum son las criptomonedas principales que más afectan a las otras. Para corroborar esto, la tabla 4.7 presenta la significancia estadística de los coeficientes de correlación de Pearson.

**Tabla 4.7** Matriz de correlación entre las 10 criptomonedas y el valor de p-value

BTC	1	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	p-value
ETH	0.8148	1	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	p-value
LTC	0.7953	0.8194	1	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	p-value
BNB	0.6714	0.6869	0.6841	1	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	p-value
ADA	0.6592	0.6886	0.7037	0.5970	1	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	p-value
XRP	0.6131	0.6154	0.6855	0.5818	0.5721	1	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	p-value
SOL	0.5301	0.6247	0.5453	0.5819	0.5247	0.4831	1	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	p-value
DOGE	0.4401	0.4050	0.4547	0.2941	0.3781	0.2937	0.2795	1	2.20E-16	2.20E-16	2.20E-16	p-value
DOT	0.7222	0.7701	0.7771	0.6515	0.7006	0.6090	0.5708	0.3890	1	2.20E-16	2.20E-16	p-value
MATIC	0.5973	0.6631	0.6262	0.6383	0.6366	0.5260	0.5247	0.2874	0.6202	1	2.20E-16	p-value
	BTC	ETH	LTC	BNB	ADA	XRP	SOL	DOGE	DOT	MATIC		

Fuente: Elaboración propia

Expuestos los resultados anteriores, se presentan los análisis aplicados al caso del portafolio de acciones, el VaR se comporta de la siguiente manera (ver Tablas 4.8 a 4.10).

**Tabla 4.8** VaR Método Paramétrico Diario

	Max. Per. Parametrica Diaria:
PCG	-0.05092013
TSLA	-0.08759310
AMD	-0.07636104
CCL	-0.09820020
AAPL	-0.04273275
TWTR	-0.07593880
ABEV	-0.05282388
AMZN	-0.05611682
NVDA	-0.07905138
VALE	-0.06158863

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 4.9** VaR Método Monte Carlo Diario

	Max. Per. Monte Carlo Diaria:
PCG	-0.04275511
TSLA	-0.04223314
AMD	-0.05162623
CCL	-0.04951030
AAPL	-0.04488589
TWTR	-0.04072915
ABEV	-0.04824929
AMZN	-0.04477338
NVDA	-0.04657563
VALE	-0.04606896

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 4.10** VaR Método Simulación Histórica Mensual

	Max. Per. Simulacion Historica Diaria:
PCG	-0.05336317
TSLA	-0.08884992
AMD	-0.08200742
CCL	-0.11030111
AAPL	-0.04606641
TWTR	-0.07827692
ABEV	-0.05053642
AMZN	-0.07115743
NVDA	-0.07755294
VALE	-0.06192673

Fuente: Elaboración propia

Los resultados anteriores indican que, en contraste con las criptomonedas se puede observar que el VaR diario es mucho más bajo, este oscila entre el 4% y el 11%. Esto es casi un mediodo riesgo a comparación de las criptomonedas. De igual manera, se observa que el método de simulación histórica y el método paramétrico tienen valores parecidos, mientras que con el método Monte Carlo sus valores son similares.

De manera similar que con las criptomonedas, para el caso de VaR mensual se obtuvieron los siguientes datos (ver Tablas 4.11 a 4.13).

**Tabla 4.11** VaR Paramétrico Mensual

Max. Per. Parametrica Mensual:	
PCG	-0.2227727
TSLA	-0.3498994
AMD	-0.3985817
CCL	-0.4592420
AAPL	-0.1825060
TWTR	-0.3732399
ABEV	-0.2108126
AMZN	-0.2548869
NVDA	-0.3913096
VALE	-0.2972827

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 4.12** VaR Monte Carlo Mensual

Max. Per. Monte Carlo Mensual:	
PCG	-0.2341794
TSLA	-0.2313205
AMD	-0.2827685
CCL	-0.2711791
AAPL	-0.2458502
TWTR	-0.2230828
ABEV	-0.2642723
AMZN	-0.2452339
NVDA	-0.2551052
VALE	-0.2523301

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 4.13** VaR Método Simulación Histórica Mensual

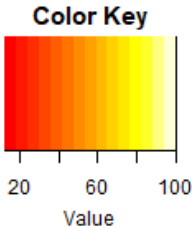
Max. Per. Simulacion Historica Mensual:	
PCG	-0.1727124
TSLA	-0.1833042
AMD	-0.2526099
CCL	-0.3528151
AAPL	-0.1152310
TWTR	-0.1895942
ABEV	-0.1531048
AMZN	-0.2133119
NVDA	-0.2952812
VALE	-0.2526824

Fuente: Elaboración propia

Se puede observar el VaR mensual para las acciones, de igual manera, es bajo a comparación de las criptomonedas. Esto demuestra que el VaR más mensual alto para un portafolio con acciones fue de 45% mientras que el valor más bajo mensual para las criptomonedas fue de 31%. Es importante notar esta diferencia ya que desde estos análisis se puede demostrar la fiabilidad de las criptomonedas. Hay criptomonedas donde el VaR es mayor a 1. Esto es posible ya que los precios de las criptomonedas en general continúan a la baja.

Aunado a lo anterior, se realizó un análisis de correlación para verificar si hay o no algún tipo de dependencia entre las acciones. A simple vista de la gráfica 4.4, se puede observar que hay poca correlación entre sí.

**Gráfica 4.4** Mapa de correlación entre las 10 acciones.



100	20.75	27.56	34.14	31.36	15.9	19.97	32.43	28.73	19.97	PCG
20.75	100	57.7	38.28	58.78	30.65	25.17	50.13	58.7	12.73	TSLA
27.56	57.7	100	40.59	61.98	34.16	23.46	58.44	82.25	23.15	AMD
34.14	38.28	40.59	100	37.62	26.13	25.89	42.42	43.07	17.25	CCL
31.36	58.78	61.98	37.62	100	32.73	30.14	66.73	67.24	18.92	AAPL
15.9	30.65	34.16	26.13	32.73	100	15.96	36.63	37.81	15.63	TWTR
19.97	25.17	23.46	25.89	30.14	15.96	100	29.51	25.67	35.25	ABEV
32.43	50.13	58.44	42.42	66.73	36.63	29.51	100	66.01	21.27	AMZN
28.73	58.7	82.25	43.07	67.24	37.81	25.67	66.01	100	18.15	NVDA
19.97	12.73	23.15	17.25	18.92	15.63	35.25	21.27	18.15	100	VALE
PCG	TSLA	AMD	CCL	AAPL	TWTR	ABEV	AMZN	NVDA	VALE	

Fuente: Elaboración propia

Se puede observar una gran diferencia de correlaciones. En la mayoría de las acciones, hay muy poca correlación, a excepción de AMD y NVDA, ya que estas dos acciones producen productos similares y ofrecen servicios similares. A comparación de las criptomonedas, no se estimaron correlaciones importantes entre acciones.

## 4.2 Aplicación de la Ley de Benford

En el caso de las criptomonedas, se usaron los rendimientos diarios para hacer el análisis. Se recopiló un total de 6,430 observaciones siendo datos positivos como negativos. En términos de la interpretación de los resultados se utiliza la tabla de Conformidad MAD (Mean Absolute Deviation) de Nigrini (2012) que muestra cómo se calcula la conformidad de los números ante la Ley de Benford: entre más cercano a cero, mejor será la conformidad (ver Tabla 4.14).

**Tabla 4.14** Conformidad MAD de Nigrini

	Total Conformity	Acceptable Conformity	Marginally Accepted Conformity	Nonconformity
First Digit	0,000 - 0,006	0,006 - 0,012	0,012 - 0,015	> 0,015
Second Digit	0,000 - 0,008	0,008 - 0,010	0,010 - 0,012	> 0,012
First Two Digits	0,000 - 0,012	0,012 - 0,018	0,018 - 0,022	> 0,022

Fuente: (Adriana Nunes, 2020)

Los resultados son los siguientes:

Desviación Media Absoluta (Mean Absolute Deviation, Mad): 0.01167754

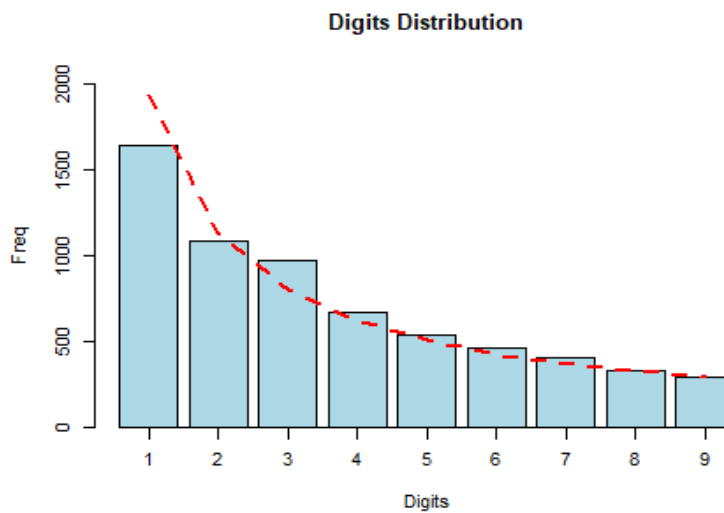
MAD Conformity-Nigrini (2012): Acceptable conformity

Se concluye entonces que existe una conformidad aceptable con valor de 0.01167754 para el caso de los rendimientos diarios de las criptomonedas, lo que significa que no hay algún tipo de manipulación de datos o algún tipo de fraude a gran escala que pudiese afectar los valores de las criptomonedas.



La grafica 4.5 muestra el comportamiento de los números de los rendimientos, y se puede notar que sigue la Ley de Benford.

**Gráfica 4.5** Ley de Benford aplicada a los rendimientos diarios de las criptomonedas.



Fuente: Elaboración propia

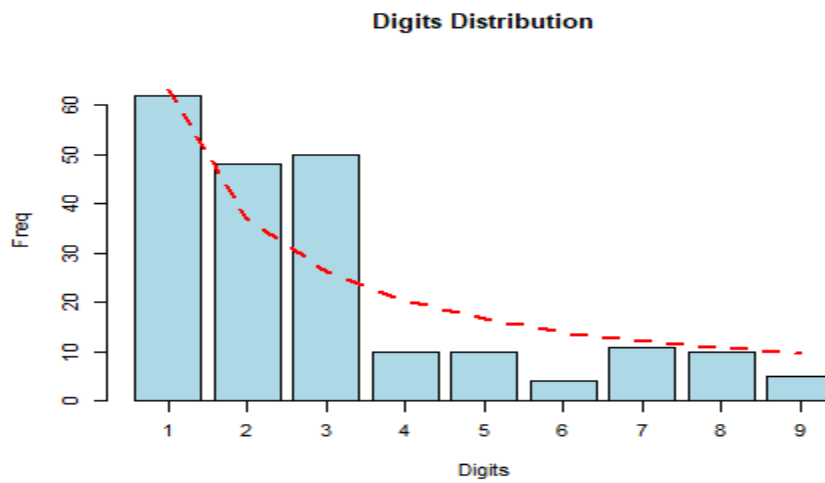
Para el caso mensual de los rendimientos de las criptomonedas se obtuvieron un total de 210 observaciones y se analizó lo siguiente:

Desviación Media Absoluta (Mean Absolute Deviation, Mad): 0.03680815

MAD Conformity-Nigrini (2012): Marginally Acceptable conformity

En este caso no hay conformidad ya que el valor es de 0.0368. Una de las razones por lo cual no hay conformidad es por el número de observaciones, ya que entre más datos hay, mejor es el estudio. Gráficamente se puede observar que si hay una gran desconformidad con los datos según la Ley de Benford (Gráfica 4.6).

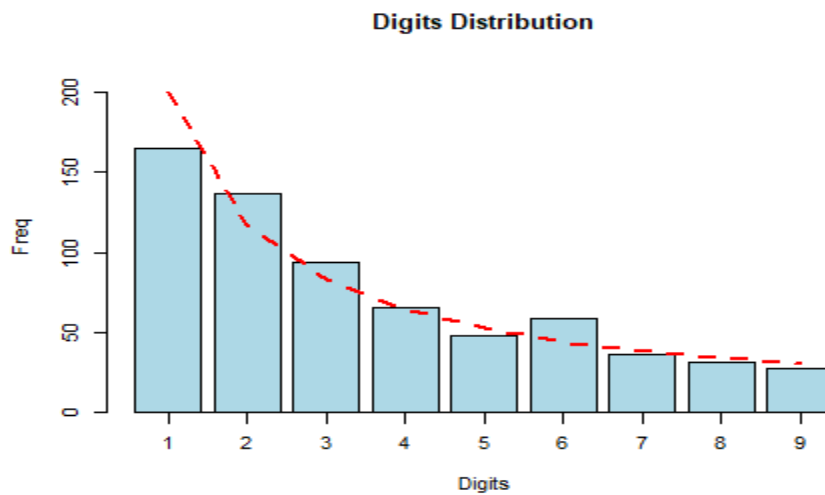
**Gráfica 4.6** Ley de Benford aplicada a los rendimientos mensuales de las criptomonedas.



Fuente: Elaboración propia

Ahora si se aplica esta misma Ley, pero para las criptomonedas en singular se obtienen los gráficos siguientes (Gráfica 4.7 a 4.6).

**Gráfica 4.7** Ley de Benford aplicada a los rendimientos diarios de Bitcoin (BTC)



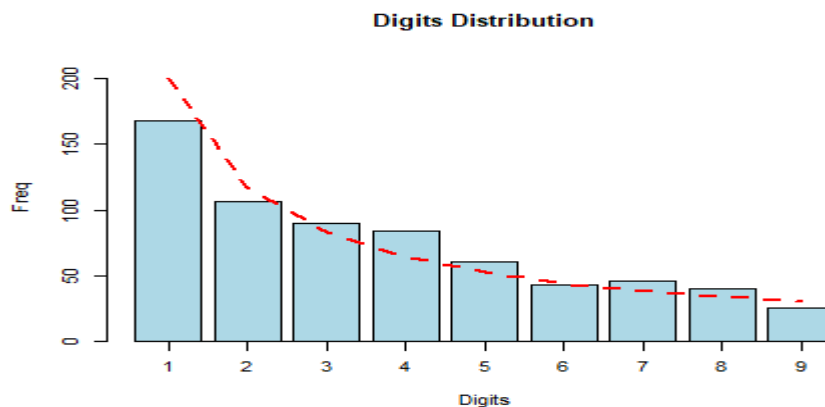
Fuente: Elaboración propia

Desviación Media Absoluta (Mean Absolute Deviation, Mad): 0.0156559

MAD Conformity-Nigrini (2012): Nonconformity

Con los datos de BTC, claramente se nota en la gráfica y en los resultados que si hay algún tipo de irregularidad en los datos. Por lo tanto, los datos de Bitcoin no pueden ser del todo confiables.

**Gráfica 4.8** Ley de Benford aplicada a los rendimientos diarios de Ethereum (ETH)



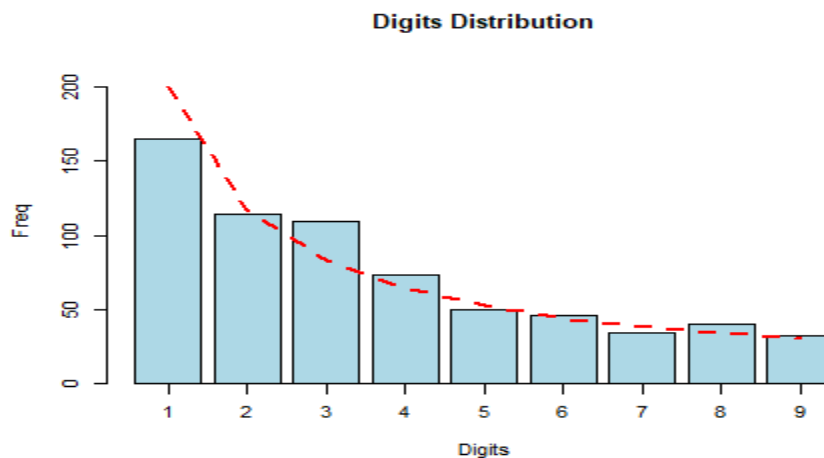
Fuente: Elaboración propia

Desviación Media Absoluta (Mean Absolute Deviation, Mad): 0.01611829

MAD Conformity-Nigrini (2012): Nonconformity

De los resultados anteriores, se concluye que la criptomoneda Ethereum tiene el estado de no conformidad.

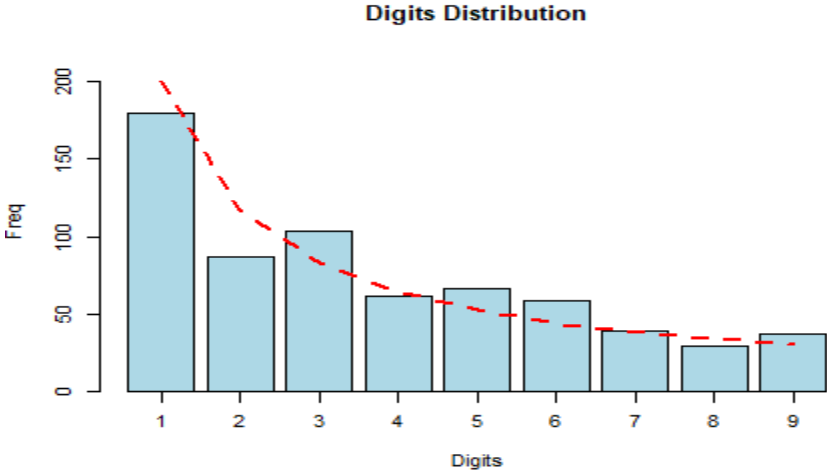
**Gráfica 4.9** Ley de Benford aplicada a los rendimientos diarios de Litecoin (LTC)



Fuente: Elaboración propia

Mean Absolute Deviation (Mad): 0.01520662  
MAD Conformity-Nigrini (2012): Nonconformity

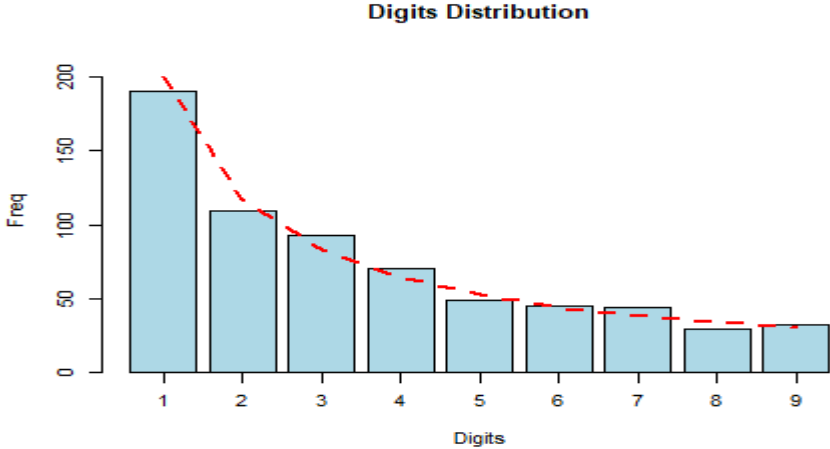
**Grafica 4.10** Ley de Benford aplicada a los rendimientos diarios de Binance (BNB)



Fuente: Elaboración propia

Desviación Media Absoluta (Mean Absolute Deviation, Mad): 0.01896315  
MAD Conformity-Nigrini (2012): Nonconformity

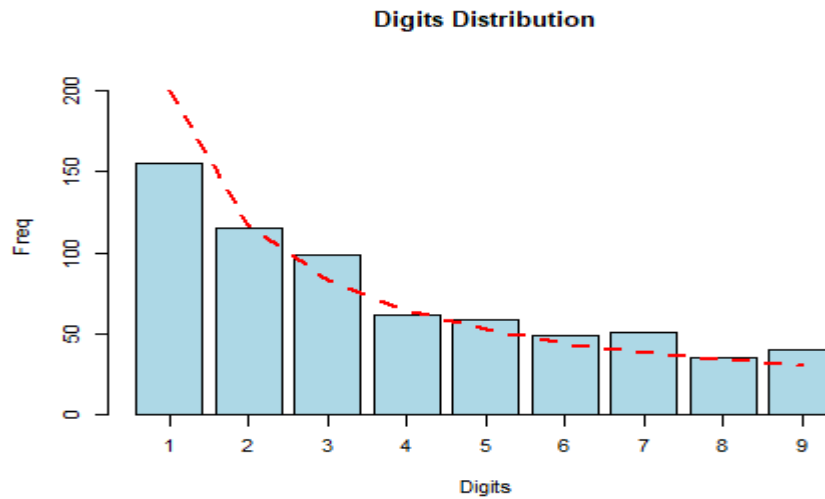
**Grafica 4.11** Ley de Benford aplicada a los rendimientos diarios de Cardano (ADA).



Fuente: Elaboración propia

Desviación Media Absoluta (Mean Absolute Deviation, Mad): 0.008340047  
MAD Conformity-Nigrini (2012): Acceptable conformity

**Grafica 4.12** Ley de Benford aplicada a los rendimientos diarios de XRP (XRP).

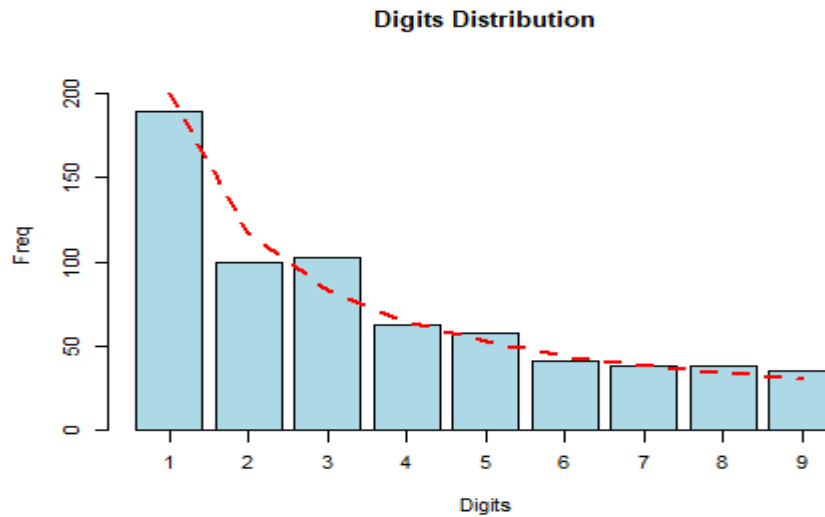


Fuente: Elaboración propia

Desviación Media Absoluta (Mean Absolute Deviation, Mad): 0.01661848

MAD Conformity-Nigrini (2012): Nonconformity

**Gráfica 4.13** Ley de Benford aplicada a los rendimientos diarios de Solana (SOL).

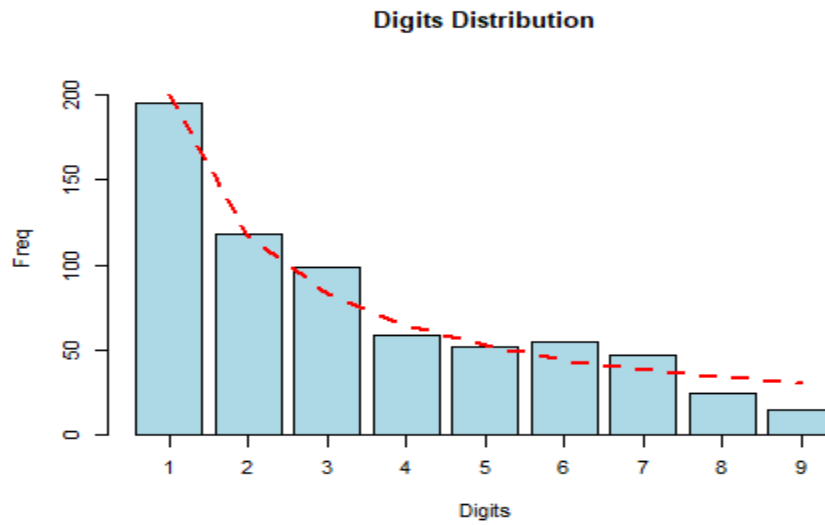


Fuente: Elaboración propia

Desviación Media Absoluta (Mean Absolute Deviation, Mad): 0.01129993

MAD Conformity - Nigrini (2012): Acceptable conformity

**Gráfica 4.14** Ley de Benford hacia los rendimientos diarios de Dogecoin (DOGE).

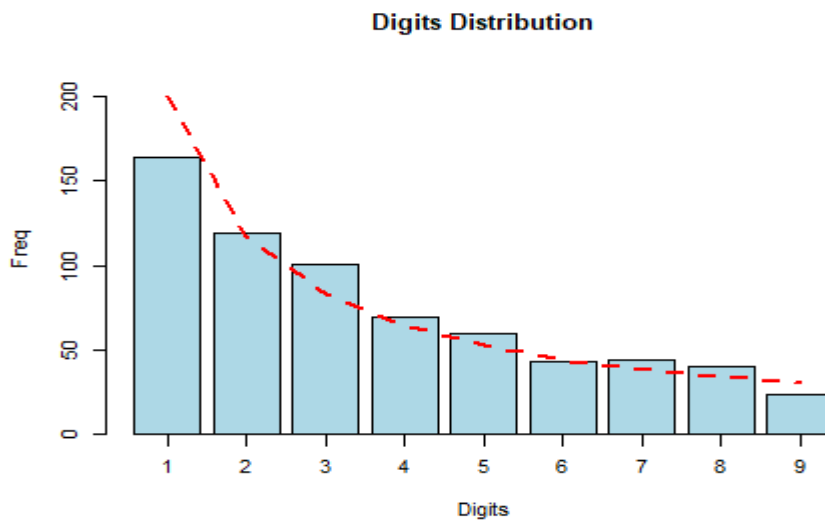


Fuente: Elaboración propia

Desviación Media Absoluta (Mean Absolute Deviation, Mad): 0.01194011

MAD Conformity - Nigrini (2012): Acceptable conformity

**Gráfica 4.15** Ley de Benford aplicada a los rendimientos diarios de Polkadot (DOT).

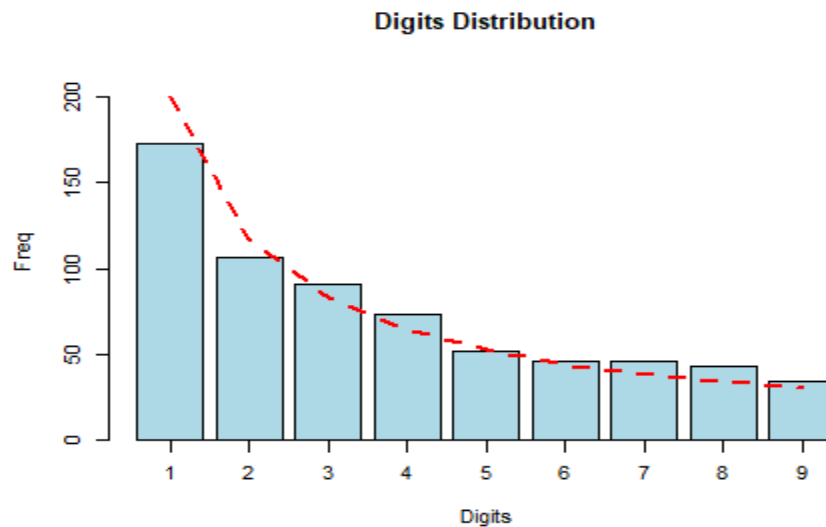


Fuente: Elaboración propia

Desviación Media Absoluta (Mean Absolute Deviation, Mad): 0.01474797

MAD Conformity - Nigrini (2012): Marginally acceptable conformity

**Gráfica 4.16** Ley de Benford aplicada a los rendimientos diarios de Polygon (MATIC).



Fuente: Elaboración propia

Desviación Media Absoluta (Mean Absolute Deviation, Mad): 0.01267875

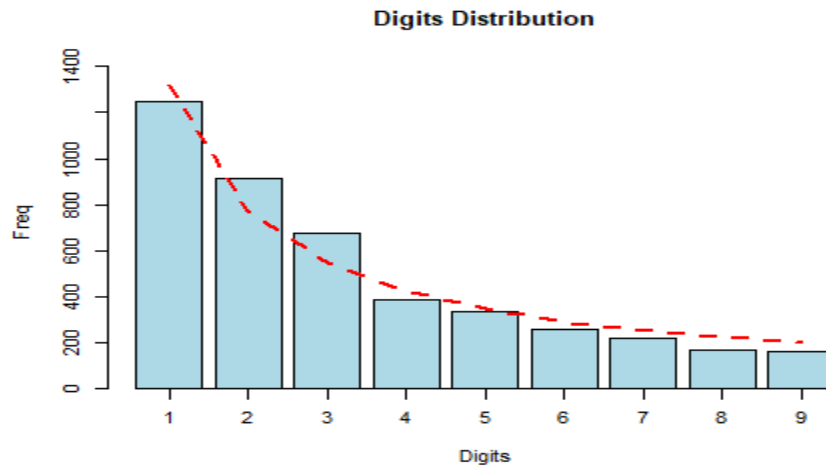
MAD Conformity - Nigrini (2012): Marginally acceptable conformity

Una vez ilustradas las distribuciones de los rendimientos diarios de las criptomonedas según la Ley de Benford, se puede observar que en cinco de éstas, incluido BTC, no se aceptan ante la Ley de Benford, no se puede saber con certitud la razón por cual la Ley de Benford no encuentra conformidad, pero de que no se puede tener una probabilidad alta de confianza, eso es certero.

No hay que descartar el hecho de que cuando la Ley de Benford aplicada ante las 10 criptomonedas juntas, si hay conformidad. Se necesitaría hacer un estudio más profundo, y con más datos, para poder llegar a una conclusión que demuestre el comportamiento de estos dos casos.

Expuesto el análisis de las criptomonedas según la Ley de Benford, a continuación, se analizan los datos diarios de las acciones. El gráfico 4.17 ilustra este comportamiento.

**Gráfica 4.17** Ley de Benford aplicada a los rendimientos diarios de las acciones.



Fuente: Elaboración propia

Desviación Media Absoluta (Mean Absolute Deviation, Mad): 0.01386177

MAD Conformity-Nigrini (2012): Marginally Acceptable conformity

Para el caso de las acciones, de igual manera se usaron los rendimientos: 4,378 observaciones. Se nota que también hay conformidad en los datos y el valor es muy cercano a la de las criptomonedas.

Las observaciones tienen una conformidad aceptable marginal, lo que significa que no hay algún tipo de anomalía importante que puedan afectar los datos. Al hacer el análisis a los rendimientos mensuales, se puede notar que también hay desconformidad en los datos.

Desviación Media Absoluta (Mean Absolute Deviation, Mad): 0.012539488

MAD Conformity-Nigrini (2012): Nonconformity

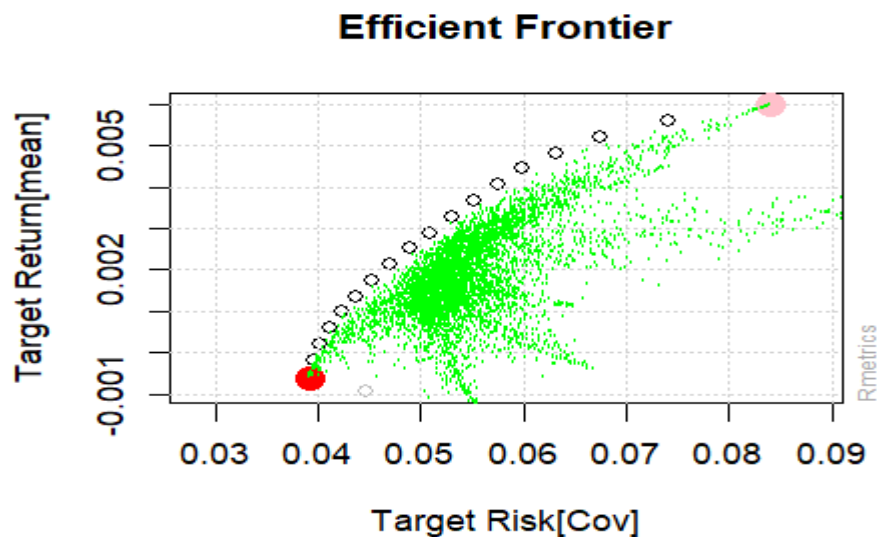
Con un valor MAD de 0.0253 demuestra que no hay conformidad en los datos. Se usarán los datos diarios para la optimización de portafolio, ya que los rendimientos diarios si pasaron la conformidad de Benford. A continuación, se presentan los resultados de la optimización.



### 4.3 Optimización del portafolio

El portafolio para las criptomonedas se realizó con un riesgo de 8%. En la gráfica 4.18 se analizó la frontera eficiente del portafolio. Los puntos verdes son las diferentes combinaciones de portafolio. Se simularon un total de 10,000 portafolios. El punto rosa muestra el punto tangente entre el mejor rendimiento con un porcentaje de riesgo.

**Gráfica 4.18** Frontera Eficiente de portafolio de criptomonedas.



Fuente: Elaboración propia

Definiendo el portafolio de mínima varianza, se puede observar que la mejor opción para obtener el mejor rendimiento es con BTC. Se observa que tiene el 100% de peso (ver Tabla 4.15). Esto es algo lógico ya que, como se vio anteriormente, la mayoría de las criptomonedas dependen de Bitcoin. Si BTC cambia de valor, también lo hacen la mayoría de las criptomonedas.

**Tabla 4.15** Pesos de portafolio de inversión.

Portfolio weights:

BTC	ETH	LTC	BNB	ADA	XRP	SOL	DOGE	DOT	MATIC
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Fuente: Elaboración propia

Para el caso de acciones, hay un cambio notable para los pesos de los portafolios. Se puede ver que las acciones con menor correlación se llevan un peso mayor a las acciones en donde si hay una correlación alta (ver Tabla 4.16).

**Tabla 4.16** Correlación de los pesos de portafolio de inversión.

Portfolio weights:

PCG	TSLA	AMD	CCL	AAPL	TWTR	ABEV	AMZN	NVDA	VALE
0.2427	0.0000	0.0000	0.0000	0.3739	0.0620	0.1907	0.0000	0.0000	0.1308

Fuente: Elaboración propia

En conclusión, las criptomonedas tienen un alto nivel de volatilidad, por lo cual el VaR es muy alto a comparación de acciones, bajo el método de simulaciones Monte Carlo se notó que la mayoría de las criptomonedas tenían casi el mismo nivel de pérdida máxima. Esto es debido a su alta correlación entre sí. Al hacer el análisis de Benford, se puede notar que con los rendimientos diarios si se puede hacer un mejor portafolio ya que cumplen con la conformidad, dado a entender que no hay algún tipo de manipulación de datos. Debido a que las criptomonedas dependen mucho de Bitcoin y Ethereum, no se puede hacer un portafolio eficiente, ya que, si cambia drásticamente el precio de una o de la otra, o ambas, afectaría mucho al mercado de criptomonedas, provocando una fluctuación de precios para el resto de las criptomonedas. Para el portafolio de acciones, se puede notar que es más seguro invertir, ya que el VaR es mucho menor a comparación al de las criptomonedas. También pasaron con conformidad la Ley de Benford. Las correlaciones de las acciones fueron mucho menores, haciendo que el portafolio eficiente se diversificara y no se sesgara en tan solo un activo, como sucedió en el caso del portafolio de criptomonedas.

## Conclusiones

El objetivo de esta tesis fue aplicar la Ley de Benford para incrementar el nivel de confianza en las transacciones (compra) de criptomonedas como en el caso del Bitcoin (BTC). Esto se propuso dado que desde su origen las monedas encriptadas han supuesto una fuente alterna al dinero físico lo cual no deja de estar ligado a ciertas consideraciones como su volatilidad. A pesar de lo anterior, las criptomonedas como el BTC se utilizan en transacciones por lo cual conocer su confiabilidad es indispensable para su mejor manejo.

Una revisión de la bibliografía relacionada con el tema indica que y automatización de portafolios de criptomonedas, se observa que se utilizan tres métodos de optimización de portafolio, la media-varianza de Markowitz, técnica de recocido simulado generalizado no lineal (GenSA) y Diversificación Naive. Sin embargo, en esta tesis se hipotetizó que La Ley de Benford, al aplicar el método de VaR para el cálculo del riesgo financiero ligado a las criptomonedas, otorga certeza y no se detecta algún tipo de anomalía en los estados financieros. Como resultado, se comprueba que existe menos riesgo si se hace un análisis técnico y se respalda con modelos matemáticos.

Respecto de la hipótesis planteada, los resultados de esta tesis indican que las criptomonedas tienen un alto nivel de volatilidad, por lo cual el VaR es elevado a comparación de acciones. Bajo el método de simulaciones Monte Carlo se notó que la mayoría de las criptomonedas tenían casi el mismo nivel de pérdida máxima. Esto es debido a su alta correlación entre sí. Mientras el método Paramétrico y Simulación Historia, se puede notar que los resultados son muy parecidos entre sí.

Otra observación es que los valores de ambas simulaciones son mayores a los de la simulación Monte Carlo. Esto no significa que la simulación Monte Carlo este mal, más bien, los valores son parecidos a la de las otras dos simulaciones. Ahora, al comparar El VaR mensual de las criptomonedas, son porcentajes demasíadamente altos. Esto tiene sentido ya que el precio de las criptomonedas ha estado decayendo mucho después de la pandemia, ya que sus precios se inflaron demasiado durante el 2020.

Después de hacer el mapa de correlación, se notó que la mayoría de las criptomonedas están dependiendo mucho de Bitcoin a excepción de Dogecoin (DOGE). Esto quiere decir que, si el precio de Bitcoin cambia, también lo harán las otras criptomonedas. Es por eso por lo que este tipo de mercado es muy volátil, ya que, en cualquier momento, el precio de Bitcoin puede cambiar, moviendo a la mayoría de las otras criptomonedas.

Al hacer el análisis de Benford para las criptomonedas, se puede notar que con los rendimientos diarios si se puede hacer un mejor portafolio ya que cumplen con la conformidad, dado a entender que no hay algún tipo de manipulación de datos.

Pero si se intenta invertir por una sola criptomoneda, se debe tener cuidado, ya que, en esta tesis, 5 de las 10 criptomonedas estudiadas, no siguen el comportamiento de la Ley de Benford. Por lo cual, se debe de tener precaución en cual moneda se puede invertir.

Debido a que las criptomonedas dependen mucho de Bitcoin y Ethereum, no se puede hacer un portafolio eficiente, ya que, si cambia drásticamente el precio de una o de la otra, o ambas, afectaría mucho al mercado de criptomonedas, provocando una fluctuación de precios para el resto de las criptomonedas. También el VaR es muy alto, así descartando la idea de inversión, ya que es más probable perder una cantidad alta de dinero a comparación del portafolio de acciones.

Con los resultados obtenidos de la frontera eficiente, se puede notar que el porcentaje de ganancia es muy poco. Es posible que se pueda aumentar este porcentaje cambiando las criptomonedas elegidas, y/o agregando o removiendo la cantidad de criptomonedas en el portafolio de inversión. Eso ya depende de cada individuo al hacer sus estudios. Para el portafolio de acciones, se puede notar que es más seguro invertir, ya que el VaR es mucho menor a comparación al de las criptomonedas. También pasaron con conformidad la Ley de Benford. No se hicieron las pruebas independientes de la Ley de Benford, debido a que no conforma con el objetivo principal de esta tesis, pero si se recomienda hacer un análisis de cada acción para demostrar si sus valores son confiables para invertir.

Las correlaciones de las acciones fueron mucho menores, haciendo que el portafolio eficiente se diversificara y no se sesgara en tan solo un activo, como sucedió en el caso del portafolio de criptomonedas.

Por lo tanto, las criptomonedas se encuentran en este momento se encuentran en una situación inestable, ya que, debido a la pandemia, y a la guerra que está ocurriendo entre Ucrania y Rusia, sus valores son muy inestables, que de hecho han estado decayendo desde inicios del 2021. Con los resultados obtenidos del VaR, se nota que es muy riesgoso tener dinero invertido en criptomonedas. Ante la Ley de Benford, se puede concluir que, Bitcoin no es una moneda confiable para invertir. Se tiene que hacer un análisis por cada criptomoneda, para concluir su confiabilidad. Bajo el esquema de portafolio eficiente, tampoco se puede invertir en las criptomonedas, ya que el VaR es demasiado alto, y la ganancia esperada es muy baja, incluso negativa. Se tendrá que averiguar, si al juntar criptomonedas con instrumentos financieros centralizados, se podrá mejorar el porcentaje ganancia en un portafolio eficiente. Se debe notar que esta tesis no es algún tipo de consejo o enseñanza para poder hacer algún tipo de inversión en cualquiera de los mercados disponibles.

### **Limitaciones de la tesis**

Esta tesis presenta un conjunto de limitaciones que acompañan a todo proceso de investigación. En cuanto a éstas, puede decirse que la tesis se ve afectada por el conjunto de datos analizados porque estos son de un periodo temporal corto. Sin embargo, estos son los datos disponibles con los cuales se trabaja.

Otra limitación se relaciona con el uso del BTC como elementos para el análisis ya que se demostró que el Bitcoin afecta el precio de muchas de las criptomonedas. Tal vez, omitiendo al BTC en el análisis, se hubieran obtenido otros resultados no tan sesgados.

### **Futuras líneas de investigación**

Debido a que unas de las criptomonedas seleccionadas en esta tesis son relativamente nuevas, se debe de trabajar con la misma cantidad de datos que con la criptomoneda de menor cantidad de datos. Esto es debido al proceso que se requiere para hacer el portafolio eficiente. Se debe repetir este análisis en unos años más, ya que para entonces las criptomonedas posiblemente estarán en un ámbito estable, donde sea confiable invertir.

## Referencias bibliográficas

- Adriana Nunes, H. I. (2020). *Benford's Law for Fraud Detection: A Case Study of Portuguese Companies*.
- Alexander, C. (2013). *An Introduction to Value-At-Risk*. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd.
- Antony Young, L. A. (2007). What is Marketing ROI? En *PROFITABLE MARKET COMMUNICATIONS* (pág. 15). London: Kogan Page Limited.
- Banco de Mexico. (5 de Febrero de 2019). *Áreas de oportunidad en la operación de los activos virtuales*. Obtenido de Banco de Mexico: <https://www.banxico.org.mx/sistemas-de-pago/4--areas-opportunidad-en-ope.html>
- Banco de Mexico. (01 de 01 de 2022). *Acciones regulatorias por parte del Banco de México*. Obtenido de Banco de Mexico: <https://www.banxico.org.mx/sistemas-de-pago/6--acciones-regulatorias-po.html>
- Barry, K. (2018). *Crypto Economy. How Blockchain, Cryptocurrency, and Token Economy are Disrupting the Financial World*. New York: Racehorse Publishing.
- Bitcoin. (2021). *Some things you need to know*. Obtenido de Bitcoin: <https://bitcoin.org/en/you-need-to-know>
- Bitcoin. (2022). *Bitcoin*. Obtenido de <https://bitcoin.org/en/>
- Castro, D. J. (2021). *Ciencia de datos aplicada a la ingeniería financiera*. Toluca: RHCECAM.
- Choudhry, M. (2006). *An Introduction to Value at Risk*. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd.
- Comisión Nacional para la Protección y Defensa de los Usuarios de Servicios Financieros. (2 de Julio de 2021). *¿Es buena idea invertir en criptomonedas?* Obtenido de Gobierno de Mexico: <https://www.gob.mx/condusef/articulos/es-buena-idea-invertir-en-criptomonedas?idiom=es#:~:text=Las%20criptomonedas%20no%20son%20consideradas,no%20hay%20aceptaci%C3%B3n%20de%20comercios>.
- CONDUSEF. (01 de 01 de 2022). *Alerta CONDUSEF sobre el uso del BITCOIN como medio de pago*. Obtenido de Gobierno de Mexico: <https://www.condusef.gob.mx/?p=contenido&idc=833&idcat=1>
- Dan, J. R. (2015). *Introducción del Factor Humano al Análisis de Riesgo*. . Obtenido de Departamento de Ingeniería Química Centro de Estudios del Riesgo Tecnológico: [www.tdx.cat/bitstream/handle/10803/325427/TJRGD1de1.pdf?sequence=1&isAllowed=y](http://www.tdx.cat/bitstream/handle/10803/325427/TJRGD1de1.pdf?sequence=1&isAllowed=y)
- FXSTREET. (2022). *Calendario Economico*. Obtenido de <https://www.fxstreet.es/calendario-economico>
- Gerencie. (22 de 09 de 2017). *Confiabilidad de la información financiera*. Obtenido de Gerencie: <https://www.gerencie.com/confiabilidad-de-la-informacion-financiera.html#:~:text=La%20caracter%C3%ADstica%20de%20confiabilidad%20implica,control%20interno%20eficaz%20y%20permanente>.
- Grupo BMV. (2022). *BVM*. Obtenido de <https://www.bmv.com.mx/>

- Herve M. Tenkam, J. C. (12 de 2022). Optimization and Diversification of Cryptocurrency Portfolios: A Composite Copula-Based Approach.
- IG. (2021). *What is cryptocurrency trading and how does it work?* Obtenido de IG: <https://www.ig.com/en/cryptocurrency-trading/what-is-cryptocurrency-trading-how-does-it-work>
- Indeed Editorial Team. (13 de 6 de 2022). *How To Calculate Annualized Returns*. Obtenido de indeed: <https://www.indeed.com/career-advice/career-development/how-to-calculate-annualized-return>
- Investing. (2022). *Investing.com*. Obtenido de <https://mx.investing.com/>
- Jorion, P. (2007). *Value at Risk The New Benchmark for Managing Financial Risk*. New York: McGraw-Hill.
- Kossovsky, A. E. (2015). *Benford's Law*. New York: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd.
- Lieberman, G. J. (2010). *Introducción a la Investigación de Operaciones*. Mexico: McGraw-Hill.
- Ma, A. (2020). *Portfolio optimization in the era of digital financialization using cryptocurrencies*. Obtenido de National Library of Medicine: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7445586/#bib0036>
- Mekulu, K. (8 de 11 de 2020). *Portfolio Optimization From Scratch*. Obtenido de medium: <https://medium.com/swlh/portfolio-optimization-from-scratch-925f66c4020d>
- Merriam-Webster. (2018). *Diccionario*.
- Miller, S. J. (2015). *Benford's Law: Theory and Applications*. New Jersey: Princeton University Press.
- Miloš Grujić, B. M. (01 de 01 de 2021). TESTING OF PORTFOLIO OPTIMIZATION THROUGH INVESTMENTS IN STOCK MARKET INDICES AND BITCOIN.
- Nikos Daskalakis, P. G. (2020). *AN INTRODUCTION TO CRYPTOCURRENCIES*. Oxon: Routledge.
- Njeri, R. (2022). *How to Calculate Risk Free Rate*. Obtenido de How to Calculate: <https://www.learn.calculate.com/calculate-risk-free-rate/>
- NYSE. (2022). *NYSE*. Obtenido de <https://www.nyse.com/index>
- Opturo. (2018). *Risk Statistics*. Obtenido de Opturo: <https://opturo.com/says-help/user-guides/definitions/risk-types/>
- P.Hill, A. B. (2015). *An Introduction to Benford's Law*. New Jersey: Princeton University Press.
- Petro Hrytsiuk, T. B. (2019). Cryptocurrency Portfolio Optimization Using Value-At-Risk Measure. *Advances in Economics, Business and Management Research, volume 95*, 385-389.
- Project Management Institute. (2019). Risk. En *The standard for risk management in portfolios, programs, and projects*. (pág. 7). Newtown Square: Project Management Institute, Inc.
- Robinson, S. T. (2021). *Bitcoin Crypto. What's in your Wallet*. Newport: Three Dogs Publishing LLC.
- Sandler, K. (1 de 2 de 2018). *Definición del rendimiento de una acción*. Obtenido de cuida tu dinero : <https://www.cuidatudinero.com/13098614/definicion-del-rendimiento-de-una-accion>



- Santander. (2021). *Guía para saber qué son las criptomonedas*. Obtenido de <https://www.santander.com/es/stories/guia-para-saber-que-son-las-criptomonedas>
- SAT. (01 de 01 de 2022). *Registra tu actividad de activos virtuales*. Obtenido de SAT: <https://www.sat.gob.mx/tramites/70111/registra-tu-actividad-de-activos-virtuales>
- Summa, J. (24 de 8 de 2021). *Option Greeks: 4 Factors for Measuring Risk*. Obtenido de Investopedia: <https://www.investopedia.com/trading/getting-to-know-the-greeks/#:~:text=Vega-,Vega%20measures%20the%20risk%20of%20changes%20in%20implied%20volatility%20or,in%20expectations%20for%20future%20volatility.>
- Taha, H. A. (2012). *Investigación de Operaciones*. Mexico: Pearson Educación.
- Trading Coach. (26 de 5 de 2022). *Modelo de Media-Varianza de Markowitz, PARTE I*. Obtenido de 21TradingCoach: <https://21tradingcoach.com/modelo-de-media-varianza-de-markowitz-parte-i/>
- Y.E.Yauri. (2009). *METODOS CUANTITATIVOS PARA LOS NEGOCIOS*. Obtenido de INTRODUCCION AL MÉTODO DE SIMULACIÓN MONTE CARLO: <https://uplamcdn.files.wordpress.com/2009/04/libro-cap-08.pdf>
- YAHOO . (2022). *YAHOO FINANCE*. Obtenido de <https://es-us.finanzas.yahoo.com>