



**PORTAFOLIOS EFICIENTES CON DIFERENTES MEDIDAS DE RIESGO:
APLICACIÓN EN CRIPTOMONEDAS**

AUTORES:

JUAN NICOLAS VILLAMIL RODRIGUEZ

WILLIAM MARTÍNEZ BOLAÑOS

DIRECTOR DE TESIS:

YENY ESPERANZA RODRIGUEZ RAMOS, PhD

UNIVERSIDAD ICESI

FACULTAD DE CIENCIAS ADMINISTRATIVAS Y ECONÓMICAS

ECONOMÍA Y NEGOCIOS INTERNACIONALES

SANTIAGO DE CALI

2019

TABLA DE CONTENIDO

ABSTRACT	3
1. INTRODUCCIÓN.....	5
2. REVISIÓN DE LITERATURA.....	6
2.1. RIESGO	6
2.2. CRIPTOMONEDAS	7
2.3. TEORIA MODERNA DE PORTAFOLIOS	9
• 2.3.1 PORTAFOLIO EFICIENTES.....	10
2.4. DIFERENTES MEDIDAS DE RIESGO.....	11
• 2.4.1. VARIANZA.....	11
• 2.4.2 MEAN LOWER-PARCIAL MOMENTS (LPM).....	11
• 2.4.3. SIGMA COMPORTAMENTAL.....	12
3. METODOLOGIA	13
3.1. FUENTES DE INFORMACIÓN.....	13
3.1.1. MODELO UTILIZADO	14
• 3.3.1. MODELO MEDIA-VARIANZA	15
• 3.3.1 MODELO MEDIA-MOMENTOS PARCIALES BAJOS	16
• 3.3.2 SIGMA COMPORTAMENTAL.....	17
• 3.3.3. HIBRIDO DE SIGMA COMPORTAMENTAL y LPM.....	17
4. RESULTADOS	18
4.1 ESTADISTICAS DESCRIPTIVAS.....	18
4.2. ANÁLISIS DEL DESEMPEÑO DE LOS PORTAFOLIOS.....	21
• 4.3.1 FRONTERAS EFICIENTES Y ESTRUCTURACIÓN DE PORTAFOLIOS.	21
5. CONCLUSIONES.....	27
6. BIBLIOGRAFIA.....	27

ABSTRACT

Abstract: This research used different risk measures for the construction of efficient portfolios composed of digital risky assets, specifically cryptocurrencies. The risk measures used are standard deviation, lower partial moments (LPM), and behavioral sigma. These measures were applied for their functionality in distributions of non-normal data, since the returns of the cryptocurrencies studied presented this anomaly and also because they take into account additional statistical variables that must be considered by any type of investor. The methodology used in this investigation based on an optimization model for the selection of efficient portfolios with a different risk matrix for each risk measure used, with the aim of making a comparison with respect to the expected profitability and internal structuring of said portfolios. Initially, we statistically analyzed the 18 cryptocurrencies with the longest time in the market. Then, we build an optimization model for efficient portfolios but changing the different risk measures for cryptocurrency returns. Thus, we find that, for an investor who omits the importance of risk, efficient cryptocurrency portfolios generated from the Behavioural Sigma risk measure reach a higher expected return than those generated with the Variance and LPM risk measures. In addition, it is found that using Behavioural Sigma, diversification is inefficient in structuring composite portfolios with these cryptocurrencies, because, even if not taken into account, it is possible to achieve better expected returns and risk levels in the portfolios than with variance risk measures and LPM that if considered. However, this is only true for low-risk portfolios, but it is what on average most investors are interested in: lower risks, higher returns.

Key Words: Efficient Portfolios, Risk measures, Return Expected, Cryptocurrencies, Risk.

Resumen: Esta investigación está basada en la utilización de diferentes medidas de riesgo para la construcción de portafolios eficientes compuestos por activos riesgosos digitales, específicamente criptomonedas. Las medidas de riesgo utilizadas son: desviación estándar, lower partial moments (LPM), behavioural sigma. Estas medidas fueron aplicadas por su funcionalidad en distribuciones de datos no normales, pues los retornos de las criptomonedas estudiadas presentaban esta anomalía y también porque tienen en cuenta variables estadísticas adicionales que deben ser consideradas por cualquier tipo de inversionista. La metodología utilizada en esta investigación se basa un modelo de optimización para la selección de portafolios eficientes con una matriz de riesgo distinta por cada medida de riesgo utilizada, con el objetivo de realizar una comparación respecto a la rentabilidad esperada y estructuración interna de dichos portafolios. Inicialmente, analizamos estadísticamente las 18 criptomonedas con mayor tiempo en el mercado. Luego, construimos portafolios eficientes de media-varianza, pero cambiando la varianza por diferentes medidas de riesgo. Nosotros encontramos que, los portafolios eficientes de criptomonedas generados a partir de la medida de riesgo Behavioural Sigma alcanzan la rentabilidad más alta que los generados con las medidas de riesgo Varianza y LPM. Además, se encuentra que utilizando Behavioural Sigma la diversificación resulta ineficiente en la estructuración de portafolios compuestos con estas criptomonedas, pues, aun no tomándola en cuenta, se pueden alcanzar mejores rentabilidades esperadas y niveles de riesgo en los portafolios que con las medidas de riesgo varianza y LPM que si la considera. No obstante, esto se cumple solo para portafolios de bajo riesgo, pero es lo que en promedio a la mayoría de los inversionistas les interesa: menores riesgos, mayores rentabilidades.

Palabras clave: Portafolios eficientes, medidas de riesgo, rendimiento esperado, criptomonedas, riesgo.

1. INTRODUCCIÓN

El siguiente trabajo se basa en selección de portafolios y administración de riesgo, dos de los más importantes campos de investigación en los mercados financieros. Se ha tomado teoría moderna de portafolio de Markowitz (Markowitz, 1952) como referente teórico fundamental para realizar ajustes sobre las medidas de riesgo utilizadas con el objetivo de maximizar la rentabilidad esperada de los portafolios eficientes. Tradicionalmente, se han tenido supuestos en la teoría de portafolio que no se cumplen como la normalidad de la distribución de los retornos (Z. Sheikh & Qiao, 2009) así como también la omisión de variables comportamentales en la estructuración los portafolios (Davies & de Servigny, 2012). En particular las criptomonedas, son activos digitales riesgosos cuyos retornos no cumplen el supuesto de distribución normal. Por tanto, la medida de riesgo tradicional no resulta adecuada para estructurar portafolios de inversión.

El siguiente trabajo trata sobre teoría de portafolios eficientes con diferentes medidas de riesgo aplicado a la nueva tendencia de activos digitales comúnmente conocidos como criptomonedas. Por lo cual, inicialmente se presenta revisión de la literatura sobre medición del riesgo, las criptomonedas como nuevo activo de inversión y la teoría moderna de portafolio. Luego, se presenta la metodología realizada en la investigación, la cual contiene la descripción de la fuente de la información utilizada y el modelo de optimización de portafolio utilizado. Posteriormente, se presentan las fronteras de portafolios eficientes, haciendo principal énfasis a los pesos que tienen los activos, con cada una de las medidas de riesgo. Finalmente, se presentan las conclusiones de la investigación.

2. REVISIÓN DE LITERATURA

Un proceso de gestión de inversiones describe cómo un inversor toma decisiones para la gestión de su dinero o fondos con el objetivo de incrementar su riqueza (Levišauskait, 2010). Existen diversos métodos o herramientas para gestionar dinero disponible a inversión, la compra de compañías, emprender un nuevo negocio, educarse o invertir en adquisición parcial de activos son algunos de los métodos o herramientas más comunes que permiten al inversionista percibir a beneficios monetarios a futuro para incrementar su riqueza actual.

2.1.RIESGO

En general, el riesgo puede referirse a una situación en la cual, aun conociendo sus posibilidades, una decisión es realizada y sus consecuencias dependen del producto de eventos futuros, es decir, su resultado es incierto o carece de certeza. Sin embargo, la interpretación de riesgo puede cambiar sustancialmente de un campo de estudio a otro (Lucarelli & Brighetti, 2011). Por un lado, las disciplinas técnicas se concentran en la cuantificación del riesgo y por lo tanto su definición de riesgo corresponde a su medición. Por otro lado, las ciencias sociales son más orientadas a aspectos cualitativos puesto que expone la posibilidad de obtener un resultado positivo o negativo. En este documento se toma específicamente la corriente cuantitativa de riesgo y específicamente el del punto de vista financiero tradicional, es decir, el riesgo financiero.

El riesgo financiero se define como la variabilidad que tiene una medida financiera de su valor promedio. No obstante, el riesgo financiero puede ser clasificado de diferentes formas (ver Tabla 1), y estas formas se basan en su resultado, su causa, su control y el momento en el que es medido.

Tabla 1. Clasificación del Riesgo Financiero

Resultado Posible	Causa de la Variabilidad	Posibilidad de Reducir	Momento de Observación
<ul style="list-style-type: none">• Puro• Especulativo	<ul style="list-style-type: none">• Mercado• Crédito• Liquidez• Operacional	<ul style="list-style-type: none">• Diversificable• No Diversificable	<ul style="list-style-type: none">• Exante• ExPost

Fuente: Adaptada a español de C.Lucarelli et Al.(2011)

El riesgo financiero por resultado posible se basa en la característica de su resultado del evento a consideración. Este riesgo es especulativo cuando los resultados corresponden a ganancias o pérdidas, como el mercado de acciones o de créditos, o es puro cuando la pérdida es el único resultado, como los productos ofrecidos por aseguradoras.

Por otro lado, el riesgo financiero también puede ser identificado por la causa que es la fuente de variabilidad: mercado, crédito, liquidez u operacional. El riesgo de mercado o de precios se refiere al cambio en el valor de un producto financiero a originado por cambios inesperados en las condiciones del mercado. El riesgo de crédito se refiere a la posibilidad

de pago de las contrapartes en un contrato. El riesgo de liquidez se refiere a la facilidad de realizar pagos con activos o patrimonio. El riesgo operacional se refiere a las posibles consecuencias que el talento humano o tecnológicas que pueden generar (Manuel Rodriguez, 2013).

También, el riesgo financiero se puede clasificar por la posibilidad de controlarlo, es decir puede ser diversificado o no. Los portafolios diversificados son estrategias que permiten disminuir el riesgo en la tenencia de títulos de valor como las acciones, aunque pueden existir riesgos no controlables como los eventos macroeconómicos. De igual manera, el riesgo financiero puede ser observado o proyectado: medidas de riesgo *ex post* se refieren a la desviación de la media que tienen los productos financieros en sus series históricas y *ex ante* será cuando la estimación de eventuales divergencias de los productos financieros de su media, dados los posibles escenarios posibles (C.Lucarelli et Al, 2011)

El documento actual busca medir un riesgo financiero con clasificaciones de:

- *Especulativo, porque el producto financiero puede arrojar pérdidas y ganancias*
- *De mercado o precio, porque está relacionado justamente con el cambio en su valor*
- *Diversificable, porque pueden ser identificados como títulos de valor que con la utilización de portafolios se puede diversificar su riesgo*
- *Ex ante, debido a que las medidas se basan en información histórica.*

2.2.CRIPTOMONEDAS

Para entender las criptomonedas, hay que comprender los conceptos que la componen. Una moneda comúnmente ha sido conocida como una forma de dinero utilizada para realizar un intercambio de bienes y servicios, como también como reservas de valor intrínsecas. A través del tiempo esto ha evolucionado de tal forma que al día de hoy podemos considerar a las divisas como la forma de representar la forma de dinero emitida por un gobierno y habilitada para utilizar en una ubicación geográfica específica de forma legal. También, se tiene que agregar el hecho de que el dinero actual es totalmente centralizado, es decir, que se encuentra controlado por un Gobierno o Banco Central el cual es el encargado de emitirlas.

Las criptomonedas son representaciones digitales de dinero en lugar de monedas físicas tradicionales. La principal diferencia entre las criptomonedas y las monedas es que las criptomonedas no son controladas ni emitidas por una autoridad central, a excepción de unas cuantas (Bank of England, 2014). La principal razón para esta falta de control radica en que la verificación de las transacciones realizadas con las criptomonedas se ejecuta y se administra a través de la tecnología en lugar de un intermediario físico, ya que la emisión de las criptomonedas se realiza a través de sus propios sistemas de información (Athey , Parashkevov, Sarukai, & Xia, 2016).

Las criptomonedas se dividen en 2 tipos: Monedas o tokens. Las monedas son la forma más común, y pueden ser utilizadas para operar de forma independiente, es decir tienen su propia estructura blockchain (World Bank Group, 2017). Algunos ejemplos de monedas son: Bitcoin, Ethereum, Litecoin o Ripple. Por otro lado, los tokens son criptomonedas que operan sobre una plataforma blockchain, es decir, para utilizarlas o poseerlas se tiene que estar registrado o utilizando los servicios que ofrece la plataforma blockchain porque tiene una función específica dentro de la plataforma. Algunos ejemplos son Binance Coin y OmiseGo

Las tres criptomonedas con mayor capitalización de mercado (Bitcoin, Ethereum y Ripple) han demostrado rentabilidades y desviaciones estándar mucho más altas que el promedio de los activos tradicionales (Yukun & Tsyvinski, 2018). Por esto se han convertido en un foco de atención para inversionistas, académicos y personas naturales. Su impacto en el mercado es tangible ya que para el 2017 el valor total de todas estas alcanzó 740 billones de dólares (Houben & Snyers, 2018). Además, los beneficios innovadores que ofrecen sus servicios transaccionales sustentados en tecnologías revolucionarias como por la tendencia a reestructurar el sistema financiero actual al hacerlo más incluyente, transparente y confiable (Hileman & Rauch, 2017).

Hasta la fecha, hay más de 200 plataformas de intercambio de Criptomonedas, y el volumen comercial combinado de 24 horas del top 10 de plataformas de intercambio está cercano a los 6,5 billones de dólares (Hansen, 2018). No obstante, utilizar un generador de información de los precios de las criptomonedas que sea válido en el mercado es de vital importancia para la investigación (Bank of England, 2014). En la investigación se utiliza a www.CoinMarketCap.com debido a que proporciona actualizaciones de última hora para todos los datos de mercado de criptomonedas que se encuentran el sitio, desde precio hasta volumen diario de cada criptomonedas como también información de las diferentes plataformas de intercambio que se encuentran (CoinMarketCap, 2019). Cada Minuto la página consulta a las distintas plataformas de intercambio por sus datos del mercado más recientes, la cual a través de varios algoritmos de limpieza y verificación de datos garantizan integridad sobre la información proporcionada en la página.

Desde un enfoque netamente financiero las criptomonedas han sido interpretadas como un activo de difícil administración de riesgo, y esta es la razón principal de este trabajo el busca identificar la composición y comportamiento de portafolios conformados por activos digitales tomando medidas diferentes medidas de riesgo financieras cuantitativas, con el fin de controlar y administrar su alto riesgo y desarrollar una estrategia de inversión fundamentada teóricamente.

2.3.TEORIA MODERNA DE PORTAFOLIOS

Desde que en 1952 Markowitz, se sostiene que el riesgo y el retorno son variables indispensables para la aplicación de la teoría de portafolios (Bodie, Kane, & Marcus, 2014). Los portafolios se pueden clasificar según sea la exposición al riesgo que se generan los activos, instrumentos financieros o títulos de valor que componen al portafolio, es decir, la variabilidad que tienen los rendimientos en términos de ganancias de cada uno de los componentes del portafolio definen la categoría en la cual se encuentran.

Los portafolios riesgosos son aquellos que están compuestos por activos riesgosos como las acciones, commodities, monedas extranjeras o cualquier activo que ofrezca una rentabilidad variable, positiva o negativa, en el transcurso del tiempo (Grajales, 2009). No obstante, los portafolios pueden estar compuestos por activos no riesgosos, los cuales se refieren a activos que ofrecen una renta fija con una exposición de riesgo casi nulo o muy baja, entre estos se encuentran los bonos o cuentas de ahorro en bancos comerciales. Incluso, una combinación entre estos dos activos pueden ser considerados (Kan, Wang, & Zhou, 2016).

El beneficio esperado de un portafolio compuesto por activos riesgosos o no riesgosos es capturado utilizando la participación de cada uno de los activos financieros en consideración y la rentabilidad esperada por cada de cada activo (Bodie, Kane, & Marcus, 2014) :

$$E(R_p) = W_k^T E(R_t)_k \quad (1)$$

Donde:

- k representa activos financieros del portafolio
- t es el tiempo considerado en evaluación de los activos financieros del portafolio
- W_k es un vector que representa la ponderación o participación que se le da a cada activo financiero en el portafolio.
- $E(R_t)_k$ es un vector de retornos esperados de cada instrumento financiero k en un tiempo t
- $E(R_p)$ es la rentabilidad obtenida por el portafolio

El riesgo del portafolio medido por la varianza será definido como:

$$\sigma_p^2 = W_k \Omega W_k^T \quad (2)$$

Donde:

- W_k es un vector que representa la ponderación o participación que se le da a cada activo financiero en el portafolio.
- Ω representa la matriz de varianzas y covarianzas de los retornos de los activos del portafolio.

2.3.1 PORTAFOLIO EFICIENTES

En 1952 Markowitz postula un modelo de optimización para portafolios riesgosos sobre los cual se debe tener en cuenta para tener en consideración trade-off de riesgo-recompensa (Sharpe, 1966) y la diversificación del portafolio (Markowitz, 1952).

Markowitz en su investigación corrobora la existencia de una correlación positiva entre el riesgo y la recompensa. Este autor, en su teoría de portafolios eficientes afirma que para adquirir un poco más de rentabilidad se debe exponer un poco más a un resultado inesperado o no deseado, es decir, para que un inversionista pueda adquirir más ganancias debe aceptar el hecho que este escenario puede darse como pueda que se transforme en una perdida. Lo que paralelamente le permitió establecer una regla básica sobre la selección de portafolios eficientes: para determinado nivel de riesgo, la elección un portafolios que sea categorizado como *eficiente* tendrá como criterio el que genere una mayor rentabilidad. Adicionalmente, plantea a la diversificación como principio fundamental para la configuración de portafolios, debido a que de esta forma la exposición al riesgo sería menor que si se realiza la inversión sobre un único activo.

El modelo de optimización planteado por Markowitz es:

$$\begin{aligned} \text{MAX } E(R_p) &= W_k^T E(R_t)_k \\ \text{s. a.} \\ W_k \cdot \Omega \cdot W_k^T &= \sigma^{2E} \\ \sum_{k=1}^{18} W_k &\leq 1 \\ W_k &\geq 0 \end{aligned} \tag{3}$$

Donde:

- k representa el índice que denota los activos financieros del portafolio
- t es el tiempo considerado en evaluación de los activos financieros del portafolio
- $E(R_p)$ es la rentabilidad esperada por el portafolio
- Ω representa la matriz de varianzas y covarianzas de los retornos de los activos del portafolio.
- W_k es un vector que representa la ponderación o participación que se le da a cada activo financiero en el portafolio.
- σ^{2E} es un nivel de riesgo contenido entre los portafolios de mínimo y alto riesgo

2.4.DIFERENTES MEDIDAS DE RIESGO

Markowitz demostró que el riesgo cuantificable financieramente puede ser capturado con diferentes medidas de riesgo. La forma tradicional para la medición del riesgo es la varianza de los retornos de los activos.

2.4.1. VARIANZA

La varianza es la medida cuantitativa de riesgo que busca identificar el grado de dispersión que el retorno de un activo financiero tiene de su valor promedio. La varianza es definida como el promedio de las desviaciones que tienen los diferentes datos del promedio de los datos estudiados (Lind, Wathen, & Marchal, 2012). El pionero en introducir esta medida para la conformación de portafolios es Markowitz, el cual utiliza la varianza de los retornos obtenidos por cada instrumento financiero en consideración como también la covarianza entre ellos para capturar el riesgo financiero.

La varianza del activo k está determinada de la siguiente forma:

$$\sigma^2 = E(\sum_{t=1}^n (r_t - R_k)^2) \quad (4)$$

Donde:

- r_t es la rentabilidad obtenida en un momento t
- R_k es la rentabilidad promedio del activo k
- k es la cantidad de instrumentos financieros contenidos
- Donde t representa cada uno de los momentos del registro histórico de su precio.

No obstante, de acuerdo con Parkash (2003) esta medida estadística no podría ser tomada como una única medida de riesgo ni tampoco posee la capacidad completa para capturar el comportamiento de un activo.

A través del tiempo se ha descubierto que las distribuciones de los datos de los precios de los activos riesgosos podrían no comportarse con una distribución normal (Z. Sheikh & Qiao, 2009), lo cual propone un límite a la teoría propuesta por Markowitz. En solución de esto se han propuesto diversas medidas como LPM (Fishburn, 1977).

2.4.2 MEAN LOWER-PARCIAL MOMENTS (LPM)

Se produjo un gran salto en la evolución de las medidas de riesgo con el modelo de Lower-Partial Moments, LPM propuesto por fishburn en 1997. Esta medida de riesgo representa fielmente el riesgo sobre los activos utilizados en un portafolio de inversión, puesto que toma en cuenta las desviaciones que tienen los activos por debajo de un punto de referencia o *Benchmark* escogido por el inversionista (Fishburn, 1977). Esto significa que cada vez que

el activo arroje un rendimiento inferior al benchmarking captura. Esto se realiza de la siguiente forma:

$$LPM(a, t) = \begin{cases} (r_t - B)^a & \text{si } B > x_t \\ 0 & \text{si } B \leq x_t \end{cases} \quad (5)$$

Donde:

- B es un punto de referencia del inversionista sobre el cual compara cada uno de los retornos obtenidos
- r_t es el retorno alcanzado en un momento t por el activo.
- a hace referencia a la medida de tolerancia del inversor de las desviaciones que tienen los retornos del activo por debajo de su punto de referencia

Se observa que la magnitud de este riesgo es diferente según sea la característica del inversor, es decir, para cada tipo de inversor existirá una medición de riesgo LPM diferente. Cuando $a < 1$ significa que el inversor le genera poca preocupación que el resultado obtenido este por debajo del benchmarking, es decir será identificado como un inversor tolerante al riesgo; $a = 1$ como neutral al riesgo y $a > 1$ es averso al riesgo porque le preocupa mucho que el retorno obtenido en el momento t este por debajo del benchmarking (Fishburn, 1977).

Davies & de Servigny (2012) proponen una medida que captura no solo las preferencias de los inversionistas sino que involucra momentos más altos de la distribución de frecuencias de los retornos de los activos. Estos autores proponen la medida que llaman “sigma comportamental”.

2.4.3. SIGMA COMPORTAMENTAL

Eliminando el supuesto de normalidad sobre el hecho que las medidas de riesgo pueden verse afectados por el comportamiento de los inversores, como también por la insuficiencia de la varianza como medida para considerar el riesgo de los activos, entonces se propone una medida que incluya las características de aversión al riesgo del inversionista como también otras medidas estadísticas determinantes para entender la naturaleza del comportamiento del activo (Nawrocki & Viole, 2014).

“Sigma comportamental” como medida de riesgo contiene dos momentos más altos de la distribución de los retornos como son el sesgo y el exceso de kurtosis. De acuerdo a Nawrocki & Viole (2014) esta medida de riesgo para el activo K está expresada de la siguiente forma:

$$\sigma_{beh} \approx \sigma_K \left(1 - \frac{2\sigma_k}{3T} skew + \frac{2\sigma_k^2}{3T^2} kurtosis \right) \quad (6)$$

- σ_{beh} es la medida de riesgo comportamental para cada activo
- σ_K se refiere a la desviación estándar que posee el activo k en consideración
- *skew* representa el sesgo que posee la distribución de los retornos del activo k
- *kurtosis* representa exceso de kurtosis que presenta la distribución de retornos del activo k
- T es el parámetro que mide la aversión al riesgo del inversionista, cuando aumenta el inversionista es tolerante al riesgo y cuando disminuye es averso al riesgo.

Esta medida de riesgo implícitamente trabaja sobre la eliminación del supuesto de normalidad, pues de ser una distribución normal la medida de riesgo comportamental sería igual a la desviación estándar, dado que el sesgo y el exceso de kurtosis serían igual a cero (Nawrocki & Viole, 2014),.

De acuerdo al análisis planteado por Nawrocki & Viole (2014), un inversionista averso al riesgo desea más los sesgos positivos que los tolerantes al riesgo, por lo cual el riesgo de los activos disminuye en gran proporción si presenta sesgo positivo. De la misma forma sucede con la kurtosis, los inversionistas aversos al riesgo desean menos los excesos de kurtosis que los inversionistas tolerantes al riesgo, por lo cual ante presencia de kurtosis altas, los aversos al riesgo le darán mayor riesgo al activo que los tolerantes al riesgo. Lo anterior no implica que un inversionista tolerante al riesgo no tenga en cuenta el riesgo de estas medidas, sino más bien que le atribuye un menor efecto de estas medidas sobre el riesgo del activo. Claramente, el riesgo comportamental del activo es igual su desviación estándar cuando se trata de un inversionista infinitamente tolerante al riesgo debido a que no le genera alguna importancia las anomalías que presenten la distribución de los datos respecto al sesgo y la kurtosis.

3. METODOLOGIA

Debido a que las criptomonedas se han convertido en un punto de atención para la mayoría de los inversionistas, especialmente por la alta concentración de capital que gira alrededor de estas como también el alto riesgo que implican, se realiza una investigación para identificar el comportamiento de portafolios eficientes compuestos con criptomonedas, considerando diferentes medidas de riesgo, tradicionales y modernas.

3.1.FUENTES DE INFORMACIÓN

Se tomó información de seleccionar las 18 criptomonedas con mayor tiempo en el mercado. En la tabla 1 se presenta el listado de estas criptomonedas.

Tabla 1. Criptomonedas utilizadas en la investigación

N	NAME	ACRONIMO
1	BITCOIN	BTC
2	LITECOIN	LTC
3	NAMECOIN	NM
4	PEERCOIN	PPC
5	RIPPLE	XRP
6	NXT	BXT
7	DOGECOIN	DOGE
8	VERTCOIN	VTC
9	DASH	DASH
10	MADISAFECOIN	MAID
11	MONERO	XRM
12	BYTECOIN	BCN
13	BITSHARES	BTS
14	STELLAR	XLM
15	THETER	USDT
16	NEM	XEM
17	ETHERUM	ETH
18	SIACOIN	SC

Fuente: CoinMarketCap

La fuente de información es la página web de coinmarketcap. El periodo de tiempo analizado está comprendido entre el 16 de agosto de 2016 al 8 de junio de 2019, lo que nos otorga un registro de 1442 días de su precio de cierre; esto representa un registro de 4 años.

3.1.1. MODELO UTILIZADO

El modelo de media-varianza fue utilizado para construir las fronteras eficientes de Portafolios con Criptomonedas, pero utilizando las diferentes medidas de riesgo encontradas en la literatura.

La formulación matemática del modelo utilizado, en el cual se maximiza la rentabilidad del portafolio dado un nivel de riesgo en el portafolio, es la siguiente:

$$MAX E(R_p) = W_k^T E(R_k)$$

Sujeto a:

$$W_K \cdot \Omega_R \cdot W_K^T = \sigma^{2E}$$

$$\sum_{k=1}^{18} W_K \leq 1$$

$$W_K \geq 0$$

Donde:

- k representa las 18 criptomonedas utilizadas en la investigación
- $E(R_p)$ es la rentabilidad esperada por el portafolio
- Ω_R representa la matriz que captura el riesgo del conjunto de las 18 criptomonedas a través de las medidas de riesgo R
- W_k es un vector que representa la ponderación o participación de cada criptomoneda
- σ^{2E} es un nivel de riesgo contenido entre los portafolios de mínimo y alto riesgo

En nuestro caso la matriz Ω_R es una matriz de tamaño 18x18 que captura el riesgo del conjunto de las 18 criptomonedas, la cual cambia para cada medida de riesgo que hemos escogido: varianza, LPM y sigma comportamental.

Las componentes de la diagonal de la matriz Ω_R son cada uno de los cálculos de las medidas de riesgo para cada una de las cryptomonedas. La construcción de las componentes de la matriz fuera de la diagonal se realiza teniendo en cuenta la definición de la covarianza:

$$Cov_{k,j} = \sqrt{R_k} * \sqrt{R_j} * \rho_{k,j} \quad \forall k \neq j$$

Donde:

- k y j son las criptomoneda en evaluación
- R denota la medida de riesgo utilizada: Varianza, LPM, Behavioural Sigma, Híbrido LPM-Besigma
- $\rho_{k,j}$ es el coeficiente de correlación entre las criptomonedas k y j .

De esta forma, con la Matriz Ω_R se representa el riesgo del conjunto de criptomonedas que contendrá el portafolio. Para cada medida de riesgo se construirá una frontera que contiene 40 portafolios eficientes, de menor a más alto riesgo.

3.3.1. MODELO MEDIA-VARIANZA

Se utiliza la varianza como la medida de riesgo y se utiliza el modelo definido en (7).

3.3.1 MODELO MEDIA-MOMENTOS PARCIALES BAJOS

En este modelo el riesgo es representado por cada criptomoneda a través de las desviaciones que tienen los retornos en cada momento respecto al punto de referencia del LPM. El punto de referencia (B) utilizado se ha definido como el promedio del retorno diario generado por todas las criptomonedas en los 4 años.

Con la medida LPM, para la representación del riesgo financiero generado por cada criptomoneda depende del tipo de inversionista en cuestión pues cada uno de ellos otorga una importancia o relevancia a esa desviación que tuvo el retorno en un momento por debajo del punto de referencia. Por lo cual se han definido 3 tipos de inversionistas:

- adverso al riesgo: da mucha relevancia a las desviaciones por debajo del punto de referencia, esto es cuando a toma un valor de 0.5
- neutral al riesgo: las desviaciones por debajo del punto de referencia solo deben ser tenidas en cuenta pero no son relevantes, a toma un valor de 1
- Tolerante al riesgo: hay poco riesgo percibido en las desviaciones por debajo del punto de referencia, a toma un valor de 1.5

Se construyeron 3 fronteras eficientes, uno para cada tipo de inversionista. La medida de riesgo LPM en cada momento de cada activo para cada inversionista se define de la siguiente forma:

$$LPM(a, t) = \begin{cases} (r_t - B)^a & \text{si } B > x_t \\ 0 & \text{si } B \leq x_t \end{cases}$$

Donde:

$$B = E \left(\sum_{K=1}^{18} R_K \right)$$

$$a = 0.5; 1; 1.5 \quad k = 1,2,3 \dots 18 \quad t = 1,2,3 \dots 1441$$

$$k = 1,2,3 \dots 18 \quad t = 1,2,3 \dots 1441$$

$$t = 1,2,3 \dots 1441$$

Siendo:

- B es el Benchmark, el cual ha sido definido como el promedio de del retorno promedio las criptomonedas.

- a las preferencias del inversionista, en donde a representa la tolerancia al riesgo del inversionista, donde a=0,5 representa un inversionista tolerante al riesgo, a=1 se refiere a un inversionista neutral y a=1,5 a uno averso al riesgo.
- R_k es la rentabilidad promedio del activo k
- k la criptomoneda sobre la cual se captura el riesgo
- t se refiere al tiempo

3.3.2 SIGMA COMPORTAMENTAL

Para la construcción de la medida de riesgo comportamental, Sigma Comportamental, de cada criptomoneda se utiliza el sesgo y la kurtosis de cada criptomoneda. Adicionalmente, se asume un inversionista averso al riesgo ($T=0.5$), neutral al riesgo ($T=1$) y riesgoso ($T=1.5$). Por lo cual, el riesgo financiero de cada activo es cuantificado de la siguiente forma:

$$\sigma_{beh} \approx \sigma_K \left(1 - \frac{2\sigma_k}{3T} skew + \frac{2\sigma_k^2}{3T^2} kurtosis \right)$$

$$k = 1,2,3 \dots 18$$

$$T = 0.5; 1; 1.5$$

3.3.3. HIBRIDO DE SIGMA COMPORTAMENTAL y LPM

En nuestra investigación se realiza una propuesta que combina el modelo de LPM y Besigma, con el fin de convertirla en una medida de riesgo que capture el impacto en el riesgo por las variables estadísticas de la varianza, sesgo, kurtosis y las variaciones por debajo del punto de referencia escogido. Esta medida se ha realizado para cada tipo de inversionista utilizado en los modelos anteriores.

$$R_{Hibrid} \approx LPM_k \left[\sigma_K \cdot \left(1 - \frac{2\sigma_k}{3T} \cdot (skew_k) + \frac{2\sigma_k^2}{3T^2} \cdot (kurtosis_k) \right) \right]$$

$$k = 1,2,3 \dots 18$$

$$T = a = 0.5; 1; 1.5$$

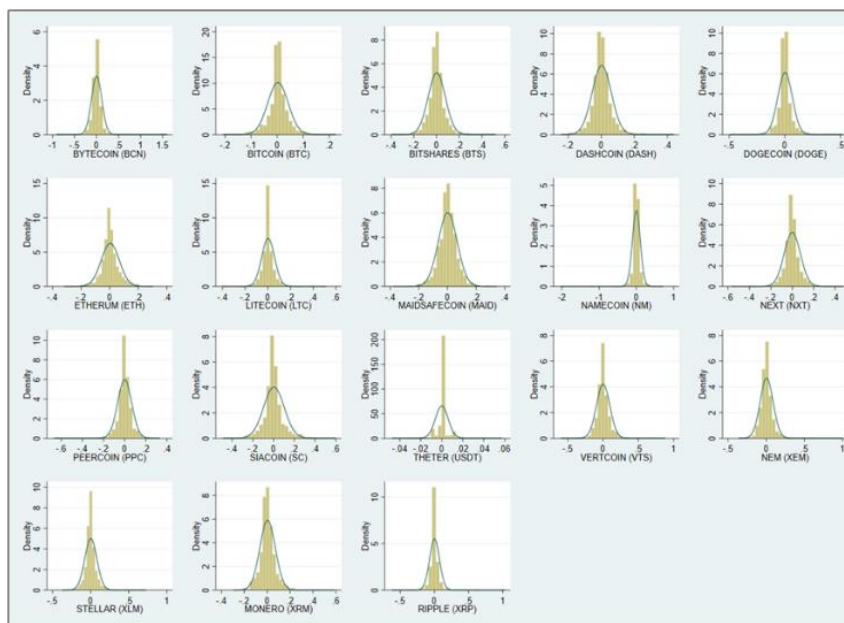
4. RESULTADOS

Esta sección presenta las estadísticas descriptivas de los retornos diarios de las 18 criptomonedas en el periodo de 4 años analizado, así como el análisis de los resultados de las fronteras eficientes obtenidos en las diferentes medidas.

4.1 ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS

Inicialmente encontramos que ninguna de las 18 criptomonedas presentaba normalidad en la distribución de los datos. En el gráfico 1 se presentan los histogramas de frecuencias de los retornos diarios de las 18 criptomonedas analizadas, en el periodo estudiado.

Gráfico 1: Histogramas de frecuencias para las 18 Criptomonedas (16/08/16 – 8/6/19)



Fuente: Elaboración propia

En general, la forma de la distribución de los retornos de todas las criptomonedas es leptocúrtica, de alta kurtosis. Respecto al sesgo, se distribuyen indistintamente con sesgos positivos o negativos. En la tabla 1 se presentan las estadísticas descriptivas de las criptomonedas.

Utilizando el software estadístico Stata, se halla el promedio de los retornos, el máximo y mínimo retorno alcanzado, desviación estándar y varianza, desviación de la media, error de desviación, sesgo, curtosis y exceso de curtosis. En la Tabla 2 se presentan las estadísticas descriptivas generales de los retornos diarios de las 18 criptomonedas en el periodo de 4 años.

Tabla 2: Estadísticas descriptivas de las criptomonedas

CRIPATOMONEDA	Mínimo	Media	Máximo	Rango	Varianza	Desviación Estándar	Sesgo	kurtosis	Exceso de kurtosis
BITCOIN (BTC)	-20,75%	0,28%	22,51%	0,433	0%	4%	0,12	752%	453%
ETHERUM (ETH)	-31,55%	0,40%	30,28%	0,618	0%	6%	0,24	661%	361%
RIPPLE (XRP)	-61,63%	0,29%	102,74%	1,644	1%	7%	3,03	4386%	4098%
THETER (USDT)	-4,74%	0,00%	5,72%	0,105	0%	1%	0,37	1989%	1692%
LITECOIN (LTC)	-39,52%	0,26%	51,03%	0,905	0%	6%	1,26	1497%	1200%
STELLAR (XLM)	-36,64%	0,29%	72,31%	1,089	1%	8%	2,09	1971%	1679%
MONERO (XRM)	-29,32%	0,38%	58,46%	0,878	0%	7%	1,07	1093%	797%
DASHCOIN (DASH)	-24,32%	0,29%	43,77%	0,681	0%	6%	0,85	926%	628%
BITSHARES (BTS)	-39,17%	0,20%	52,00%	0,912	1%	8%	0,85	1064%	766%
VERTCOIN (VTS)	-59,71%	0,16%	87,77%	1,475	1%	9%	1,39	1572%	1275%
NEXT (NXT)	-56,63%	0,09%	47,11%	1,037	1%	8%	0,68	1071%	772%
DOGECOIN (DOGE)	-49,29%	0,23%	51,83%	1,011	0%	7%	0,99	1572%	1276%
PEERCOIN (PPC)	-66,72%	0,02%	33,10%	0,998	0%	7%	0,54	1388%	1090%
MAIDSAFE COIN (MAID)	-37,94%	0,17%	34,31%	0,723	0%	7%	0,03	609%	310%
BYTECOIN (BCN)	-91,03%	0,20%	159,78%	2,508	1%	12%	3,78	5434%	5146%
NEM (XEM)	-36,15%	0,49%	99,56%	1,357	1%	9%	2,02	2113%	1820%
NAMECOIN (NM)	-202,78%	-0,10%	70,56%	2,733	1%	11%	5,62	10858%	10583%
SIACOIN (SC)	-48,55%	0,31%	59,55%	1,081	1%	10%	1,04	930%	632%

Fuente: Autores

Se observa que solamente tres de las criptomonedas presentan sesgo negativo, estas son: Bitcoin, Peercoin y NameCoin, ésta última posee el mayor sesgo negativo, casi -6. Las 14 cryptomonedas restantes presentan sesgo positivo, destacándose Bytecoin como la moneda con un mayor sesgo positivo de casi +4.

En cuanto a la dispersión de los retornos diarios en el periodo analizado, Bytecoin es la moneda con mayor desviación estándar, a pesar que no es la que mayor rentabilidad diaria promedio; y Theter es la moneda con menor desviación estándar, la cual puede considerarse como la criptomoneda menos riesgosa. De hecho, esa es su funcionalidad operativa puesto que su valor representa siempre paridad con el dólar estadounidense. Su precio no dista de representar siempre 1 dólar estadounidense (Coppola, 2019)

En cuanto a la kurtosis, Namecoin es la criptomoneda con mayor valor de kurtosis, el cual es superior a 100; y Maida safe coin es la moneda que tiene el menor valor de kurtosis y más se acerca a tener un exceso de kurtosis igual a 0.

En la tabla 3 se presenta la relación entre la desviación estándar con las altas rentabilidades promedio que tienen las 18 criptomonedas.

Tabla 2: Relación Riesgo-Retorno

COIN	DESVIACIÓN ESTÁNDAR	RETORNO			
		DIARIO	SEMANAL	MENSUAL	EFFECTIVA ANUAL
Bytecoin (BCN)	11,65%	0,20%	1,51%	6,18%	105,42%
Namecoin (NM)	10,66%	-0,10%	-0,73%	-2,97%	-42,09%
Siacoin (SC)	9,93%	0,31%	2,37%	9,83%	208,21%
Vertcoin (VTS)	9,48%	0,16%	1,26%	5,13%	82,23%
NEM (XEM)	8,52%	0,49%	3,81%	16,14%	502,53%
Stellar (XLM)	7,97%	0,29%	2,19%	9,06%	183,24%
Bitshares (BTS)	7,65%	0,20%	1,57%	6,42%	111,05%
Next (NXT)	7,60%	0,09%	0,72%	2,93%	41,37%
Ripple (XRP)	7,24%	0,29%	2,19%	9,05%	182,90%
Monero (XRM)	6,76%	0,38%	2,90%	12,11%	294,27%
Peercoin (PPC)	6,68%	0,02%	0,13%	0,53%	6,54%
MaidSafeCoin (MAID)	6,64%	0,17%	1,30%	5,31%	85,95%
Dogecoin (DOGE)	6,54%	0,23%	1,80%	7,39%	135,36%
Ethereum (ETH)	6,36%	0,40%	3,06%	12,82%	325,38%
DashCoin (DASH)	5,83%	0,29%	2,25%	9,33%	191,58%
Litecoin (LTC)	5,68%	0,26%	2,03%	8,36%	162,17%
Bitcoin (BTC)	3,93%	0,28%	2,18%	9,01%	181,72%
Theter (USDT)	0,61%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%

Fuente: Elaboración propia

Inicialmente, a excepción de PeerCoin, se resaltan los altos valores de rentabilidad promedio alcanzados por las 18 criptomonedas, pues se obtienen rentabilidades promedio superiores al 40% e.a. Además, teniendo como referencia la desviación estándar de cada criptomoneda como medida de cuantificación de riesgo, se observa que, en el periodo de estudio, las criptomonedas con una mayor desviación estándar no corresponden a obtener una mayor rentabilidad promedio. Bytecoin es la moneda que refleja mayor riesgo pero con una rentabilidad promedio de 105,43%e.a, lo cual es casi 5 veces menos que NEM, la criptomoneda con mayor rentabilidad promedio, 502,52% e.a. Thehter es la única moneda que no muestra rentabilidades promedio debido a su estable valor del precio en el tiempo de 1 dólar (Coppola, 2019). Namecoin es la única criptomoneda que en promedio reporta pérdidas en el periodo analizado.

En la tabla 4 se presenta la comparación del cálculo de las diferentes medidas de riesgo para los retornos diarios de las criptomonedas objeto de estudio.

Tabla 4. Medidas de riesgo de las criptomonedas

CRIPATOMONEDAS	DESVIACIÓN ESTÁNDAR	LOWER PARTIAL MOMENTS (LPM)			BeSigma (T=1)
		a = 0,5	a=1	a=1,5	
Bytecoin (BCN)	11,6%	1,4%	0,3%	0,1%	11,1%
Namecoin (NM)	10,7%	1,2%	0,3%	0,1%	12,8%
Siacoin (SC)	9,9%	1,2%	0,2%	0,0%	9,7%
Vertcoin (VTS)	9,5%	1,2%	0,2%	0,0%	9,3%
NEN (XEM)	8,5%	1,0%	0,2%	0,0%	8,3%
Stellar (XLM)	8,0%	0,9%	0,1%	0,0%	7,7%
Bitshares (BTS)	7,7%	1,0%	0,2%	0,0%	7,6%
Next (NXT)	7,6%	0,9%	0,1%	0,0%	7,5%
Ripple (XRP)	7,2%	0,7%	0,1%	0,0%	7,0%
Monero (XRM)	6,8%	0,8%	0,1%	0,0%	6,7%
Peercoin (PPC)	6,7%	0,9%	0,1%	0,0%	6,8%
MaidSafeCoin (MAID)	6,6%	0,9%	0,1%	0,0%	6,6%
Dogecoin (DOGE)	6,5%	0,7%	0,1%	0,0%	6,5%
Ethereum (ETH)	6,4%	0,8%	0,1%	0,0%	6,3%
DashCoin (DASH)	5,8%	0,7%	0,1%	0,0%	5,8%
Litecoin (LTC)	5,7%	0,6%	0,1%	0,0%	5,6%
Bitcoin (BTC)	3,9%	0,5%	0,1%	0,0%	3,9%
Theter (USDT)	0,6%	0,0%	0,0%	0,0%	0,6%

Fuente: Elaboración propia

Con referencia al riesgo financiero que representa cada criptomoneda, se evidencia que Bytecoin puede ser considerada la moneda con un mayor riesgo y Tether la de menor riesgo según las medidas de riesgo utilizadas en la investigación. No obstante, para la medida de riesgo LPM se observa que cuando el inversionista es cada vez más tolerante al riesgo, la moneda que mayor riesgo cambia a ser Namecoin, lo que indica que es la moneda con

mayores desviaciones sobre el punto de referencia que se ha definido, además es la moneda con mayor valor de curtosis y mayor sesgo positivo, lo cual es capturada por la medidas de sigma comportamental.

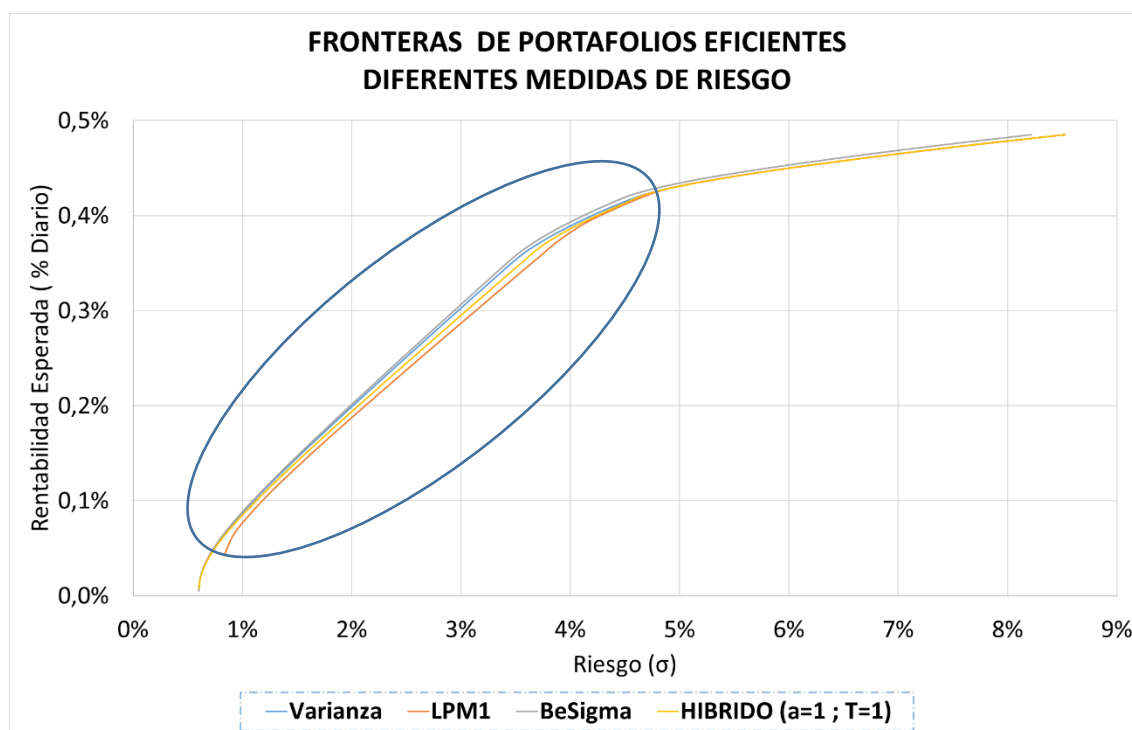
4.2. ANÁLISIS DEL DESEMPEÑO DE LOS PORTAFOLIOS

Teniendo en cuenta las características estadísticas y las mediciones de riesgo aplicadas al conjunto de criptomonedas objeto de estudio, se construyeron las fronteras de portafolios eficientes. Los resultados en el desempeño de los portafolios eficientes se presentan en esete apartado.

4.3.1 FRONTERAS EFICIENTES Y ESTRUCTURACIÓN DE PORTAFOLIOS.

El gráfico 2 presenta la comparación de las fronteras eficientes con las cuatro medidas de riesgo, para LPM, Sigma Comportamental y el Hibrido de LPM-Sigma Comportamental. Para esta comparación se establece un inversionista neutral al riesgo, debido a que de esta forma se puede observar el efecto directo de la medida de riesgo sin la influencia de las Preferencias del inversionista.

Gráfico 2. Fronteras eficientes con diferentes medidas de riesgo



Fuente: Elaboración Propia

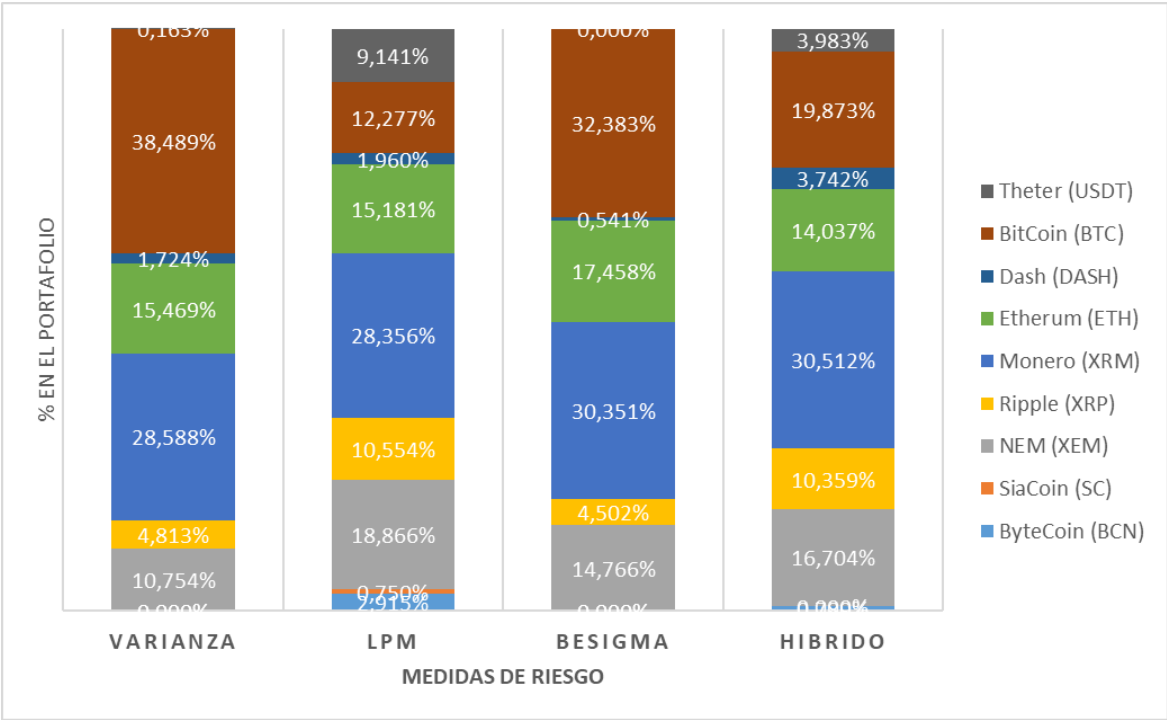
Al comparar las fronteras eficientes construidas con las cuatro medidas de riesgo, se encuentra que los portafolios eficientes de criptomonedas con mayor rentabilidad esperada son alcanzados con la medida de riesgo sigma comportamental. Este comportamiento denota la importancia de esta medida de riesgo para estructurar portafolios, ya que al tomar en cuenta

los efectos de sesgo y la curtosis se inclina hacia activos con mayor rentabilidad esperada, menor varianza, sesgo positivo y menor curtosis.

Además, se encuentra que, para este conjunto de criptomonedas, un inversionista neutral al riesgo ($a=1$) obtendría portafolios eficientes con menor rentabilidad esperada con la medida de riesgo LPM que con Sigma Comportamental, es decir, medir las desviaciones negativas de un punto de referencia puede ser un método menos atractivo para un inversionista que considerar medidas estadísticas como el sesgo y curtosis

En el Grafico 3 se muestran las ponderaciones asignadas a las criptomonedas en el portafolio eficientes de bajo riesgo donde se alcanza una mayor diferencia en el retorno esperado.

Gráfico 3: Portafolios Eficientes de bajo riesgo con Diferentes medidas de riesgo

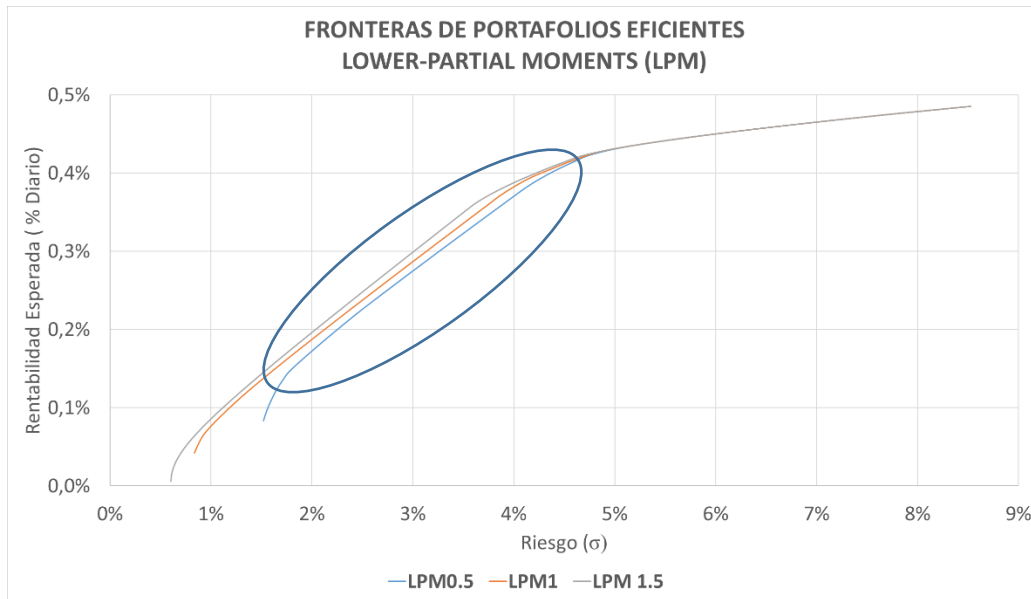


Fuente: Elaboración propia

Además, se evidencia que la estructuración de los portafolios eficientes con estas criptomonedas es distinta para cada medida de riesgo. De hecho, en el portafolio donde se presentó la mayor diferencia de rentabilidades esperadas, las 4 medidas de riesgo se concentran en 9 de las 18 criptomonedas, pero cada medida de riesgo cambia la concentración en cada una de ellas. Entre las 4 medidas de riesgo hay una alta concentración en Monero, para la medida LPM existe una concentración de mayor en varias cript

El gráfico 4 presenta las fronteras de portafolios eficientes con la medida de riesgo LPM para los 3 tipos de inversionistas: Averso al Riesgo ($a=1,5$), neutral ($a=1$) y tolerante ($a=0,5$)

Gráfico 4. Fronteras de portafolios eficientes con LPM



Fuente: Elaboración propia

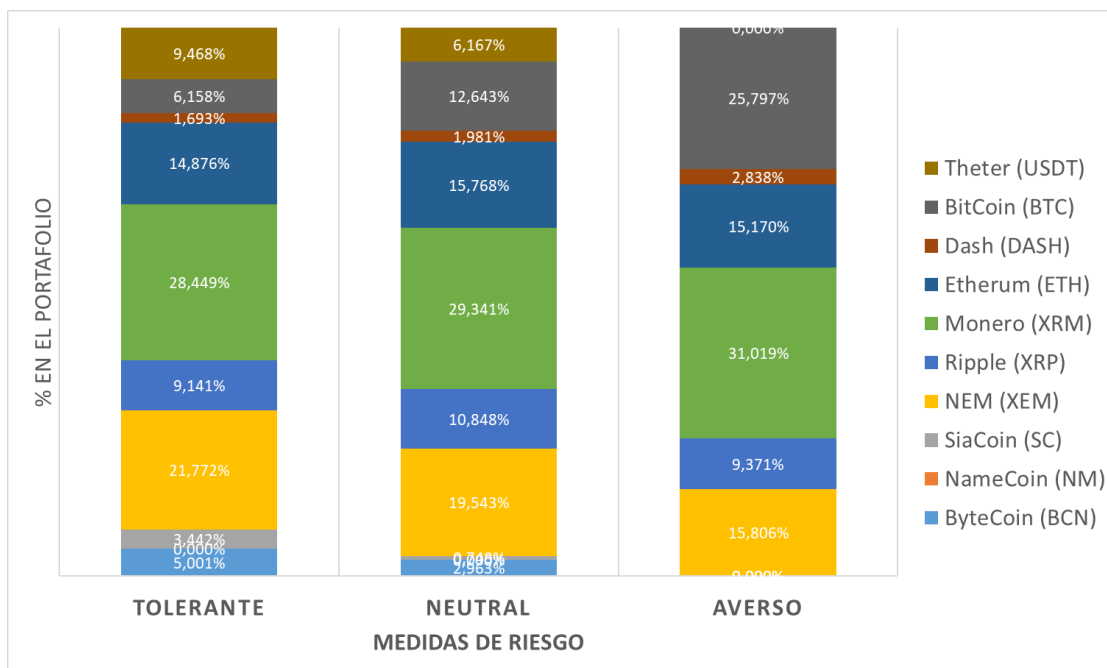
Se encuentra que hay importancia en la tolerancia al riesgo del inversionista si se consideran los portafolios eficientes de bajo riesgo pero con portafolios de alto riesgo no hay diferencias generadas por importancia que le del inversionista a las variaciones respecto a la media.

Esto quiere decir que con portafolios de alto riesgo los tres tipos de inversionistas (averso, neutral y tolerante al riesgo) pueden alcanzar rentabilidades esperadas muy parecidas, lo que de forma contraria sucede si la decisión es tener en cuenta portafolios eficientes de bajo riesgo, pues la tolerancia al riesgo marcará una diferencia en la rentabilidad esperada obtenida: inversionistas aversos al riesgo obtendrán mayores rentabilidades esperadas en sus portafolios de bajo riesgo.

Sin embargo, esta medida resulta arbitraria debido a que los activos sobre los cuales se concentra

En el Gráfico 5 se presenta la participación de cada una de las criptomonedas en los portafolios eficientes construidos a partir de la medida de riesgo LPM para los 3 tipos de inversionistas seleccionados: averso ($a=1.5$), neutral ($a=1$) y tolerante al riesgo ($a=0.5$)

Gráfico 5: Estructura de portafolios con medida de riesgo LPM para inversionista averso, neutral y tolerante al riesgo.



Fuente: Elaboración Propia

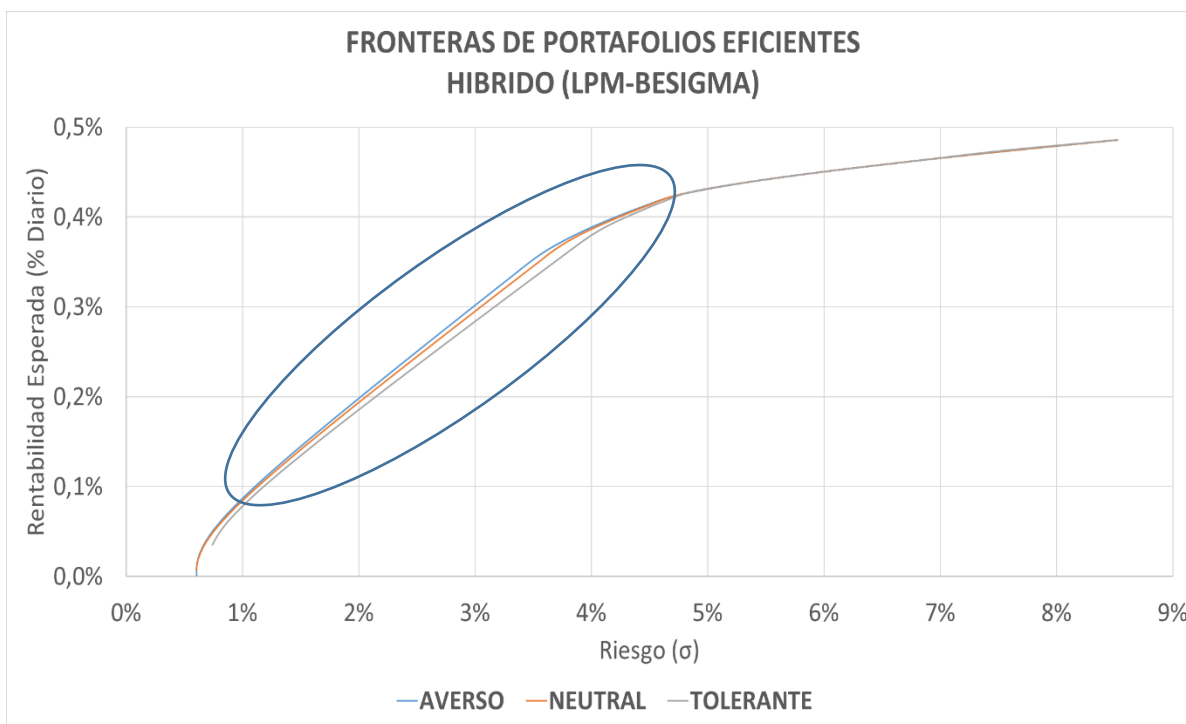
Se encuentra que a medida que disminuye la tolerancia al riesgo del inversionista, los portafolios eficientes de bajo riesgo incrementan su concentración en pocas criptomonedas. Esto representa una estrategia ventajosa para el averso tolerante al riesgo, debido a que para estos portafolios de bajo riesgo obtiene una rentabilidad esperada superior (véase Gráfico 4).

Entonces, teniendo en cuenta lo anterior, se encuentra que si se utiliza la medida de riesgo LPM para el conjunto de criptomonedas escogidas, para adquirir mayores rentabilidades esperadas en los portafolios de bajo riesgo se requiere ser un inversionista averso al riesgo y tener alta concentración en pocas criptomonedas en la estructura de los portafolios.

Luego de analizar las diferencias en los portafolios eficientes entre las medidas de riesgo, se expone a continuación las particularidades de los portafolios eficientes del modelo híbrido LPM y Sigma Comportamental.

Ahora, estableciendo en el híbrido LPM-BeSigma que los valores de los parámetros $a=1.5$ y $T=0.5$ describen un inversionista averso al riesgo, $a=1$ y $T=1$ un inversionista neutral al riesgo y $a=0.5$ y $T=1.5$ como tolerante al riesgo, en el gráfico 9 se analizan los cambios en los portafolios eficientes para cada tipo de inversionista.

Gráfico 9: Frontera de Portafolios eficientes con Híbrido LPM-BeSigma – Según Preferencias del Inversionista



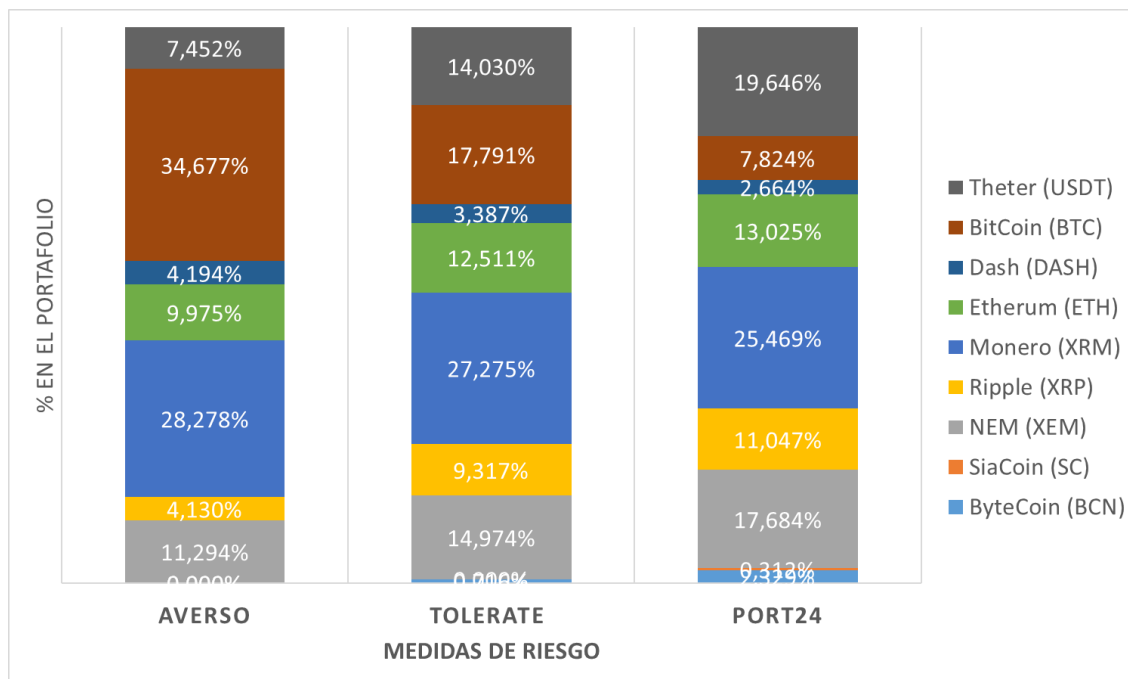
Fuente: Elaboración Propia

Se encuentra que las preferencias del inversionista hacia el riesgo son determinantes para la rentabilidad esperada de los portafolios eficientes de criptomonedas con bajo riesgo, pues se puede alcanzar una mayor rentabilidad esperada cuando el inversionista es averso al riesgo. Sin embargo, las preferencias del inversionista no tienen relevancia cuando se consideran portafolios eficientes de alto riesgo con estas criptomonedas, pues tienden a ofrecer similares rentabilidades esperadas.

Lo anterior denota la relativa importancia que tienen las características del inversionista cuando una medida de riesgo que combina las variaciones por debajo del benchmark y estadísticas descriptivas no tradicionales como el sesgo y la kurtosis.

En el gráfico 10, se presenta la composición de uno de los portafolios eficientes anteriormente mencionados:

Gráfico 10: Estructuración de Portafolios Híbrido LPM-BeSigma – Según Preferencias del Inversor



Fuente: Elaboración Propia

Se observa que la desventaja que tiene el inversionista tolerante al riesgo respecto a su contraparte reside en la concentración de su capital hacia muchas criptomonedas. El inversionista averso al riesgo conserva una concentración hacia unas cuantas criptomonedas mientras que el inversionista al riesgo da mayor participación al conjunto de criptomonedas.

5. CONCLUSIONES

Las medidas de riesgo son determinantes en la selección de portafolios eficientes compuestos por criptomonedas, puesto que establece variables que deben ser consideradas en la utilización de estos instrumentos financieros con particulares características estadísticas. Pues en la presente investigación se ha encontrado que la consideración de variables descriptivas del inversionista y estadísticas de estos activos digitales las medidas de riesgo son determinantes para la optimización de portafolios debido a que impactan en la rentabilidad esperada de estos portafolios compuestos por criptomonedas.

6. BIBLIOGRAFIA

- Z. Sheikh, A., & Qiao, H. (2009). *Non-Normality of Market Returns: A Framework for asset allocation decision-making*. London: J.P Morgan Asset Management.
- Athey, S., Parashkevov, I., Sarukai, V., & Xia, J. (2016). *Bitcoin Pricing, Adoption, and Usage: Theory and Evidence*. Stanford: Stanford University .
- Bank of England. (2014). *Innovation in payment technologies and the emergence of digital currencies* . London: Quarterly Bulletin .
- Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. (2014). *Investments* . New York: McGrawHill.
- CoinMarketCap. (6 de 11 de 2019). *Market Data & Cryptoasset Rank*. Obtenido de Coinmarketcap: <https://support.coinmarketcap.com/hc/en-us/articles/360034116491-Market-Data-Cryptoasset-Rank>
- Cumova, D., & Nawrocki, D. (2011). A symmetric LPM model for heuristic mean–semivariance analysis. *Journal of Economics and Business*, 217-236.
- Davies, G. B., & de Servigny, A. (2012). *Behavioral Investment Management: An Efficient Alternative to Modern Portfolio Theory*. London: McGraw-Hill.
- Dr Hileman, G., & Rauch, M. (2017). *Global Blockchain Benchmarking Study*. Cambridge: University of Cambridge, Centre for Alternative Finance.
- Fishburn, P. (1977). Mean-Risk Analysis with Risk Associated with Below-Target Returns. *American Economic Review*, 116-126.
- Grajales, D. (2009). *Gestión de Portafolios: una mirada crítica más allá de Markowitz*. Medellín: Universidad EAFIT.
- Hansen, S. (20 de Junio de 2018). *Forbes*. Obtenido de Guide To Top Cryptocurrency Exchanges: <https://www.forbes.com/sites/sarahhansen/2018/06/20/forbes-guide-to-cryptocurrency-exchanges/#c18719325722>

- Houben, R., & Snyers, A. (2018). *Cryptocurrencies and Blockchain*. Brussels: Policy Department for Economic, Scientific and Quality of Life Policies, European Parliament.
- Kan, R., Wang, X., & Zhou, G. (2016). *Optimal Portfolio Selection with and without Risk-free*. Toronto, Canada: University of Toronto.
- Levišauskait, K. (2010). *Investment Analysis and Portfolio Management*. Kaunas, Lithuania : Vytautas Magnus University .
- Lind, D., Wathen, S., & Marchal, W. (2012). *Estadística aplicada a los Negocios y a la Economía*. Mexico: Mc GrawHill.
- Lucarelli, C., & Brighetti, G. (2011). *Risk Tolerance in Financial Decision Making*. London: Palgrave Macmillan.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 16.
- Mazzoli , C., & Marinelli, N. (2011). *The Role of Risk in the Investment Decision Process: Traditional vs Behavioural Finance*. London: Palgrave Macmillan.
- Nawrocki, D. (2014). Behavioral finance in financial market theory, utility theory, portfolio theory and the necessary statistics: A review. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 10–17.
- Nawrocki, D., & Viole, F. (2014). Behavioral finance in financial market theory, utility theory, portfolio theory and the necessary statistics: A Review. *Journal of Behavioral and Experimental Finance* .
- Parkash, A. J. (2003). Skewness Preference and Measurement of Abnormal Returns: A Comparative Evaluation of Current vs Proposed Event Study Paradigm. *SSRN Electronic Journal*, 8.
- Sharpe, W. (1966). The Sharpe Ratio. *The Journal of Portfolio Management*.
- Switzer, L. N. (2010). The behaviour of small cap vs. large cap stocks in recessions and recoveries: Empirical evidence for the United States and Canada. *The North American Journal of Economics and Finance*, 332-446.
- World Bank Group. (2017). *Distributed Ledger Technology and Blockchain*. Washington: International Bank for Reconstruction and Development.
- Yukun, L., & Tsyvinski, A. (2018). *Risks and Returns of Cryptocurrency*. New Haven, Connecticut: Yale University.

•

