



UNIVERSITAT ROVIRA I VIRGILI

UNIVERSIDAD ROVIRA I VIRGILI

Facultad de Economía y Empresa

Grado en Economía

Riesgos y Retornos en el Ecosistema Cripto:

*Un Análisis Comparativo actualizado entre el
CAPM y los Modelos Multifactoriales*

Autor: Aleksander Stefanov Davidkov

Curso Académico: 2025 - 2026

Reus, 10 de mayo de 2026

Resumen

Este trabajo analiza los determinantes de los rendimientos de cinco de las principales criptomonedas por capitalización (Bitcoin, Ethereum, XRP, Litecoin y Monero) durante el periodo 2016-2023. Para ello, aplicamos el modelo de tres factores propuesto por Liu, Tsyvinski y Wu (Riesgo de Mercado, Tamaño y Momentum) con el objetivo de verificar su vigencia y estabilidad temporal en activos consolidados.

Los resultados empíricos cuestionan la aplicabilidad universal de los factores multifactoriales en la “era moderna” de las criptomonedas. En la muestra completa, observamos que el Factor de Mercado (*Crypto-Market*) absorbe la mayor parte de la capacidad explicativa, presentando un Alpha no significativo. Esto sugiere un proceso de “beta-ización” y eficiencia creciente en las grandes criptomonedas, donde el CAPM específico del sector resulta ser el modelo más generoso.

No obstante, el análisis por sub-periodos revela una dinámica cambiante de las primas de riesgo. Entre 2016 y 2020, el factor Tamaño (*Size*) fue relevante, capturando el crecimiento superior de activos como Ethereum frente a Bitcoin. Sin embargo, este efecto desaparece en el periodo reciente (2020-2023), coincidiendo con la entrada institucional, momento en el cual el factor Momentum (inercia de precios) emerge como estadísticamente significativo para activos clave como Bitcoin y Litecoin.

Se concluye que las primas de riesgo en el mercado cripto no son estáticas, sino que evolucionan con la madurez del activo. Esta pérdida de poder predictivo de los factores característicos (*Size/Momentum*) en favor del riesgo sistemático valida la gestión pasiva indexada a largo plazo, reservando las estrategias de tendencia para regímenes de mercado específicos.

Palabras clave: Criptomonedas, Asset Pricing, Factor de Mercado, Beta, Momentum, Institucionalización.

Abstract

This paper analyzes the return determinants of five of the main cryptocurrencies by market capitalization (Bitcoin, Ethereum, XRP, Litecoin, and Monero) during the 2016-2023 period. To this end, we apply the three-factor model proposed by Liu, Tsyvinski, and Wu (Market Risk, Size, and Momentum) with the objective of verifying its validity and temporal stability in consolidated assets.

Empirical results question the universal applicability of multifactor models in the “modern era” of cryptocurrencies. In the full sample, we observe that the Market Factor (*Crypto-Market*) absorbs most of the explanatory power, presenting an insignificant Alpha. This suggests a process of “beta-ization” and increasing efficiency in large cryptocurrencies, where the sector-specific CAPM proves to be the most parsimonious model.

However, sub-period analysis reveals the changing dynamics of risk premia. Between 2016 and 2020, the Size factor was relevant, capturing the superior growth of assets like Ethereum versus Bitcoin. Nevertheless, this effect disappears in the recent period (2020-2023), coinciding with institutional entry, at which point the Momentum factor (price inertia) emerges as statistically significant for key assets like Bitcoin and Litecoin.

We conclude that risk premia in the crypto market are not static but evolve with asset maturity. This loss of predictive power of idiosyncratic factors (*Size/Momentum*) in favor of systematic risk validates long-term passive index management, reserving trend strategies for specific market regimes.

Keywords: Cryptocurrencies, Asset Pricing, Market Factor, Beta, Momentum, Institutionalization.

Resum

Aquest treball analitza els determinants dels rendiments de les cinc principals criptomonedes per capitalització (Bitcoin, Ethereum, XRP, Litecoin i Monero) durant el període 2016-2023. Per fer-ho, apliquem el model de tres factors proposat per Liu, Tsyvinski i Wu (Risc de Mercat, Mida i Momentum) amb l'objectiu de verificar la seva vigència i estabilitat temporal en actius consolidats.

Els resultats empírics qüestionen l'aplicabilitat universal dels factors multifactorials en l'“era moderna” de les criptomonedes. En la mostra completa, observem que el Factor de Mercat (*Crypto-Market*) absorbeix la major part de la capacitat explicativa, presentant un Alpha no significatiu. Això suggereix un procés de “betaització” i eficiència creixent en les grans criptomonedes, on el CAPM específic del sector resulta ser el model més generós.

No obstant això, l'anàlisi per subperíodes revela una dinàmica canviant de les primes de risc. Entre 2016 i 2020, el factor Mida (*Size*) va ser rellevant, capturant el creixement superior d'actius com Ethereum enfront de Bitcoin. Tot i això, aquest efecte desapareix en el període recent (2020-2023), coincidint amb l'entrada institucional, moment en el qual el factor Momentum (inèrcia de preus) emergeix com a estadísticament significatiu per a actius clau com Bitcoin i Litecoin.

Es conclou que les primes de risc en el mercat cripto no són estàtiques, sinó que evolucionen amb la maduresa de l'actiu. Aquesta pèrdua de poder predictiu dels factors característics (*Size/Momentum*) en favor del risc sistemàtic valida la gestió passiva indexada a llarg termini, reservant les estratègies de tendència per a règims de mercat específics.

Paraules clau: Criptomonedes, Asset Pricing, Factor de Mercat, Beta, Momentum, Institucionalització.

Índice general

1	Introducción	5
2	Marco Teórico	10
2.1	El Fundamento Tradicional: El Modelo de Valoración de Activos de Capital (CAPM)	10
2.2	Anomalías del Mercado y la Evolución Multifactorial	14
2.2.1	El Modelo de Tres Factores de Fama y French (1993)	14
2.2.2	La Extensión de Carhart (1997): El Factor Momentum	15
2.3	Asset Pricing en el Ecosistema de las Criptomonedas: Hacia un Modelo Nativo	16
2.3.1	Desglose del Factor de Mercado (CMKT)	18
2.3.2	Desglose del Factor de Tamaño (CSIZE)	19
2.3.3	Desglose del Factor de Momentum (CMOM)	20
3	Metodología y Datos	22
3.1	Selección de la Muestra y Procesamiento de Datos	22
3.2	Construcción de los Factores de Riesgo	23
3.3	Especificación de los Modelos Econométricos	24
3.4	Análisis Dinámico y Test de Robustez	25
4	Resultados	27
4.1	Análisis Exploratorio Preliminar: Integración y Riesgo Asimétrico	27
4.2	Estimación Estática: Muestra Completa (2016-2023)	30
4.3	Evolución Estructural de las Primas de Riesgo (Análisis por Subperíodos)	32
4.4	Análisis de Evento Extremo: El “Bull Run” (2020-2021)	35
4.5	Análisis Dinámico y Test de Robustez (Regresiones Rodantes)	37
5	Implicaciones Prácticas y Limitaciones del Estudio	43
6	Conclusiones Finales	47
	Bibliografía	49
	Anexos	53

Capítulo 1

Introducción

Desde la publicación del libro blanco de Bitcoin (Nakamoto, 2008)¹, se creó un mercado de activos digitales con características fundamentalmente distintas a las conocidas hasta ese entonces. Las criptomonedas operan como sistemas de efectivo electrónico entre pares, permitiendo enviar pagos en línea directamente de una parte a otra sin requerir la intermediación de una institución financiera (Corbet et al., 2019). El primer criptoactivo, Bitcoin, fue creado con el objetivo de reducir los costes de transacción online derivados del riesgo de fraude mediante una configuración tecnológica específica diseñada para solventar este problema: “las transacciones cuya reversión es computacionalmente impráctica protegerían a los vendedores del fraude, y se podrían implementar fácilmente mecanismos rutinarios de depósito en garantía para proteger a los compradores” (Nakamoto, 2008).

En un principio, estos criptoactivos generaban una gran confusión para la literatura financiera. Pues no existían modelos explicativos de sus retornos sólidamente establecidos, al contrario de los activos tradicionales, por ejemplo, el *Capital Asset Pricing Model* (CAPM) o extensiones multifactoriales de este mismo modelo de Fama y French (1993)². Esta incertidumbre sobre el funcionamiento del ecosistema cripto dio lugar a la asunción de que los retornos de estos criptoactivos eran fruto de especulación y que no se podían explicar ni predecir. Y lo cierto es que comprender la naturaleza de estos retornos resultaba una misión compleja pues Bitcoin y otros criptoactivos tempranos no parecían responder a factores como la inflación o los mercados bursátiles tradicionales, por lo que la aplicación del CAPM clásico (utili-

¹Satoshi Nakamoto es el seudónimo utilizado por el creador o creadores de Bitcoin. Es relevante destacar que este documento fue publicado en octubre de 2008, coincidiendo con el colapso de Lehman Brothers y la crisis financiera global, proponiéndose explícitamente como una alternativa a un sistema bancario que requería rescates estatales.

²El modelo de tres factores de Fama y French amplía el CAPM añadiendo el factor Tamaño (SMB: *Small Minus Big*, que asume que las empresas de pequeña capitalización rinden más) y el factor Valor (HML: *High Minus Low*, que premia a las empresas con alto valor contable respecto a su valor de mercado). La academia criptográfica ha intentado replicar esta misma arquitectura empírica.

zando índices como el S&P 500 como referencia) arrojaba una Beta cercana a cero (Baur y Dimpfl, 2021). Además, la fuerte fragmentación y los límites al arbitraje en los distintos *exchanges* generaban enormes ineficiencias en los precios (Makarov y Schoar, 2020).

La raíz de este problema explicativo se da en la propia naturaleza del activo. Las criptomonedas no generan flujos de caja ni tampoco reparten dividendos ni tienen un valor contable para ser descontado mediante modelos fundamentales tradicionales, como sí tienen las acciones de las empresas corporativas. Cuando el CAPM demostró ser insuficiente para explicar ciertas anomalías de los retornos, Fama y French (1993) propusieron factores como el tamaño de la empresa (*Size*) y el valor contable (*Value*) para capturar las primas de riesgo adicionales que el mercado no estaba contemplando. El mundo académico pronto se dio cuenta de que, para legitimar las criptomonedas como una nueva clase de activo invertible, no era suficiente con compararlas con el S&P 500 sino que era necesario desarrollar un “ecosistema de valoración” nativo que identificara las fuentes de riesgo sistemático propias de la tecnología blockchain.

No obstante, la atracción académica e institucional se ha visto incrementada con el crecimiento explosivo de este mercado. Los gestores de fondos necesitaban justificar sus inversiones mediante modelos matemáticos rigurosos tras la entrada de capital institucional. Esta evolución ha llevado a sugerir la hipótesis de que el mercado crypto está madurando, una especie de evolución, y entrando en una “era institucional” (Corbet et al., 2019). En los años más recientes esto se ha estado acelerando de manera notoria; según el informe de PwC (2023), la adopción por parte de instituciones financieras ha crecido de forma exponencial³, lo que ha obligado a replantear la teoría explicativa vigente hasta ese momento sobre la valoración de estos activos.

Para solucionar la falta de capacidad explicativa del CAPM tradicional, la literatura comenzó a proponer factores específicos para este mercado, adaptando la metodología de Fama y French (1993). Se empezaron a estudiar variables alternativas, desde las búsquedas en Google hasta las menciones en redes sociales. De forma más rigurosa, estudios de referencia se han centrado en desarrollar modelos matemáticos basados en factores propios, como una Beta específica del mercado crypto (*Crypto-Market*), la capitalización de mercado (*Size*) y la inercia de precios (*Momentum*) (Liu y Tsyvinski, 2018). Según este enfoque, las criptomonedas no responden a la economía general, sino a dinámicas internas de su propio ecosistema.

El trabajo de Liu, Tsyvinski y Wu (2022) supuso un punto de inflexión en esta

³El punto culminante de este proceso de institucionalización se materializó a principios de 2024 con la aprobación por parte de la SEC (*Securities and Exchange Commission*) de Estados Unidos de los primeros ETFs (fondos cotizados) al contado de Bitcoin, facilitando el acceso directo de los fondos de pensiones y grandes gestoras de patrimonio a este activo.

línea de investigación, al construir formalmente un modelo de tres factores para el ecosistema digital. Su investigación postuló que los retornos de cualquier criptomoneda pueden explicarse mediante tres fuentes de riesgo: (1) El factor de Mercado (*Crypto-Market*), que captura el riesgo sistémico global del ecosistema ponderado por capitalización; (2) El factor Tamaño (*CSIZE*), que aísla la prima de riesgo o sobre-rendimiento exigido por los inversores al adquirir monedas pequeñas y de baja liquidez en contraposición a las grandes redes ya establecidas; y (3) El factor *Momentum* (*CMOM*), basado en las finanzas del comportamiento, que captura la fuerte inercia de los precios y el efecto de seguimiento de tendencia (“trend-following”)⁴ derivado del comportamiento “rebaño” de los inversores minoristas. A través del análisis de miles de criptomonedas, se demostró empíricamente que estas anomalías eran universales y que eran capaces de predecir los retornos de forma robusta hasta el año 2018.

Tomando este marco teórico como referencia, el presente trabajo aplica el modelo de los tres factores a cinco de las principales criptomonedas por capitalización⁵: Bitcoin, Ethereum, Litecoin, Ripple y Monero. Nuestro objetivo es establecer, mediante la estimación de regresiones de series temporales con datos semanales (2016-2023), si estos factores, ya utilizados en periodos pasados, resultan significativos a la hora de explicar sus retornos en el periodo establecido. De esta forma, se busca contrastar los resultados obtenidos por Liu y Tsyvinski (cuya muestra abarcó hasta 2018) con el comportamiento reciente del mercado.

La principal justificación de este estudio reside en el profundo cambio estructural que ha experimentado el mercado desde el fin de la muestra del estudio original. Mientras que Liu y Tsyvinski analizaron una etapa inmadura e ineficiente, impulsada por especuladores minoristas (la “Era Retail”), el presente trabajo extiende el análisis hasta 2023, incorporando shocks macroeconómicos sin precedentes como la pandemia de COVID-19 y las posteriores crisis inflacionarias. Además, a diferencia de la literatura previa que utiliza portafolios agregados de miles de monedas de dudosa liquidez, este análisis se concentra exclusivamente en los “Blue Chips” del mercado (el Top 5 por capitalización), que representan el universo real de inversión para los fondos institucionales.

Bajo este contexto, se plantea la hipótesis fundamental de la “Beta-ización”: a medida que el mercado madura y el capital institucional domina, las ineficiencias

⁴A diferencia del mercado bursátil tradicional, donde el factor *Momentum* suele calcularse observando el rendimiento de los últimos 12 meses (excluyendo el mes más reciente), la alta volatilidad y velocidad del mercado de criptomonedas obliga a los investigadores a utilizar ventanas de formación mucho más cortas, generalmente de entre 1 y 4 semanas.

⁵Para la selección del “Top 5” por capitalización se han excluido deliberadamente las denominadas “Stablecoins” (como Tether USDT o USD Coin), dado que su valor está anclado 1:1 al dólar estadounidense y, por diseño, su rendimiento esperado es cero, lo que las inhabilita para un análisis de primas de riesgo.

clásicas (como las anomalías de tamaño o inercia) tienden a arbitrarse y desaparecer, provocando que el riesgo de mercado general (*Crypto-Market*) se convierta en el único determinante significativo de los precios a largo plazo en las grandes criptomonedas.

Para alcanzar este objetivo y contrastar dichas hipótesis, el análisis se ha estructurado en tres fases. En primer lugar, se examina la muestra global para comprobar la vigencia de los factores, observándose resultados que cuestionan la literatura previa al mostrar una fuerte dependencia del mercado y una pérdida de capacidad explicativa de los factores Tamaño y Momentum. Esto sugeriría un proceso de “beta-ización” y adaptación hacia una mayor eficiencia. En segundo lugar, para comprobar la existencia de cambios estructurales, se estima el modelo dividiendo la muestra en sub-periodos (2016-2020 y 2020-2023). Los resultados obtenidos confirman la hipótesis, evidenciando, verbigracia, que el factor Momentum resurge de forma estadísticamente significativa en el periodo post-COVID (2020-2023), lo que nos sugeriría que la eficacia de estos factores depende del contexto temporal y del ciclo de mercado.

La aportación de este trabajo a la literatura existente se articula en tres dimensiones diferenciadas. En primer lugar, se contribuye a la línea de investigación abierta por Liu, Tsyvinski y Wu (2022) extendiendo su muestra original más allá de 2018 e incorporando, por consiguiente, los *shocks* estructurales del COVID-19 y la subsiguiente entrada institucional, periodo que su estudio no pudo capturar. En segundo lugar, frente a la literatura previa que opera con portfolios agregados de miles de criptoactivos, este análisis se concentra deliberadamente en los cinco activos de mayor capitalización, lo que permite valorar la vigencia de los factores multifactoriales precisamente en el segmento que constituye el universo real de inversión institucional. Por último, mediante la combinación de estimaciones estáticas, segmentación por subperiodos y regresiones rodantes, el trabajo aporta evidencia empírica de que las primas de riesgo en el ecosistema cripto no son estáticas sino que mutan con la madurez del mercado, hallazgo que cuestiona la aplicabilidad universal del modelo de tres factores en su formulación original.

Finalmente, se realiza un análisis gráfico de la evolución de las Betas mediante ventanas móviles de 52 semanas, pudiendo observar un cambio de tendencia claro a partir de 2020, consistente en la reducción progresiva de la Beta para todas las criptomonedas analizadas. Esto supone una disminución de la volatilidad relativa y una menor sensibilidad al mercado, dando a entender que los activos más consolidados (las grandes criptomonedas por capitalización) están adquiriendo un perfil de menor riesgo y más estable comparado con activos más pequeños. Estos hallazgos supondrían un cambio de paradigma en lo que respecta a la gestión de estos activos, por lo que la aportación final de este trabajo se centrará en detallar las implicacio-

nes prácticas y qué ajustes tendrán que hacer los inversores en sus carteras ante las nuevas dinámicas del ecosistema institucional.

Capítulo 2

Marco Teórico

2.1 El Fundamento Tradicional: El Modelo de Valoración de Activos de Capital (CAPM)

La teoría financiera moderna tiene como objetivo, al menos uno de los más importantes, la valoración de activos financieros y la cuantificación del riesgo asociado a sus rendimientos esperados. La Teoría Moderna de Carteras (*Modern Portfolio Theory*, MPT) propuesta por Harry Markowitz (1952), fue el comienzo del estudio sistemático de esta relación con el objetivo de descubrir qué era específicamente lo que determina los rendimientos de las acciones. Markowitz consiguió demostrar matemáticamente los beneficios de la diversificación, estableciendo que los inversores, haciendo uso de su racionalidad¹, buscan maximizar el rendimiento esperado para un nivel determinado de riesgo, medido a través de la varianza de los retornos, para así optimizar sus carteras.

Sin embargo, no existía un modelo de equilibrio general que pudiera dar respuesta y explicara la determinación de los precios de los activos individuales en un mercado concreto. Para dar solución a este vacío teórico, durante la década de los años sesenta, economistas como William Sharpe (1964), John Lintner (1965) y Jan Mossin (1966) desarrollaron, cada uno de ellos de manera individual, el Modelo de Valoración de Activos de Capital, universalmente conocido por sus siglas en inglés: CAPM (*Capital Asset Pricing Model*).

La tesis principal sobre la que se sustenta el CAPM es que el riesgo total de un activo se divide en dos partes. Según este modelo, el riesgo se divide en dos componentes mutuamente excluyentes:

- **Riesgo idiosincrático (o no sistemático):** Es el riesgo asociado a las carac-

¹En la teoría financiera clásica, el concepto de “inversor racional” asume una estricta aversión al riesgo; es decir, ante dos opciones de inversión con idéntico rendimiento esperado, el inversor siempre elegirá invariablemente aquella que presente una menor volatilidad.

terísticas de una empresa o activo financiero (verbigracia, un cambio de CEO, una liquidación de la empresa o la adquisición por otra compañía). La teoría asume que, en una cartera bien diversificada, los eventos positivos de unos activos cancelan los negativos de otros, eliminando este riesgo por completo².

- **Riesgo sistemático (o de mercado):** Es el riesgo de la economía global, de sucesos macroeconómicos que afectan a todas las empresas y activos en un mercado (épocas inflacionistas, anuncios de subida de tipos de interés por la FED/Banco central o crisis globales). Dado que afecta a todos los activos, no puede ser diversificado.

La afirmación de que los mercados financieros, bajo condiciones de equilibrio y asumiendo inversores racionales, solo recompensan el riesgo sistemático es en esencia la aportación más relevante del CAPM. El riesgo idiosincrático no recibe ninguna prima de rentabilidad porque el inversor tiene la capacidad de eliminarlo simplemente diversificando su cartera a coste cero.

Bajo lo expuesto con anterioridad, la ecuación fundamental del modelo CAPM establece una relación estrictamente lineal y positiva entre el nivel de riesgo sistemático de un activo financiero y la rentabilidad esperada del mismo. Matemáticamente, el modelo se expresa a través de la siguiente ecuación:

$$E(R_i) = R_f + \beta_i (E(R_m) - R_f)$$

Donde cada variable juega un papel fundamental en la valoración:

- $E(R_i)$ es la rentabilidad esperada (o retorno esperado) del activo financiero o cartera i .
- R_f representa la tasa libre de riesgo (*Risk-free rate*). Conceptualmente, se trata de la rentabilidad de una inversión con varianza cero. En cambio, en la práctica suele aproximarse utilizando el rendimiento de los bonos del tesoro soberanos a corto o medio plazo (por ejemplo, las letras del Tesoro que ofrece el gobierno de EE. UU. a 3 meses o los bonos a 10 años, dependiendo del horizonte temporal que estemos considerando).
- $E(R_m)$ es la rentabilidad esperada de la cartera de mercado (*Market portfolio*). De forma teórica, esta cartera está constituida por todos los activos con riesgo del mundo, ponderados por su capitalización de mercado.

²Aunque teóricamente la cartera de mercado universal debería incluir absolutamente todos los activos del mundo (inmuebles, obras de arte, capital humano, etc.), en la práctica empírica es inobservable. Por ello, los investigadores suelen utilizar índices bursátiles amplios y representativos, como el S&P 500 o el MSCI World, como *proxies* (variables de aproximación).

- $(E(R_m) - R_f)$ expresa la prima de riesgo del mercado (*Market risk premium*). Representa el rendimiento por encima del normal que exige un inversor racional por el hecho de haber asumido el riesgo inherente que constituye invertir en la cartera de mercado en lugar de en un activo libre de riesgo.
- β_i (Beta) es el coeficiente encargado de medir la sensibilidad o volatilidad relativa del activo i con respecto a los movimientos de la cartera de mercado.

El parámetro β_i es el núcleo del análisis del modelo CAPM, ya que se encarga de cuantificar la cantidad exacta de riesgo sistemático que aporta un activo a una cartera de mercado perfectamente diversificada. Formalmente, su cálculo se entiende como la covarianza entre los rendimientos del activo y los rendimientos del mercado, dividida por la varianza de los rendimientos del mercado:

$$\beta_i = \frac{Cov(R_i, R_m)}{Var(R_m)}$$

La interpretación económica que podemos hacer de β_i es muy intuitiva y sencilla, e indica la elasticidad del retorno del activo frente al mercado:

- Si $\beta_i = 1$, el nivel de riesgo sistemático del activo y del mercado es el mismo. La rentabilidad esperada del activo se moverá en perfecta sincronía y magnitud con el mercado.
- Si $\beta_i > 1$, el activo es considerado “agresivo”. Amplifica los movimientos del mercado. Por verbigracia, si el mercado sube un 10 %, un activo con $\beta = 1,5$ tenderá a subir un 15 % (y viceversa en caso de caídas).
- Si $0 < \beta_i < 1$, el activo es “defensivo”. Es menos volátil que el mercado, ofreciendo de esta forma una menor prima de riesgo esperada, no obstante, también supondrá una menor exposición a caídas severas.
- Si $\beta_i = 0$, el rendimiento del activo está completamente descorrelacionado del mercado y no sigue las tendencias del mismo. Su rentabilidad esperada, según el CAPM, debería ser exactamente igual a la tasa libre de riesgo (R_f).

Gráficamente, la relación de la ecuación del CAPM se representa a través de la Línea del Mercado de Valores (SML, por sus siglas en inglés *Security Market Line*). El eje de abscisas o “X” representa el riesgo sistemático (β) y el eje de ordenadas o “Y” la rentabilidad esperada ($E(R)$). En equilibrio, se situarán sobre esta línea todos los activos correctamente valorados.

Aunque pueda parecer que el marco conceptual del CAPM es elegante e irrefutable desde la perspectiva teórica basada en expectativas (ex-ante)³, la validación empírica (ex-post) empezó a demostrar importantes carencias metodológicas a partir de la década de 1970.

Para evaluar el CAPM en la realidad, los académicos utilizaron unas regresiones lineales de series temporales basadas en la conocida ecuación de Jensen (1968), que introduce una constante conocida como el “Alfa de Jensen” (α_i) y un término de error (ϵ_{it}):

$$R_{it} - R_{ft} = \alpha_i + \beta_i(R_{mt} - R_{ft}) + \epsilon_{it}$$

Bajo la estricta hipótesis del CAPM, el término que mide el exceso de rentabilidad ajustado al riesgo, α_i , debería ser estadísticamente igual a cero para cualquier activo. Si $\alpha_i > 0$, significa que los retornos generados por el activo son de carácter “anormal” y positivos, que el modelo es incapaz de justificar a través de su exposición al riesgo de mercado (β).

La literatura financiera empírica tardó poco en evidenciar que el CAPM clásico dejaba un α residual inusualmente grande y sistemático en determinadas circunstancias. Una de las críticas más devastadoras provino de Richard Roll (1977), quien argumentó que el CAPM es inherentemente incontrastable empíricamente porque la “cartera de mercado verdadera” (que debe incluir capital humano, bienes raíces y activos globales) es inobservable. Generalmente, los investigadores sustituyen R_m por índices bursátiles locales (como el S&P 500), lo cual genera sesgos de medición.

Más allá de la crítica de Roll, investigadores posteriores comenzaron a documentar patrones persistentes en los rendimientos bursátiles que contradecían abiertamente la asunción del CAPM de que sólo la Beta explica los retornos. Se descubrió que ciertas características empresariales, como la capitalización bursátil o los ratios contables, predecían rentabilidades que excedían lo que dictaba su exposición al riesgo sistemático. Estas desviaciones inexplicadas frente al modelo tradicional fueron bautizadas en la literatura financiera como “anomalías de mercado”, catalizando la necesidad imperiosa de abandonar los modelos unifactoriales y desarrollar arquitecturas de valoración multifactoriales (Fama y French, 2004).

³Es fundamental distinguir entre el modelo teórico ex-ante, que se basa en las expectativas futuras e inobservables de los inversores, y su evaluación ex-post, que utiliza datos y rentabilidades históricas asumiendo (a veces erróneamente) que los retornos pasados son una aproximación válida de dichas expectativas.

2.2 Anomalías del Mercado y la Evolución Multifactorial

Como vimos en el apartado anterior, la literatura académica y la evidencia empírica acumulada durante las décadas de 1970 y 1980 pusieron de manifiesto cómo el riesgo sistemático, medido exclusivamente a través de la Beta (β) del CAPM, era incapaz de explicar toda la variabilidad de los retornos esperados. El hecho de que hubiera grupos de acciones con un Alfa (α) sistemáticamente positivo y estadísticamente significativo sugería que el mercado también consideraba y valoraba más dimensiones de riesgo aparte del mercado global. Estas desviaciones, inicialmente catalogadas como “anomalías”, impulsaron el desarrollo de modelos de valoración multifactoriales.

2.2.1 El Modelo de Tres Factores de Fama y French (1993)

El cambio de paradigma definitivo en la teoría explicativa de los rendimientos de activos llegó con los trabajos y aportaciones de Eugene Fama y Kenneth French (1992, 1993). Estos autores analizaron exhaustivamente el mercado bursátil estadounidense, consiguiendo demostrar y encontrar que había 2 variables imprescindibles a la hora de explicar los rendimientos de los activos, pues capturaban gran parte de los rendimientos cruzados que el CAPM era incapaz de explicar: el tamaño de la empresa (capitalización bursátil) y el ratio del valor contable sobre el valor de mercado (*Book-to-Market ratio*).

Basándose en sus hallazgos, pusieron sobre la mesa una ampliación de la ecuación de Jensen, en la que añadieron estos dos factores. Dando lugar a un Modelo de Tres Factores, el cual se formula de la siguiente manera:

$$E(R_i) - R_f = \alpha_i + \beta_1(E(R_m) - R_f) + \beta_2SMB + \beta_3HML$$

Donde:

- $E(R_i) - R_f$ representa la prima de riesgo o exceso de retorno del activo i .
- α_i es el término independiente (Alfa de Jensen multifactorial), que idealmente debería ser cero si el modelo captura todos los riesgos.
- $\beta_1(E(R_m) - R_f)$ es el factor de mercado clásico heredado del CAPM.
- SMB (*Small Minus Big*) es el factor de tamaño. Este factor representa la diferencia de rentabilidad histórica de las empresas de pequeña capitalización (*Small Caps*) en comparación con las de gran capitalización (*Large Caps*). La teoría sugiere que las empresas pequeñas son menos líquidas y más vulnerables

a las crisis crediticias, por lo que los inversores exigen una prima por asumir este riesgo adicional.

- *HML* (*High Minus Low*) es el factor de valor (*Value*). Representa el exceso de rentabilidad de las empresas con un alto ratio contable-mercado (acciones de valor o *Value stocks*, a menudo empresas maduras o en sectores tradicionales) frente a aquellas con un ratio bajo (acciones de crecimiento o *Growth stocks*)⁴.
- β_1 , β_2 y β_3 son las sensibilidades del activo frente a cada uno de estos factores macroeconómicos.

Esta expansión del modelo CAPM de Fama y French consiguió reducir de manera considerable los errores de valoración frente al modelo tradicional, pasando a ser el nuevo estándar en el mundo académico respecto a modelos que tratan de ajustar los rendimientos al riesgo⁵.

2.2.2 La Extensión de Carhart (1997): El Factor Momentum

A pesar del éxito del modelo de tres factores, seguía existiendo una anomalía que los autores Fama y French no consiguieron observar y resolver: el efecto Momentum (inercia). Documentado formalmente por primera vez por Jegadeesh y Titman (1993), este fenómeno promulgaba que las acciones con un rendimiento superior al mercado en un pasado reciente (entre 3 y 12 meses) tendían a seguir subiendo en los lapsos temporales posteriores, es decir, según este factor que una acción haya subido en el pasado reciente explicaría en parte su subida futura, y viceversa para las acciones con mal desempeño.

Para capturar este comportamiento, Mark Carhart (1997) llevó al mundo académico la propuesta de extender el modelo de tres factores de Fama y French a uno de 4, los 3 anteriormente conocidos y el nuevo “Momentum”. La formulación del Modelo de Cuatro Factores incorporaba la inercia de los precios:

$$E(R_i) - R_f = \alpha_i + \beta_1(E(R_m) - R_f) + \beta_2SMB + \beta_3HML + \beta_4MOM$$

Donde:

⁴Para aislar estadísticamente estos efectos y evitar la multicolinealidad, Fama y French (1993) construyen los factores *SMB* y *HML* mediante un proceso de ordenación cruzada (2x3 sort). Dividen el mercado en dos grupos por tamaño (Small y Big) y tres por ratio contable-mercado (High, Medium, Low), creando seis carteras intersecadas cuyos rendimientos se restan metodológicamente para neutralizar otras variables.

⁵Existe un intenso debate académico sobre la naturaleza de la prima de valor (*HML*). Mientras Fama y French defienden que es una compensación racional por un riesgo de insolvencia (financial distress), autores de la escuela conductual como Lakonishok, Shleifer y Vishny (1994) argumentan que surge porque los inversores extrapolan irracionalmente el crecimiento pasado, sobrevalorando las acciones Growth y subvalorando las Value.

- *MOM* (también denotado frecuentemente como *WML*, *Winners Minus Losers* o *UMD*, *Up Minus Down*) es el factor Momentum. Se construye calculando la diferencia de rentabilidad entre una cartera de activos “ganadores” (los de mejor desempeño en los últimos 11 meses, excluyendo el mes más reciente⁶) y una cartera de activos “perdedores”.
- β_4 es la sensibilidad del activo a la inercia del mercado.

La justificación teórica del factor *MOM* difiere sustancialmente de los factores *SMB* y *HML*. Mientras que el tamaño y el valor suelen justificarse bajo la hipótesis de mercados eficientes como primas por riesgos macroeconómicos subyacentes, el Momentum es frecuentemente explicado desde la óptica de las finanzas conductuales (*behavioral finance*). Se atribuye a sesgos cognitivos de los inversores, como la reacción tardía ante nueva información fundamental o el comportamiento gregario (*herding*), que empujan los precios en una misma dirección antes de que reviertan a su media a largo plazo.

Esta evolución desde un modelo unifactorial hacia arquitecturas multifactoriales de cuatro o más variables demuestra que la valoración de activos es un campo dinámico. Precisamente, esta necesidad de adaptar los modelos a las fricciones de la realidad empírica es lo que, años más tarde, impulsaría a los investigadores a formular modelos nativos para una clase de activos completamente nueva y con características idiosincrásicas únicas: las criptomonedas.

2.3 Asset Pricing en el Ecosistema de las Criptomonedas: Hacia un Modelo Nativo

La creación de Bitcoin en 2009 y la posterior proliferación de miles de criptoactivos alternativos (*altcoins*) dio lugar a un intenso desafío académico y metodológico para la teoría financiera tradicional, pues los rendimientos de estos criptoactivos no respondían de la misma forma que los activos tradicionales. Los modelos tradicionales como el CAPM o las extensiones de Fama y French expuestos con anterioridad, se mostraron incapaces de estimar el riesgo y rendimiento esperado de las criptomonedas.

En las investigaciones realizadas, se utilizaron índices bursátiles tradicionales (como el S&P 500 o el MSCI World) como proxy de la cartera de mercado (R_m).

⁶Es práctica estándar en la literatura excluir el mes inmediatamente anterior al momento de la formación de la cartera ($t - 1$) para evitar el efecto de “short-term reversal”, una anomalía de microestructura del mercado documentada por Lehmann (1990) ligada a presiones temporales de liquidez.

Los hallazgos obtenidos en estos estudios fueron sorprendentes para los investigadores, pues la cohorte de criptomonedas analizadas presentaban sistemáticamente una Beta (β) cercana a cero con respecto a los mercados de capitales tradicionales y a los factores macroeconómicos globales. Esta falta de correlación, entre estos criptoactivos y el movimiento del mercado de acciones general, llevó a que el mundo académico asumiera que las criptomonedas eran un activo puramente especulativo, capaz de generar un Alfa (α) masivo sin exposición al riesgo sistemático.

Sin embargo, en los años siguientes el mercado cripto empezó a crecer a ritmos importantes, llegando a superar los billones de dólares en capitalización. En este punto se empezó a poner sobre la mesa la posibilidad de que el mercado tuviera sus propios factores de riesgo endógenos. Se propuso la idea de que las criptomonedas no estaban exentas de riesgo sistemático; simplemente, su riesgo sistemático no estaba anclado a la macroeconomía fiduciaria, sino a la dinámica interna de su propia red. Se hacía imperativo desarrollar un modelo multifactorial nativo.

El salto cualitativo definitivo en la literatura de Asset Pricing aplicada a criptoactivos se materializó con la publicación de la investigación de Yukun Liu, Aleh Tsyvinski y Xi Wu en el *Journal of Finance* (2022). En este estudio, los investigadores analizaban una muestra masiva de más de 1.800 criptomonedas⁷, siendo los pioneros en establecer un modelo de valoración empíricamente robusto para el mercado de las criptomonedas, adaptando la lógica metodológica de los Premios Nobel Eugene Fama y Kenneth French a las especificidades del entorno blockchain.

El modelo propuesto por Liu, Tsyvinski y Wu, que se presenta como el estándar contemporáneo para evaluar el rendimiento ajustado al riesgo en este sector, establece que la rentabilidad que cabría esperar de cualquiera de estos criptoactivos estará en última instancia determinada por su exposición a tres fuentes primarias de riesgo sistemático criptográfico: el mercado global de criptomonedas, el tamaño de la red (capitalización) y la inercia de los precios a corto plazo.

La ecuación fundamental de este Modelo de Tres Factores se expresa formalmente de la siguiente manera:

$$E(R_i) - R_f = \alpha_i + \beta_{CMKT}CMKT + \beta_{CSIZE}CSIZE + \beta_{CMOM}CMOM$$

Donde las variables adoptan una prefijación “C” para denotar su origen estrictamente criptográfico, diferenciándolas de sus contrapartes en los mercados de renta variable tradicional. En este modelo, α_i captura el exceso de retorno verdadero (la

⁷Uno de los mayores retos al construir bases de datos de criptomonedas es el sesgo de supervivencia (*survivorship bias*). Miles de proyectos quiebran (“dead coins”) y son eliminados de los exchanges. Liu, Tsyvinski y Wu estructuran su base de datos incluyendo de forma activa las criptomonedas extintas en los periodos en los que operaron, garantizando que el retorno del mercado y del factor tamaño no esté artificialmente inflado por las monedas que “sobrevivieron” al éxito.

habilidad del activo o del gestor) una vez descontada la exposición a los tres factores de riesgo del ecosistema.

Antes de analizar individualmente cada factor, es crucial comprender la ingeniería financiera subyacente que Liu, Tsyvinski y Wu emplean para construirlos. Al igual que Fama y French, los autores utilizan la metodología de construcción de carteras *Long-Short* (posiciones largas y cortas simultáneas). Los autores hacen uso de esta técnica econométrica con el objetivo de “limpiar” el ruido del mercado y aislar la prima de riesgo exacta que se desea medir.

La premisa de una cartera *Long-Short* es autofinanciarse matemáticamente. Supongamos que un investigador desea medir el “efecto arrastre”. Si simplemente midiera la rentabilidad bruta de las criptomonedas pequeñas (R_{Small}), el resultado estaría contaminado por el comportamiento general del mercado. Si, verbigracia, la Reserva Federal de EE. UU. anuncia una bajada de tipos de interés y todo el mercado de criptomonedas reacciona con euforia, las monedas pequeñas podrían subir un 15 % y las grandes un 10 %. En este escenario, el retorno del 15 % de las monedas pequeñas no se debe exclusivamente a que sean pequeñas, sino a que el mercado en su conjunto experimentó un choque positivo.

Para neutralizar este “efecto arrastre” del mercado global, la metodología exige comprar (ir en largo) en la característica que se quiere premiar y vender en corto (ir en corto) en la característica opuesta. Al restar la rentabilidad de las grandes a la rentabilidad de las pequeñas (15 % – 10 %), el investigador obtiene un 5 % “puro”. Este 5 % es el retorno aislado que remunera exclusivamente el riesgo de tamaño, habiendo purgado por completo el impacto del movimiento direccional del mercado.

Basados en este pilar metodológico, Liu, Tsyvinski y Wu realizan la elaboración técnica de sus tres factores con el objetivo de explicar los rendimientos del conjunto de criptomonedas analizadas.

2.3.1 Desglose del Factor de Mercado (CMKT)

El factor *CMKT* (*Crypto Market Factor*) constituye el punto central del modelo. Representa el componente de riesgo sistémico irrenunciable que asume cualquier inversor por el simple hecho de estar expuesto al ecosistema de las criptomonedas.

Para calcular el *CMKT*, los autores agregan el rendimiento promedio de todo el universo de criptomonedas analizado (una muestra superior a 1.800 tokens y coins). Un aspecto metodológico crítico es que este índice no es equiponderado (*equal-weighted*), sino ponderado por la capitalización de mercado (*value-weighted*).

La formulación del factor es:

$$CMKT_t = R_{mercado_cripto,t} - R_{libre_riesgo,t}$$

La ponderación por capitalización resulta vital. Dado que activos como Bitcoin (BTC) y Ethereum (ETH) acaparan frecuentemente más del 60% del valor total del mercado, su comportamiento dicta la liquidez y la salud estructural del sistema, por eso resulta muy importante que la ponderación se realice por capitalización de mercado, pues el impacto de, por ejemplo, Bitcoin, resulta mucho más importante que la de un criptoactivo de menor capitalización, las criptomonedas de mayor capitalización influyen mucho más sobre el ecosistema cripto. El $CMKT$ actúa como un medidor de la entrada y salida de capital fiduciario hacia la tecnología blockchain en su conjunto. Si el $CMKT$ es positivo, refleja una fase de expansión o *bull market* sistémico. Para la interpretación económica el coeficiente β_{CMKT} revela la elasticidad del activo estudiado frente a los ciclos expansivos o recesivos del ecosistema general. Para aclararlo utilizaremos un ejemplo, si $\beta_{CMKT} > 1$, verbigracia, 1,30, significa que si el mercado cripto sube un 10% la criptomoneda lo haría en un 13%, tratándose de un criptoactivo agresivo, en caso de bajar menos que el mercado se trataría de un criptoactivo defensivo y en caso de moverse igual que el mercado, por ejemplo, si $\beta_{CMKT} = 1$, entonces sería el mismo mercado.

2.3.2 Desglose del Factor de Tamaño (CSIZE)

El factor $CSIZE$ (*Crypto Size Factor* o *Small Minus Big*) traslada al mundo cripto la siguiente anomalía, documentada originalmente por Banz (1981)⁹: los activos de menor tamaño tienden a generar rentabilidades sistemáticamente superiores a los de gran tamaño, compensando a los inversores por asumir riesgos asimétricos.

Con una frecuencia periódica (generalmente semanal, dada la hiperactividad del criptomercado), los autores ordenan transversalmente todas las criptomonedas de la muestra desde la menor hasta la mayor capitalización de mercado circulante. A continuación, dividen la muestra transversal en cuantiles (por ejemplo, tercios).

- **Grupo “Small”:** Integrado por el 30% de las criptomonedas con menor capitalización.

⁸A nivel empírico, la especificación de la tasa libre de riesgo en el ecosistema de las criptomonedas genera debate. Mientras que algunos autores prefieren asumir un R_f igual a cero debido a la naturaleza descentralizada del ecosistema, Liu, Tsyvinski y Wu (2022) optan por mantener la coherencia metodológica con las finanzas tradicionales, utilizando el rendimiento de las Letras del Tesoro estadounidense a 1 mes como proxy del coste de oportunidad del capital fiduciario no invertido.

⁹Resulta notable que, a diferencia de Fama y French, el modelo nativo cripto prescinda del factor Valor (HML). Esto se debe a una imposibilidad ontológica: las criptomonedas, al no ser empresas corporativas, carecen de balance de situación y patrimonio neto, haciendo matemáticamente imposible calcular un ratio contable-mercado (Book-to-Market) que permita identificar activos “infravalorados” bajo criterios tradicionales.

- **Grupo “Big”:** Integrado por el 30 % de las criptomonedas con mayor capitalización (incluyendo a BTC y ETH).

La rentabilidad del factor se obtiene mediante la resta de los retornos de ambos grupos:

$$CSIZE_t = R_{Small,t} - R_{Big,t}$$

En la teoría de valoración, el riesgo y la rentabilidad son dos caras de la misma moneda. Las criptomonedas de pequeña capitalización (*micro-caps* o *shitcoins* en el argot minorista) operan en entornos de extrema fragilidad. Presentan un riesgo de liquidez severo (dificultad para salir de la posición sin desplomar el precio), una alta probabilidad de quiebra tecnológica, vulnerabilidad ante ataques informáticos (como los *51 % attacks*) y riesgo regulatorio.

Por consiguiente, los inversores institucionales y racionales exigen una prima de rentabilidad sustancial para incluir estos activos en sus carteras. Si $CSIZE_t > 0$, indica que el mercado está en un entorno de “apetito por el riesgo” (*risk-on*), donde el capital fluye hacia activos periféricos buscando multiplicar rendimientos. Si $CSIZE_t < 0$, revela un “vuelo hacia la calidad”, donde el miedo expulsa el capital de los proyectos pequeños hacia los refugios del ecosistema (como Bitcoin o ETH).

2.3.3 Desglose del Factor de Momentum (CMOM)

Si bien el CAPM se fundamenta en la racionalidad, el mercado de criptomonedas se caracteriza por la participación masiva de inversores minoristas (*retail*), la ausencia prolongada de modelos de valoración como el descuento de flujos de caja y una sensibilidad extrema a las redes sociales. Esto convierte al ecosistema en el escenario perfecto para aplicar el factor inercial: *CMOM* (*Crypto Momentum* o *Winners Minus Losers*).

A diferencia del mercado de acciones, donde el Momentum se calcula observando los retornos de los últimos 11 a 12 meses (Carhart, 1997), el criptomercado opera ininterrumpidamente (24/7/365) y digiere la información a una velocidad instantánea. Por ello, Liu, Tsyvinski y Wu calibran el periodo retrospectivo (*look-back period*) utilizando ventanas temporales extremadamente cortas, típicamente de 1 a 4 semanas¹⁰.

Para construir la cartera, los autores evalúan la rentabilidad acumulada de todas las criptomonedas en la ventana temporal retrospectiva seleccionada y las ordenan descendientemente:

¹⁰Aunque existe un fuerte efecto inercial (momentum) en horizontes de 1 a 4 semanas, estudios empíricos paralelos demuestran que las criptomonedas sufren un violento efecto de reversión a la media (mean reversion) a largo plazo. Los ganadores extremos del último trimestre tienden a ser los grandes perdedores de los meses subsecuentes debido a la rápida toma de beneficios y agotamiento de la liquidez especulativa.

- **Grupo “Winners” (Ganadoras):** El 30 % de los activos con los rendimientos más altos en la semana previa.
- **Grupo “Losers” (Perdedoras):** El 30 % de los activos con el peor desempeño.

La formulación del factor se define asumiendo una posición larga en las ganadoras y corta en las perdedoras:

$$CMOM_t = R_{Winners,t} - R_{Losers,t}$$

El factor $CMOM$ captura matemáticamente la psicología de masas y la euforia del mercado. Se apoya en las finanzas del comportamiento (*Behavioral Finance*), específicamente en fenómenos cognitivos como el FOMO (*Fear Of Missing Out*) y el comportamiento gregario (*herding*), que consisten en el miedo de perder un posible retorno importante (podemos interpretarlo como un coste de oportunidad) y en el efecto multiplicador provocado porque los demás también están siguiendo esta estrategia. En ausencia de métricas de valoración tradicionales (como el PER o el valor contable en las acciones), los inversores en criptomonedas suelen utilizar la acción del precio en sí misma como única señal de información.

Cuando un token comienza a subir drásticamente, atrae la atención de algoritmos de *trading* y minoristas en redes sociales, esto acaba en un aumento de compras irracionales que acaban empujando el precio aun más arriba, una especie de profecía autocumplida. Verbigracia, “X” está subiendo, por eso voy a comprarlo esperando que suba más, no obstante, es precisamente este razonamiento el que lo hace subir. Un valor positivo y alto de $CMOM_t$ valida que seguir la tendencia a corto plazo es una estrategia matemáticamente rentable, demostrando empíricamente que la inercia del precio es un factor de riesgo compensado con un mayor retorno.

En conclusión, la adopción del modelo de Liu, Tsyvinski y Wu permite trasladar el debate desde la especulación anecdótica hacia una explicación econométrica basada en factores medibles y con una lógica teórica, además de haberlo demostrado empíricamente. Al someter el rendimiento de una criptomoneda específica a la regresión contra los factores $CMKT$, $CSIZE$ y $CMOM$, se purgan los rendimientos que son meramente producto del azar o del comportamiento cíclico del ecosistema. Si tras este exhaustivo ajuste analítico la criptomoneda (o la cartera bajo estudio) mantiene un α_i estadísticamente significativo, se podrá concluir con rigor académico que dicho activo posee un valor intrínseco superior, una ventaja tecnológica innegable o una eficiencia informacional no capturada por los riesgos sistémicos del entorno blockchain.

Capítulo 3

Metodología y Datos

3.1 Selección de la Muestra y Procesamiento de Datos

En primer lugar, para la realización de las regresiones hemos escogido una muestra de criptomonedas, concretamente 5 (Ethereum, Bitcoin, XRP, Litecoin, Monero) las cuales serán nuestras variables exógenas en el modelo. La justificación de la elección de estas 5 criptomonedas se basa en la clasificación de las mismas como *Blue Chips* del mercado: tenemos datos semanales completos del valor de cierre de las 5 criptomonedas desde 2016, teniendo una capitalización enorme y suficiente liquidez. Son de las principales criptomonedas que un inversor institucional miraría para añadir a su cartera digital en el periodo seleccionado. Es decir, la abundancia de datos semanales que nos proporciona una muestra extensa de observaciones, y la gran capitalización de mercado de estas 5 criptomonedas son los motivos principales de su elección. Por otro lado, hemos excluido del análisis posibles criptomonedas como Tether, las cuales, a pesar de su gran capitalización, han sido descartadas de nuestro estudio por ser consideradas como *Stablecoins*, teniendo su precio fijado al dólar y no teniendo, en consecuencia, prima de riesgo.

En segundo lugar, el horizonte temporal seleccionado, de 2016 hasta 2023, lo consideramos idóneo porque captura momentos de evolución y cambio del mercado cripto, como la “era retail” (ICOs de 2017¹), colapsos del mercado y también auges masivos como el *Bull Run* del COVID y el cripto invierno². Este periodo nos permite

¹ICO (*Initial Coin Offering* u Oferta Inicial de Moneda) fue un mecanismo de financiación masiva muy popular en 2017. Las empresas emergentes (*startups*) emitían sus propios tokens digitales a cambio de criptomonedas consolidadas (como Bitcoin o Ethereum) para financiar sus proyectos, lo que generó una burbuja especulativa impulsada principalmente por inversores minoristas.

²En la jerga financiera del ecosistema digital, se denomina *Bull Run* (mercado alcista parabólico) a los periodos de apreciación acelerada y euforia irracional en los precios, frecuentemente impulsados por exceso de liquidez macroeconómica. Como contraparte, el “Cripto invierno” (*Crypto Winter*) describe los mercados bajistas prolongados, caracterizados por caídas severas de capitali-

disponer de una muestra de 337 observaciones. La frecuencia de datos semanales tiene su justificación por 2 razones. En primer lugar, la explicación teórica: utilizamos datos semanales porque la alternativa, datos diarios, en el mercado cripto tiene mucho ruido especulativo y problemas de huso horario (el mercado no cierra nunca ni se sabe a qué hora cierra el mercado). Los datos semanales limpian ese ruido y consiguen capturar la verdadera tendencia. En segundo lugar, los datos de los factores utilizados, CMKT, CSIZE y CMOM, extraídos del estudio de Liu y Tsyvinski, ya vienen en datos semanales por el mismo problema. Usar la frecuencia de datos semanales nos permite cuadrar nuestros datos con los de los factores utilizados. Por otra parte, hemos utilizado años de 52 semanas, de igual forma que Liu y Tsyvinski.

Respecto al cálculo de rentabilidades, hemos utilizado retornos simples/discretos y no logarítmicos. Esta elección se basa en que los modelos multifactoriales asumen carteras de inversión, y los retornos simples nos permiten sumar las rentabilidades de varios activos de forma lineal exacta, algo que matemáticamente falla en el caso de utilizar retornos logarítmicos.

Fórmula del cálculo de rentabilidades:

$$R_{i,t} = \frac{P_{i,t} - P_{i,t-1}}{P_{i,t-1}}$$

(Donde $R_{i,t}$ es el retorno simple del activo i en la semana t , y P son precios de cierre).

Por último, en la literatura clásica de valoración de activos, es habitual sustraer la tasa libre de riesgo (R_f) para trabajar con excesos de retorno. Sin embargo, en el presente estudio se ha adoptado el supuesto de $R_f = 0$, operando directamente con los retornos brutos de las criptomonedas. Esta decisión metodológica se justifica por el efecto de magnitud característico del mercado de activos digitales. Dado que la volatilidad y los rendimientos semanales de las criptomonedas superan en varios órdenes de magnitud a los rendimientos semanales de los activos libres de riesgo tradicionales (como las Letras del Tesoro a 1 o 3 meses), el impacto matemático de sustraer dicha tasa es insignificante y no altera la magnitud ni la significancia estadística de los coeficientes estimados (Betas), ni tampoco tiene interferencia con la evidencia empírica reciente sobre modelos multifactoriales en criptoactivos.

3.2 Construcción de los Factores de Riesgo

Respecto a los factores de riesgo escogidos y la elaboración de los mismos, estos son los mismos factores utilizados en el estudio de Liu y Tsyvinski (2018), la elaboración de los cuales se explicó en el marco teórico; no obstante, vamos a justificar por qué zación, purga de activos sin fundamentales sólidos y capitulación generalizada de los inversores.

son idóneos para nuestro análisis.

El **riesgo de mercado** ($CMKT$) es el riesgo sistemático de todo el mercado cripto. Si el mercado entero sube, la moneda también debería hacerlo. Su cálculo se entiende como la rentabilidad de un índice que agrupa todas las criptomonedas, menos la tasa libre de riesgo. Dado el supuesto metodológico anterior ($R_f = 0$), su cálculo se simplifica como la rentabilidad bruta de un índice ponderado que agrupa el mercado total:

$$CMKT_t = R_{m,t}$$

El **factor tamaño** ($CSIZE$) hace referencia al hecho de que los inversores exigen un rendimiento mayor a las criptomonedas pequeñas respecto a las grandes por el hecho de que tienen menos liquidez y un mayor riesgo de desaparecer. Se construye simulando una cartera larga en monedas pequeñas y corta en grandes:

$$CSIZE_t = R_{Small,t} - R_{Big,t}$$

Finalmente, el **factor Momentum** ($CMOM$) intenta recoger el comportamiento rebaño (*trend-following*). Si una criptomoneda específica ha subido mucho en, por ejemplo, las últimas 2 semanas, la presión compradora tenderá a mantenerse debido al llamado efecto FOMO (*Fear Of Missing Out*). Este factor simula comprar las criptomonedas ganadoras recientes (Winners) y vender las perdedoras (Losers):

$$CMOM_t = R_{Winners,t} - R_{Losers,t}$$

3.3 Especificación de los Modelos Econométricos

A la hora de realizar nuestro estudio teníamos un objetivo claro: ver si el CAPM, adaptado al ecosistema cripto, era capaz de explicar los retornos de la muestra de criptomonedas analizadas. Primeramente, hemos realizado, mediante MCO (mínimos cuadrados ordinarios) la regresión solo con el factor $CMKT$ como variable exógena, lo que sería el equivalente al CAPM clásico (el código computacional desarrollado en el software R para la estimación de todos los modelos del presente trabajo se encuentra detallado en el Apéndice B). Matemáticamente:

$$R_{i,t} = \alpha_i + \beta_{CMKT} CMKT_t + \epsilon_{i,t}$$

Si en este modelo el (α) es estadísticamente significativo supondría que la criptomoneda está generando retornos (positivos o negativos) que el modelo matemático no puede explicar. Esto nos llevaría a la conclusión de que el modelo está incompleto, de que faltan factores que expliquen el rendimiento de las criptomonedas. En

cambio, un (α) no significativo implica que, matemáticamente, el $(\alpha = 0)$, lo que supone que la Beta del Crypto-Market explicaría los retornos de las criptomonedas y el modelo CAPM funcionaría perfectamente.

Para nuestro modelo de tres factores, la expresión matemática quedaría:

$$R_{i,t} = \alpha_i + \beta_{CMKT}CMKT_t + \beta_{CSIZE}CSIZE_t + \beta_{CMOM}CMOM_t + \epsilon_{i,t}$$

(Donde $\epsilon_{i,t}$ es el término de error o residuo).

Si el modelo de 3 factores es perfecto, el Alpha (α) debería ser estadísticamente cero (no hay rentabilidad sin riesgo).

Adicionalmente a la estimación estática por MCO a la muestra de 2016-2023, hemos realizado regresiones por sub-periodos, debido a que el mercado crypto muta muy rápido. Por un lado, hemos dividido la muestra en el periodo 2016-2020 y por el otro hemos analizado desde el 2020-2023. El primer periodo lo hemos denominado “mercado inmaduro” mientras el segundo “era institucional” con el objetivo de observar qué cambios se pueden observar pre y post COVID. Además hemos aislado el *Bull Run* de 2020-2021, para ver si en momentos de euforia irracional máxima y exceso de liquidez los factores (como el *Momentum*) se vuelven más fuertes.

3.4 Análisis Dinámico y Test de Robustez

Aparte de regresiones por MCO hemos amplificado el estudio realizando una serie de gráficos útiles para las conclusiones finales obtenidas. Las regresiones estáticas realizadas están asumiendo riesgo igual para Bitcoin en 2016 y en 2023, lo cual, para cualquiera que haya seguido mínimamente la evolución del mercado crypto, sabe que es falso. Por eso utilizamos ventanas móviles (*Rolling Regressions*) que nos permiten monitorizar la evolución de las Betas mes a mes y detectar el momento exacto del cambio de la estructura del mercado. Matemáticamente:

$$\hat{\beta}_t = (X_{t-w:t}^T X_{t-w:t})^{-1} X_{t-w:t}^T Y_{t-w:t}$$

(Donde w es el tamaño de la ventana temporal).

La ventana base establecida para el análisis es de $w = 52$ semanas (un año) pues es el equilibrio perfecto, ya que nos permite tener suficiente tiempo para validez estadística (52 datos por regresión) pero suficientemente corto para reaccionar a cualquier *shock* rápido como lo podría ser la crisis del COVID. También realizamos el análisis con ventanas móviles de 110 semanas para validar la robustez de los resultados, pues a veces sucede que aparentes “cambios de tendencia” son culpa de ventanas temporales muy pequeñas.

También realizamos un estudio para comprobar si los movimientos de las criptomonedas se dan en bloque o de forma independiente, con el objetivo de contrastar la hipótesis de “beta-ización” y convergencia del mercado. Para ello creamos dos matrices de correlación separadas, una desde 2016-2020 (pre-COVID) y otra para el periodo 2020-2023 (post-COVID) con el objetivo de contrastar visual y estadísticamente la hipótesis de maduración del mercado cripto y de que la diversificación intra-mercado ha muerto. Si los criptoactivos no están correlacionados un inversor podrá diversificar su riesgo. Para la matriz de correlación se ha utilizado el coeficiente de correlación de Pearson, calculando la correlación lineal bivariada de los retornos.

Por último, también realizamos un gráfico para medir el riesgo asimétrico o de cola (caídas catastróficas del 70 % o más), para capturar este hecho hemos realizado la serie histórica de *Drawdowns* (representada gráficamente como un *Underwater Plot*), la cual cuantifica la pérdida porcentual máxima de un activo desde su pico histórico previo. A nivel computacional, este proceso requiere generar una serie temporal de máximos acumulados (*cummax*) y calcular la divergencia porcentual negativa del precio de cierre vigente. Este análisis permite evaluar visualmente la resiliencia institucional de los activos: si, bajo condiciones de mercado adversas, la contracción de una moneda alternativa (*Altcoin*) resulta notablemente más profunda que la de Bitcoin, se demostrará empíricamente que una Beta similar no equivale a un riesgo de ruina idéntico.

Capítulo 4

Resultados

4.1 Análisis Exploratorio Preliminar: Integración y Riesgo Asimétrico

En primer lugar, se procederá a analizar cómo se relacionan las diferentes criptomonedas estudiadas entre sí y cómo ha evolucionado esta relación desde el primer periodo Pre-COVID (2016-2020) hasta el segundo periodo Post-COVID (2020-2023). El objetivo de este apartado consiste en comprobar visual y estadísticamente si el mercado ha madurado y está experimentando un proceso de integración o “betaización”. Para ello, se han construido las matrices de correlación bivariada de las cinco criptomonedas para los periodos mencionados anteriormente:

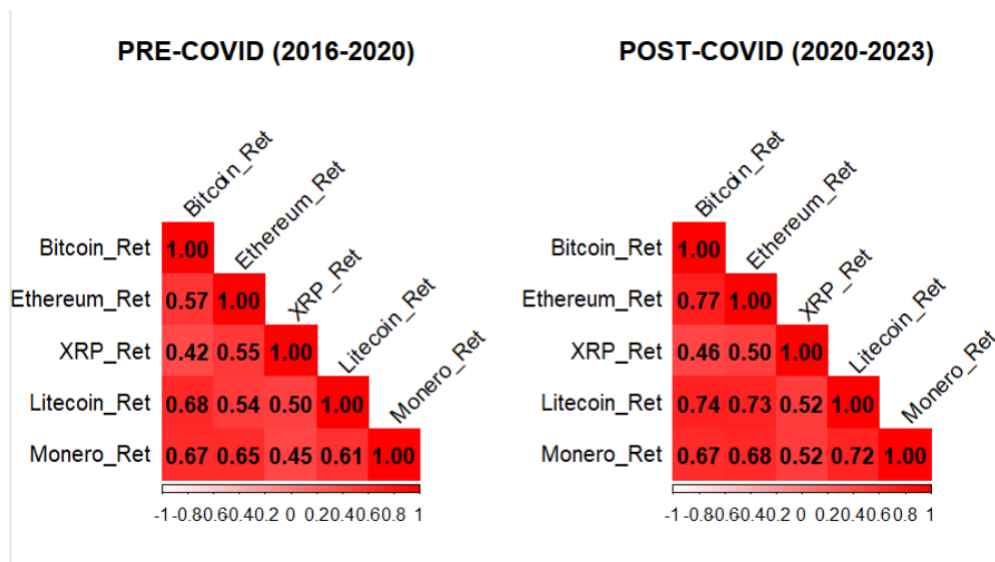


Figura 4.1: Evolución de las correlaciones cruzadas (*Heatmap*) entre los principales cryptoactivos en los periodos Pre-COVID (2016-2020) y Post-COVID (2020-2023).

Fuente: Elaboración propia.

Observamos cómo en el periodo Pre-COVID las correlaciones cruzadas son mo-

deradas con un tono rojo claro, como el 0,57 entre Ethereum y Bitcoin o el 0,54 entre Litecoin y Ethereum, indicando que había oportunidades de diversificación en el mercado cripto. En cambio, en la era institucional los colores se vuelven de un rojo más intenso; en términos globales las correlaciones se mantienen iguales o suben, drástica o ligeramente, y solo la correlación entre XRP y Ethereum baja ligeramente de 0,55 a 0,50. Excluyendo esta excepción, la tendencia es claramente hacia una mayor correlación entre las grandes criptomonedas, destacando la de Bitcoin con Litecoin y Ethereum, que pasa a 0,74 y 0,77 respectivamente, lo que indicaría que el mercado ahora se mueve más en bloque. Este incremento generalizado de las dependencias cruzadas valida empíricamente el supuesto de “beta-ización” y supondría que se ha producido, o se está produciendo de forma progresiva, una integración del mercado y una pérdida de ineficiencias idiosincráticas.

En síntesis, esto demostraría que la diversificación de carteras dentro del *Top 5* de criptomonedas ha dejado de ser efectiva, al menos no tanto como en el pasado. Los grandes cryptoactivos han perdido su independencia y ahora responden como un único bloque frente a *shocks* macroeconómicos externos (inflación, tipos de interés).

Si bien el gráfico que acabamos de observar nos indica que hay una tendencia entre las principales criptomonedas a moverse en la misma dirección, esto no significa que las potenciales caídas sean de la misma magnitud. La desviación típica y la sensibilidad sistémica (β) que veremos más adelante son, por sí solas, insuficientes para medir el riesgo de ruina o riesgo asimétrico. Para la medición de este tipo de riesgo hemos recurrido a un gráfico *Underwater*, siendo esta nuestra herramienta para medir la profundidad máxima de las pérdidas (*Drawdowns*) durante los conocidos “criptoinviernos” o periodos prolongados de mercado bajista:

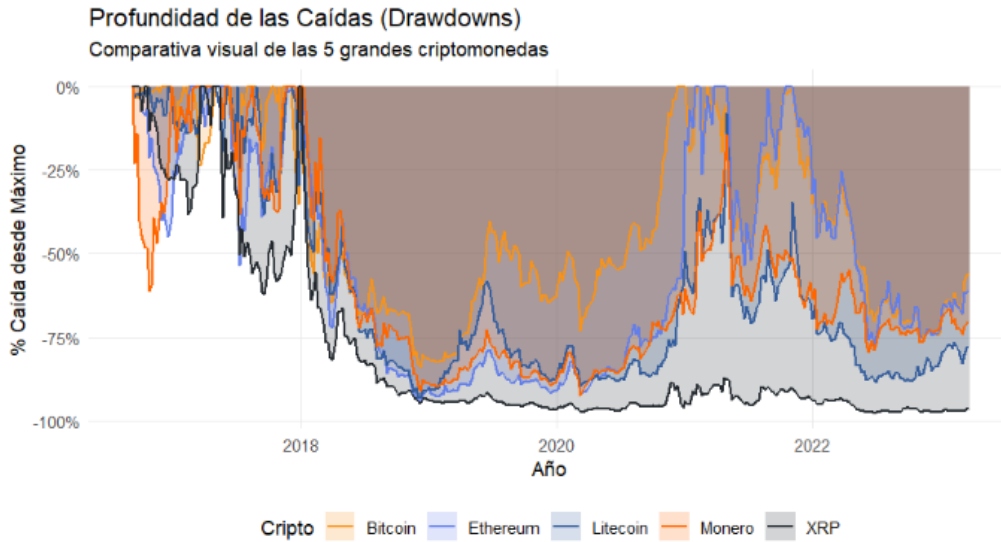


Figura 4.2: Gráfico *Underwater* (*Drawdowns*). Evolución temporal de la profundidad de las caídas porcentuales desde máximos históricos.

Fuente: Elaboración propia.

Observamos dos grandes abismos, uno que corresponde al mercado bajista de 2018 y otro al colapso de 2022. No obstante, lo que nos interesa aquí es la diferencia entre las diferentes criptomonedas respecto al techo de caída. En los peores momentos de crisis, el *Drawdown* de Bitcoin (línea amarilla) encuentra el suelo de las caídas sobre el 75% – 80%, siendo la caída siempre menor o como mucho igual al resto, nunca superior. Por el contrario, observamos que *Altcoins* como XRP (la línea negra con área azul/gris) tiene caídas mucho más severas llegando hasta el 95% y siendo de las 5 analizadas la que experimenta una caída mayor en casi todo el período analizado. Para facilitar la visualización, aquí tenemos el mismo gráfico pero con solo 3 criptomonedas: Bitcoin, Ethereum y Litecoin:

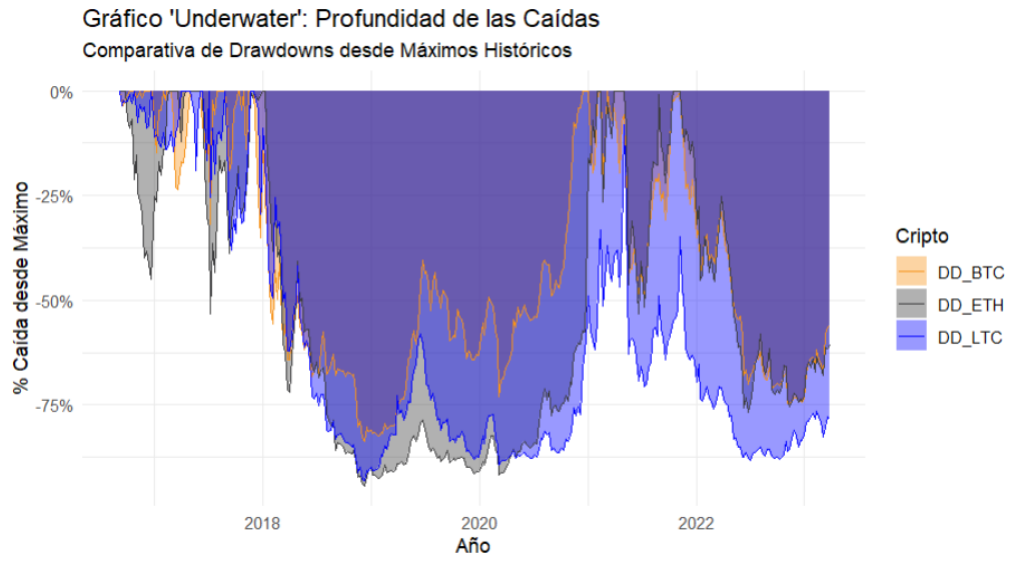


Figura 4.3: Gráfico *Underwater* (*Drawdowns*). Evolución temporal de la profundidad de las caídas porcentuales desde máximos históricos (simplificado).

Fuente: Elaboración propia.

Lo que podemos concluir con estos gráficos se relaciona con los resultados que veremos en un apartado posterior, donde las regresiones muestran que las *Altcoins* analizadas tienen una exposición al mercado (β_{CMKT}) muy similar a la de Bitcoin. Por ende, este gráfico demuestra empíricamente que “una Beta similar no equivale a un riesgo de ruina idéntico”. Las caídas observadas del 95 % en XRP implican que un inversor necesita un rebote enorme solo para recuperar su capital inicial, lo que validará la preferencia de los inversores institucionales por Bitcoin como criptoactivo “refugio” debido a su mayor resiliencia relativa entre criptomonedas ante caídas o hundimientos.

4.2 Estimación Estática: Muestra Completa (2016-2023)

Las siguientes tablas presentan los resultados empíricos de las regresiones por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) de forma resumida para facilitar su lectura (las salidas estadísticas completas y originales generadas por el programa R pueden consultarse a lo largo del Apéndice A). Se detalla el coeficiente estimado, su error estándar (entre paréntesis) y la significación estadística denotada mediante asteriscos (* $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$).

Cuadro 4.1: Estimación del Modelo CAPM unifactorial (Muestra Completa: 2016-2023).

	Bitcoin	Ethereum	XRP	Litecoin	Monero
Alpha (α)	0.0055	0.0130*	0.0020	0.0046	0.0025
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0042)</i>	<i>(0.0067)</i>	<i>(0.0083)</i>	<i>(0.0070)</i>	<i>(0.0060)</i>
CMKT (β_1)	0.7128***	0.7541***	0.7004***	0.7162***	0.6992***
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0382)</i>	<i>(0.0606)</i>	<i>(0.0746)</i>	<i>(0.0631)</i>	<i>(0.0538)</i>
R-cuadrado Ajustado	0.5096	0.3159	0.2083	0.2778	0.3350

Nota: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 4.2: Estimación del Modelo de Tres Factores (Muestra Completa: 2016-2023).

	Bitcoin	Ethereum	XRP	Litecoin	Monero
Alpha (α)	0.0060	0.0086	-0.0027	0.0035	0.0022
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0044)</i>	<i>(0.0069)</i>	<i>(0.0085)</i>	<i>(0.0072)</i>	<i>(0.0062)</i>
CMKT (β_1)	0.7175***	0.7313***	0.6764***	0.7104***	0.6965***
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0385)</i>	<i>(0.0608)</i>	<i>(0.0750)</i>	<i>(0.0639)</i>	<i>(0.0545)</i>
CSIZE (β_2)	-0.0470	0.1255**	0.1247*	0.0357	0.0300
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0327)</i>	<i>(0.0517)</i>	<i>(0.0638)</i>	<i>(0.0543)</i>	<i>(0.0463)</i>
CMOM (β_3)	0.0650	0.0547	0.0848	0.0008	-0.0462
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0450)</i>	<i>(0.0711)</i>	<i>(0.0877)</i>	<i>(0.0747)</i>	<i>(0.0637)</i>
R-cuadrado Ajustado	0.5151	0.3298	0.2204	0.2788	0.3367

Nota: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Fuente: Elaboración propia.

El Cuadro 4.1, correspondiente al modelo CAPM, arroja un Alfa de Jensen (α) no significativo —es decir, estadísticamente igual a cero— en cuatro de las cinco criptomonedas analizadas. Este resultado indica que el factor de mercado ($CMKT$) y la especificación unifactorial explican correctamente los retornos en el largo plazo. Además, la sensibilidad sistémica (β_{CMKT}) resulta estadísticamente significativa al 1% en la totalidad de la muestra.

Si lo comparamos con el modelo de 3 factores (Cuadro 4.2), el factor $CMKT$ sigue siendo significativo al 1% para todas las criptomonedas, no obstante resulta llamativo el caso de Ethereum: mientras que en el modelo CAPM su Alfa salía

significativo al 10% (con un valor de 0,0130), en el modelo de tres factores baja a 0,0086 y pasa a ser no significativo. De forma paralela, el factor tamaño ($CSIZE$) pasa a ser significativo al 5% para este activo, lo que supone que el modelo de tres factores es capaz de explicar parte de los retornos que el modelo CAPM no era capaz por sí solo, demostrando que el modelo propuesto por Liu et al. (2022) funciona mejor para Ethereum.

Partiendo de la formulación del factor tamaño ($CSIZE = R_{Small} - R_{Big}$), un coeficiente positivo y significativo de 0,1255 implica que el activo se correlaciona de forma directa con las criptomonedas de menor capitalización. Es decir, su valor tiende a incrementarse en periodos de alto apetito por el riesgo (*risk-on*), cuando el capital fluye hacia proyectos emergentes. ¿Por qué Ethereum resultaría significativa si actualmente posee una gran capitalización? Una hipótesis es que en 2016-2017 se trataba de un proyecto incipiente, una *startup* tecnológica, lo que explicaría estos resultados porque durante esos años Ethereum multiplicó su valor absorbiendo la prima de riesgo por tamaño; por ello, en los siguientes apartados analizaremos los resultados por subperiodos. Otra posible explicación es que este factor captura económicamente el rol de Ethereum como infraestructura base del ecosistema: Ethereum es la red principal sobre la que se construyen los proyectos pequeños (tales como los *tokens* ERC-20, las *ICOs* de 2017 y los protocolos *DeFi* o *NFTs* en 2021). Cuando el mercado entra en un ciclo de euforia irracional (*risk-on*) y los inversores compran masivamente criptomonedas pequeñas (haciendo que el factor $CSIZE$ sea muy positivo), están obligados a usar la red de Ethereum y pagar comisiones en ETH. Es decir, Ethereum captura de forma estructural el éxito de las *small caps*.

Finalmente, si nos fijamos en la bondad del ajuste (R^2 ajustado) entre el Cuadro 4.1 y el Cuadro 4.2, se observa que los incrementos marginales aportados por los factores adicionales (Tamaño y *Momentum*) son muy reducidos a nivel agregado. Por ello, podemos concluir que, en términos generales, se observa que el modelo CAPM sí es capaz de explicar, por sí solo, los retornos de los criptoactivos analizados.

4.3 Evolución Estructural de las Primas de Riesgo (Análisis por Subperiodos)

A continuación tenemos las estimaciones correspondientes a la denominada “era retail”, tanto del modelo CAPM como del modelo de tres factores:

Cuadro 4.3: Estimación del Modelo CAPM (Fase Pre-Institucional: 2016-2020).

	Bitcoin	Ethereum	XRP	Litecoin	Monero
Alpha (α)	0.0039	0.0087	-0.0032	0.0026	-0.0011
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0048)</i>	<i>(0.0090)</i>	<i>(0.0104)</i>	<i>(0.0093)</i>	<i>(0.0082)</i>
CMKT (β_1)	0.8327***	0.8899***	0.8474***	0.8642***	0.8585***
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0387)</i>	<i>(0.0719)</i>	<i>(0.0835)</i>	<i>(0.0746)</i>	<i>(0.0657)</i>
R-cuadrado Ajustado	0.7184	0.4568	0.3606	0.4239	0.4841

Nota: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 4.4: Estimación del Modelo de Tres Factores (Fase Pre-Institucional: 2016-2020).

	Bitcoin	Ethereum	XRP	Litecoin	Monero
Alpha (α)	0.0068	0.0039	-0.0077	0.0033	0.0009
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0049)</i>	<i>(0.0092)</i>	<i>(0.0107)</i>	<i>(0.0096)</i>	<i>(0.0084)</i>
CMKT (β_1)	0.8500***	0.8599***	0.8175***	0.8731***	0.8740***
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0390)</i>	<i>(0.0728)</i>	<i>(0.0848)</i>	<i>(0.0761)</i>	<i>(0.0669)</i>
CSIZE (β_2)	-0.0712**	0.1075*	0.0934	0.0088	-0.0251
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0292)</i>	<i>(0.0545)</i>	<i>(0.0635)</i>	<i>(0.0569)</i>	<i>(0.0501)</i>
CMOM (β_3)	-0.0048	0.0488	0.0835	-0.1171	-0.1027
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0425)</i>	<i>(0.0792)</i>	<i>(0.0923)</i>	<i>(0.0828)</i>	<i>(0.0728)</i>
R-cuadrado Ajustado	0.7246	0.4644	0.3651	0.4239	0.4853

Nota: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Fuente: Elaboración propia.

Observamos cómo los cinco Alfas de Jensen (α) resultan no significativos (estadísticamente iguales a cero), manteniendo los fuertes resultados explicativos del CAPM, siendo incluso mayores para esta submuestra. Destaca el elevado nivel de bondad de ajuste (R^2 ajustado) de Bitcoin, del 0,7184, lo que nos indica que el modelo es capaz de explicar casi la totalidad de los retornos. Si comparamos con el modelo de 3 factores el R^2 no tiene una mejora significativa o muy notoria, los únicos factores que salen significativos son el factor tamaño ($CSIZE$), al 5 % para Bitcoin y al 10 % para Ethereum.

El resultado de Bitcoin puede parecer extraño, pues su coeficiente (β_{CSIZE}) sale negativo (-0,0712). No obstante, al ser Bitcoin la criptomoneda de mayor capita-

lización, la forma en la que se puede interpretar este resultado es que Bitcoin ha actuado como un “criptoactivo” refugio grande al que huía el capital cuando las monedas pequeñas estaban cayendo. Este hecho podría explicarse con la locura de las *ICOs* en 2017, ya mencionado en capítulos anteriores.

Para las demás criptomonedas se mantiene la tendencia general, el factor de mercado (*CMKT*) es el que explica la mayor parte de los rendimientos, siendo los demás factores no significativos.

Por lo que respecta a la “era institucional” tenemos los resultados en los Cuadros 4.5 y 4.6:

Cuadro 4.5: Estimación del Modelo CAPM (Fase Institucional: 2020-2023).

	Bitcoin	Ethereum	XRP	Litecoin	Monero
Alpha (α)	0.0080	0.0188*	0.0091	0.0079	0.0077
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0069)</i>	<i>(0.0099)</i>	<i>(0.0130)</i>	<i>(0.0103)</i>	<i>(0.0083)</i>
CMKT (β_1)	0.4583***	0.4672***	0.3904***	0.4020***	0.3620***
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0749)</i>	<i>(0.1069)</i>	<i>(0.1404)</i>	<i>(0.1112)</i>	<i>(0.0891)</i>
R-cuadrado Ajustado	0.1912	0.1052	0.0419	0.0727	0.0914

*Nota: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.*

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 4.6: Estimación del Modelo de Tres Factores (Fase Institucional: 2020-2023).

	Bitcoin	Ethereum	XRP	Litecoin	Monero
Alpha (α)	0.0037	0.0159	0.0045	0.0003	0.0014
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0073)</i>	<i>(0.0105)</i>	<i>(0.0138)</i>	<i>(0.0108)</i>	<i>(0.0087)</i>
CMKT (β_1)	0.4720***	0.4679***	0.3920***	0.4209***	0.3668***
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0743)</i>	<i>(0.1075)</i>	<i>(0.1410)</i>	<i>(0.1104)</i>	<i>(0.0882)</i>
CSIZE (β_2)	0.0259	0.1610	0.2500	0.1276	0.2967**
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.1035)</i>	<i>(0.1497)</i>	<i>(0.1964)</i>	<i>(0.1537)</i>	<i>(0.1228)</i>
CMOM (β_3)	0.2418**	-0.0002	0.0096	0.3272**	0.0629
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.1048)</i>	<i>(0.1515)</i>	<i>(0.1988)</i>	<i>(0.1556)</i>	<i>(0.1243)</i>
R-cuadrado Ajustado	0.2091	0.1003	0.0395	0.0921	0.1158

*Nota: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.*

Fuente: Elaboración propia.

En este nuevo periodo observamos un cambio drástico, pues los R^2 ajustados

caen de forma muy importante en los dos modelos estimados: en el caso de Bitcoin cae hasta 0,2091 y en Litecoin hasta 0,0921. Este resultado no indica la pérdida de capacidad explicativa de los modelos en este periodo; las criptos se han desacoplado de su propio ecosistema interno para empezar a responder a otros factores, como podrían serlo la inflación o la FED. Todo esto puede deberse a la entrada de fondos de *Wall Street* en las criptomonedas, fondos que responden a factores macroeconómicos como los mencionados.

Por otro lado, el factor de tamaño (*CSIZE*) desaparece para Ethereum, siendo significativo solo para Monero al 5%. En contraposición, lo que resulta interesante es que el *Momentum* (*CMOM*) resurge como significativo al 5% para Bitcoin y Litecoin. Esto podría indicar que con la madurez algunas criptomonedas se están volviendo seguidoras de tendencias (*trend-following*). No obstante, la tendencia general tanto en las submuestras como en la muestra global confirma que el factor de mercado (*CMKT*) es la variable que mejor explica los retornos de forma consistente y significativa en el tiempo, si bien con un poder predictivo notablemente inferior durante la segunda fase.

La implicación económica fundamental de este desplome en el R^2 durante la segunda fase radica en que el modelo solo puede explicar, en el mejor de los casos, el 20% de los rendimientos; el 80% restante se encuentra fuera del ecosistema cripto. Esto valida la hipótesis de una progresiva institucionalización del mercado. Desde una perspectiva financiera, este hundimiento del R^2 no implica que el modelo de Liu et al. sea defectuoso, sino que certifica el cambio de paradigma. Con la entrada masiva de capital institucional, las *Blue Chips* se han integrado en el sistema financiero tradicional, pasando a estar fuertemente influenciadas por factores macroeconómicos exógenos que el modelo nativo no contempla (tales como las políticas monetarias de la Reserva Federal o la inflación). Esta pérdida de dependencia del índice puramente criptográfico se observará de manera visual y dinámica en un apartado posterior, donde las regresiones de ventanas móviles confirmarán un hundimiento estructural de la sensibilidad al mercado (β_{CMKT}) a partir del año 2021.

4.4 Análisis de Evento Extremo: El “Bull Run” (2020-2021)

Para finalizar con las estimaciones por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), vamos analizar los resultados obtenidos en un periodo de tiempo muy específico, el periodo de 2020-2021, caracterizado por ser un periodo de máxima euforia:

Cuadro 4.7: Estimación del Modelo CAPM (Análisis de Evento “Bull Run”: 2020-2021).

	Bitcoin	Ethereum	XRP	Litecoin	Monero
Alpha (α)	0.0093	0.0318**	0.0112	0.0096	0.0071
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0087)</i>	<i>(0.0137)</i>	<i>(0.0194)</i>	<i>(0.0150)</i>	<i>(0.0119)</i>
CMKT (β_1)	0.6018***	0.5151***	0.4763***	0.5371***	0.5018***
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0803)</i>	<i>(0.1271)</i>	<i>(0.1796)</i>	<i>(0.1383)</i>	<i>(0.1098)</i>
R-cuadrado Ajustado	0.3604	0.1359	0.0580	0.1256	0.1687

Nota: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 4.8: Estimación del Modelo de Tres Factores (Análisis de Evento “Bull Run”: 2020-2021).

	Bitcoin	Ethereum	XRP	Litecoin	Monero
Alpha (α)	0.0069	0.0284*	0.0032	0.0013	-0.0033
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0096)</i>	<i>(0.0153)</i>	<i>(0.0215)</i>	<i>(0.0166)</i>	<i>(0.0129)</i>
CMKT (β_1)	0.6080***	0.5185***	0.4829***	0.5511***	0.5132***
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.0804)</i>	<i>(0.1285)</i>	<i>(0.1802)</i>	<i>(0.1389)</i>	<i>(0.1084)</i>
CSIZE (β_2)	-0.0248	0.1212	0.3284	0.1239	0.3405**
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.1115)</i>	<i>(0.1782)</i>	<i>(0.2498)</i>	<i>(0.1925)</i>	<i>(0.1502)</i>
CMOM (β_3)	0.1894	-0.0273	-0.1469	0.2552	-0.0267
<i>(Std. Error)</i>	<i>(0.1303)</i>	<i>(0.2082)</i>	<i>(0.2918)</i>	<i>(0.2249)</i>	<i>(0.1755)</i>
R-cuadrado Ajustado	0.3613	0.1221	0.0572	0.1237	0.1948

Nota: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Fuente: Elaboración propia.

El resultado más sorprendente e interesante es el de Ethereum, que presenta un Alfa de Jensen (α) estadísticamente distinto de cero al 5% de significatividad en el modelo unifactorial. Este hecho podría estar capturando la explosión de las Finanzas Descentralizadas (*DeFi*)¹ y de los *Tokens* No Fungibles (*NFTs*) desarrollados sobre

¹Las Finanzas Descentralizadas (*DeFi*, por sus siglas en inglés) hacen referencia a un ecosistema de aplicaciones financieras construidas sobre tecnología *blockchain*, mayoritariamente sobre la red principal de Ethereum. Estas aplicaciones utilizan contratos inteligentes (*smart contracts*) para ofrecer servicios financieros tradicionales —como préstamos, provisión de liquidez o intercambio de activos— de forma automatizada, transparente y sin necesidad de intermediarios centralizados como bancos o casas de bolsa.

su propia red; durante este periodo, el activo estaba generando retornos anormales puramente idiosincráticos que el mercado global no podía explicar. En el modelo con 3 factores, al incluir los factores de tamaño (*CSIZE*) y *Momentum* (*CMOM*) el modelo consigue absorber una parte de ese Alfa, pasando a ser significativo al 10 %.

Respecto al resto se sigue manteniendo la constante observada a lo largo de las estimaciones anteriores, un factor de mercado (*CMKT*) muy significativo para todos los activos y solo el factor tamaño (*CSIZE*) como significativo en Monero, sin una mejora importante en los (R^2 ajustado) de ninguna de las 5 criptomonedas analizadas en el modelo de 3 factores respecto al modelo CAPM.

4.5 Análisis Dinámico y Test de Robustez (Regresiones Rodantes)

Los resultados observados en los cuadros del apartado anterior son estimaciones estáticas de un periodo. Si queremos analizar cuándo y cómo se ha producido un cambio, lo idóneo en este caso es estimarlo con ventanas móviles o (*rolling beta*). Para la elaboración de estas estimaciones dinámicas, se han empleado ventanas de 52 semanas —con el fin de capturar una mayor sensibilidad cíclica— y ventanas de 110 semanas para comprobar la robustez a largo plazo de los resultados (el algoritmo de iteración diseñado para este cálculo rodante se expone en la última sección del Apéndice B):

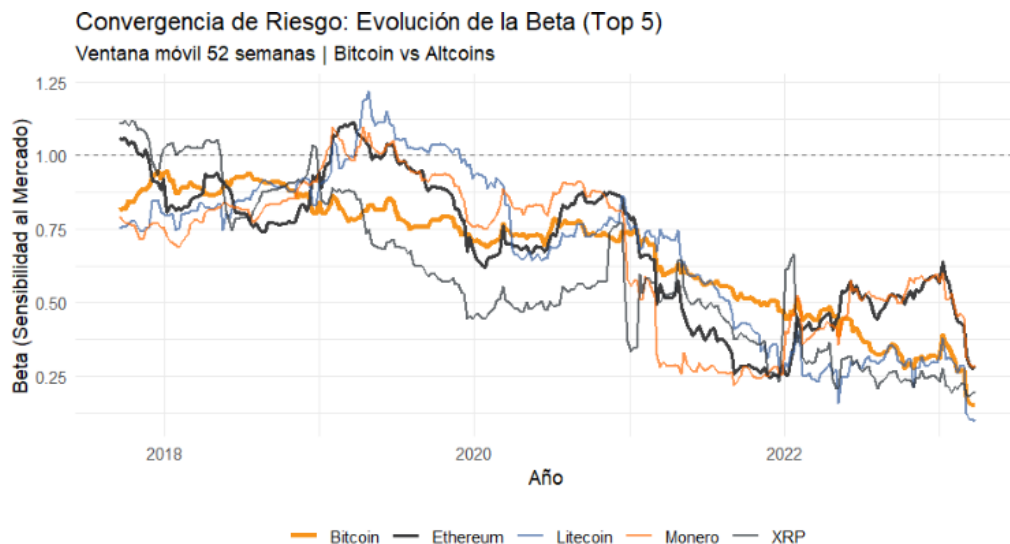


Figura 4.4: Evolución Dinámica de la Beta de Mercado (Ventana móvil 52 semanas).

Fuente: Elaboración propia.

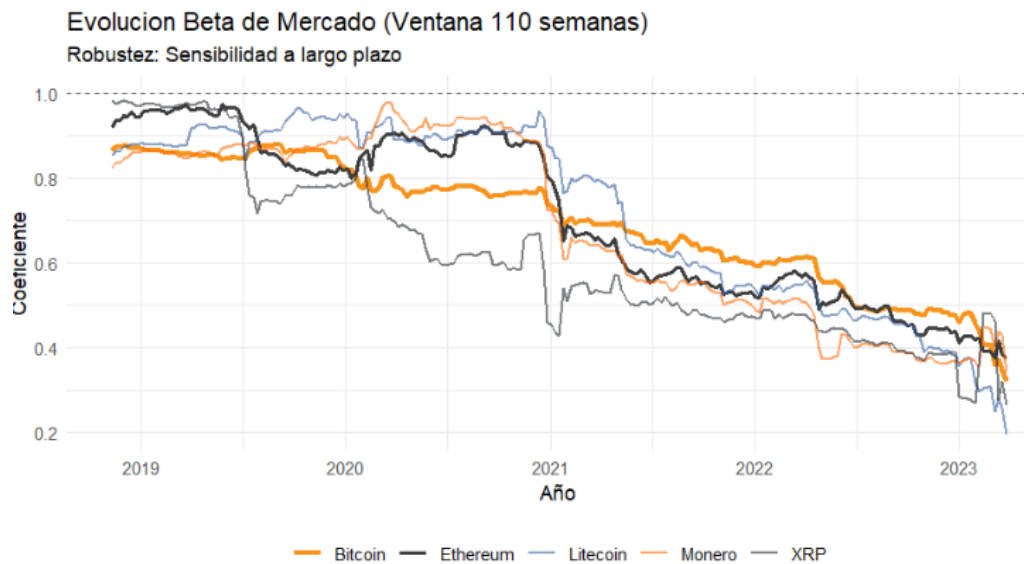


Figura 4.5: Test de Robustez de la Beta de Mercado (Ventana móvil 110 semanas).

Fuente: Elaboración propia.

En ambos gráficos al inicio del periodo (2018-2020) observamos cómo las líneas de las 5 criptomonedas gravitan alrededor de la línea de puntos del 1.0. Esto significa que las 5 criptomonedas se movían exactamente igual que el mercado crypto global; en esencia, constituían el mercado.

No obstante, se produce un colapso en el año 2021 y en adelante. Concretamente, la caída comienza a finales de 2020 y se profundiza en el periodo 2021-2022. Las betas caen hasta tener un valor de entre 0,25–0,50. Esta tendencia se mantiene en los dos gráficos, tanto en el que hemos utilizado ventanas móviles de 52 semanas como en el que utilizamos 110 semanas, lo que implicaría que se trata de un cambio de régimen permanente. Esto precisamente nos lleva a la conclusión de que se ha producido un desacoplamiento institucional. Cuando el mercado general de criptomonedas se vuelve altamente volátil (sube o baja un 20%), Bitcoin y Ethereum ahora solo se mueven un 5% o 10% (Beta de 0,50). La entrada de fondos de *Wall Street* ha hecho que criptoactivos como Bitcoin o Ethereum pasen a tener una sensibilidad mucho mayor a factores macroeconómicos, como la inflación o los ciclos económicos, desvinculándose de la altísima volatilidad de las miles de *Altcoins* pequeñas que componen el índice *CMKT*.

Este resultado viene a respaldar y explicar más en profundidad lo observado en los cuadros de la estimación por MCO en el periodo 2020-2023, donde observamos unos R^2 con muy poca capacidad explicativa. Este resultado confirma la institucionalización y nos lleva a concluir que las principales criptomonedas por capitalización se han convertido en las *Blue Chips* (acciones seguras) del ecosistema, mientras que los especuladores minoristas (*retail*) que quieren obtener retornos mucho mayores se están viendo obligados a buscar esos rendimientos en *memecoins* como Pepe,

Dogwifhat o *tokens* nuevos con volatilidad extrema. Esto también encaja con la evolución misma de Bitcoin, pues ya no se pueden obtener retornos masivos del 100% o incluso del 1000% como hace 10 años; este hecho ha generado una mayor percepción de estabilidad en comparación con el resto de criptoactivos con menor capitalización.

Hemos realizado el mismo gráfico para los otros dos factores, el tamaño (*CSIZE*) y el momentum (*CMOM*):

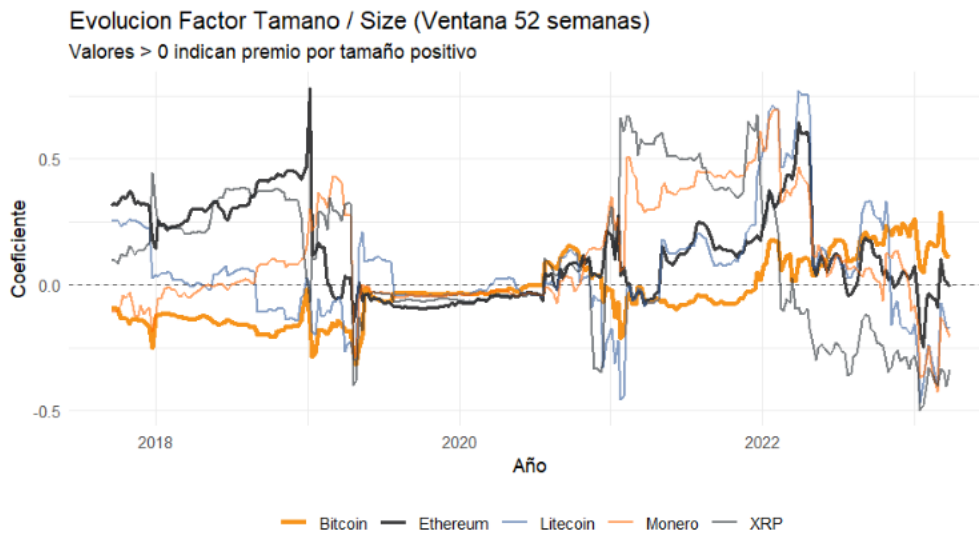


Figura 4.6: Evolución del Factor Tamaño (Ventana móvil 52 semanas).

Fuente: Elaboración propia.

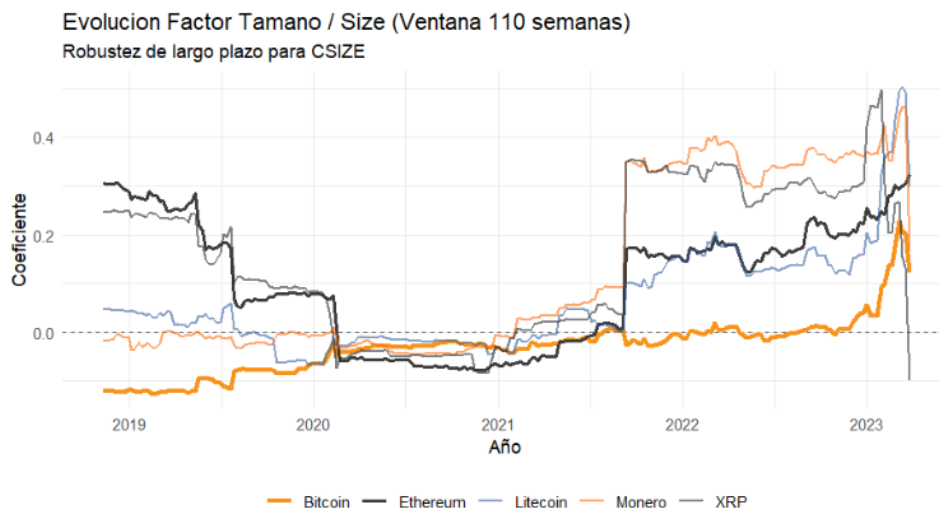


Figura 4.7: Test de Robustez del Factor Tamaño (Ventana móvil 110 semanas).

Fuente: Elaboración propia.

En el Gráfico 4.6 observamos muchos picos de sierra, lo que significa que la

preferencia por las *Small Caps* por parte del mercado es demasiado cíclica y que depende de momentos puntuales. Por otro lado, en el Gráfico 4.7 vemos cómo Bitcoin (línea naranja y gruesa) se mantiene por debajo de 0,0 o en el 0,0 hasta 2023. Esto podría confirmar una de las hipótesis expuestas al observar los cuadros de los apartados anteriores: de forma estructural a largo plazo, Bitcoin es el gran refugio del mercado. Cuando hay pánico, el capital huye de las *Small Caps* hacia Bitcoin; eso explicaría que su sensibilidad al factor Tamaño sea negativa. En cuanto a la comparativa temporal, ambos gráficos exhiben la misma tendencia sin divergencias contradictorias.

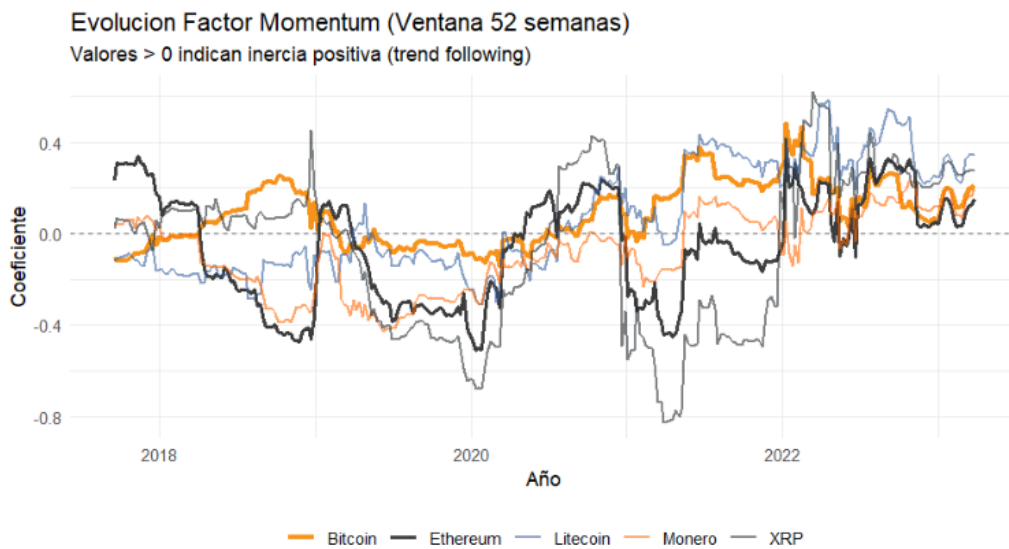


Figura 4.8: Evolución del Factor Momentum (Ventana móvil 52 semanas).

Fuente: Elaboración propia.

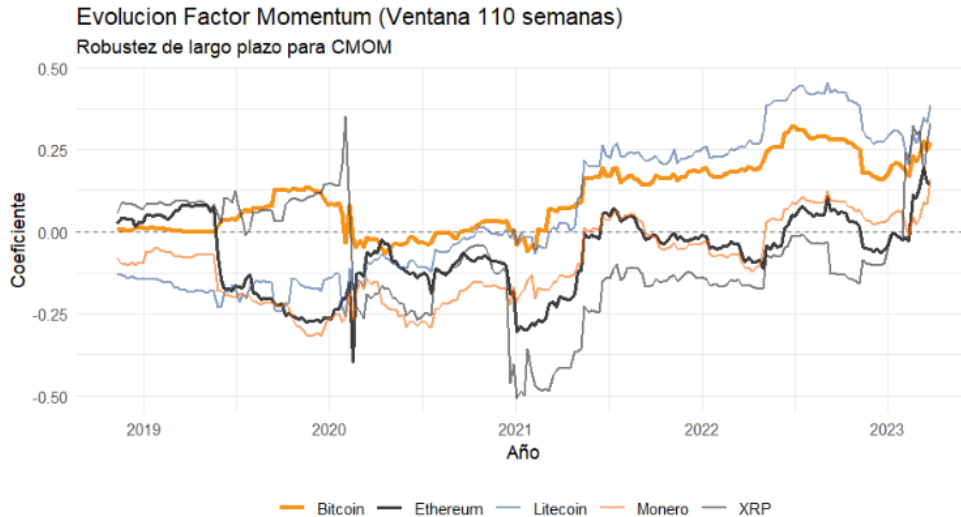


Figura 4.9: Test de Robustez del Factor Momentum (Ventana móvil 110 semanas).

Fuente: Elaboración propia.

En el Gráfico 4.8 observamos la debilidad general del factor, pues se mantiene casi todo el tiempo por debajo de 0, lo que nos indica que el factor *CMOM* carece de significación estructural como observamos en las estimaciones estáticas. Monedas como Ethereum, Monero o XRP navegan casi todo el periodo en la zona negativa. En estas monedas tecnológicas/utilitarias reina la reversión a la media, no la inercia. El Gráfico 4.9 muestra una clara diferencia entre Bitcoin y Litecoin con el resto de criptomonedas, donde el *Momentum* gana significancia ya desde el 2021, llegando a oscilar el valor de su beta entre 0,25 – 0,40. ¿Qué podría explicar este comportamiento de Bitcoin y Litecoin que ya se vio respaldado por la significancia observada del factor momentum en los cuadros del periodo 2020-2023? Tanto Bitcoin como Litecoin son consideradas monedas puras o materias primas digitales (*commodities*), frecuentemente denominadas el “oro y la plata” del mundo criptográfico. No tienen contratos inteligentes ni ecosistemas *DeFi* como Ethereum. Una explicación lógica es que al ser los criptoactivos más antiguos de los analizados y poseer narrativas de reserva de valor, son los que atraen a los algoritmos de *trading* institucional y fondos pasivos. Estos algoritmos operan bajo estrategias de seguimiento de tendencia (*trend-following*). Es decir, al igual que en el mercado de acciones el oro actúa como refugio de valor y cuando este sube suele seguir subiendo, este mismo hecho estaría pasando con Bitcoin y Litecoin. Es por esto que la inercia (*Momentum*) no es una ley del criptomercado actual, sino una anomalía específica del capital institucional operando sobre Bitcoin y Litecoin.

Los resultados obtenidos en estos gráficos confirman la principal hipótesis planteada: la institucionalización del mercado crypto. En primer lugar, el hundimiento generalizado de la sensibilidad al mercado (β_{CMKT}) demuestra la desviación de los

criptoactivos con mayor capitalización respecto a la volatilidad idiosincrática del ecosistema cripto, empezando a responder a factores macroeconómicos globales y externos al propio ecosistema. En segundo lugar, el análisis del gráfico del factor *Momentum* añade cierto matiz: institucionalización no equivale a homogeneización. En la era pre-institucional los activos tendían a responder en bloque al factor momentum, condicionados por factores como el FOMO (*Fear Of Missing Out*); en cambio, ahora la entrada de capital institucional parece haber dividido los criptoactivos por funciones propias de cada uno. El capital institucional aplica agresivas estrategias de seguimiento de tendencia exclusivamente sobre activos catalogados como “materias primas digitales” puras (Bitcoin y Litecoin), mientras que trata a las redes de contratos inteligentes y utilidad (Ethereum, XRP) bajo dinámicas de reversión a la media, lo que explicaría los resultados observados en los gráficos y diferenciados de Bitcoin y Litecoin. En síntesis, el mercado ha madurado reduciendo su riesgo sistémico interno, pero al mismo tiempo ha empezado a discriminar en la asignación de sus primas de riesgo.

Capítulo 5

Implicaciones Prácticas y Limitaciones del Estudio

La evidencia empírica observada en el capítulo de resultados nos lleva a aceptar la hipótesis de la institucionalización, y con ello la constatación de que el mercado criptográfico y los factores que determinaban sus retornos han cambiado. Este cambio estructural nos obliga a redefinir radicalmente las estrategias de inversión en el ecosistema de los activos digitales. Lo que antes constituía una asignación de capital óptima, en la actualidad podría derivar en la destrucción sistemática de valor. A continuación, se presentan las implicaciones que suponen nuestros hallazgos para la gestión institucional de carteras, comparando el antiguo paradigma (*Era Retail*) con las exigencias del nuevo entorno (*Era Institucional*).

Durante la agitación de la *Era Retail* (2016-2020), aunque Bitcoin ya ejercía como activo dominante, la estrategia más rentable para un inversor consistía en diversificar su cartera asumiendo posiciones en activos de menor capitalización (*Small Caps* o *Altcoins*). Nuestras estimaciones por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) confirmaron que el factor tamaño (*CSIZE*) era estadísticamente significativo durante este período para criptoactivos como Ethereum. Es decir, destinar capital fuera de la seguridad de Bitcoin suponía asumir un riesgo elevado, pero este era compensado sistemáticamente por el mercado con primas de rentabilidad extraordinarias.

No obstante, los resultados obtenidos durante la era institucional (2020-2023) nos llevan a conclusiones diametralmente opuestas. La prima por tamaño ha sido arbitrada y ha desaparecido para los principales activos. Esto tiene una implicación práctica muy clara: hoy en día, diversificar en *Altcoins* implica asumir un riesgo de ruina que ya no se encuentra compensado por una prima de riesgo sistemática¹. El

¹Es importante matizar que, si bien los inversores minoristas (*retail*) continúan acudiendo a proyectos de muy baja capitalización (*memecoins* o nuevos *tokens*) en busca de retornos extraordinarios que los activos consolidados ya no ofrecen, esto obedece a apuestas puramente idiosincráticas (lotería especulativa). Desde la perspectiva de la teoría de carteras institucional, estos retornos aislados no constituyen una prima de riesgo sistemática por tamaño (*CSIZE*) estructuralmente

mercado ha madurado e iniciado un evidente “vuelo hacia la calidad”.

Por otro lado, como se observó en el *Heatmap* inicial, en el entorno actual la “diversificación ingenua” (comprar varias criptomonedas distintas bajo la premisa de diluir el riesgo) constituye una aproximación errónea. Las correlaciones cruzadas entre las distintas criptomonedas han aumentado de forma severa, sobre todo en su relación con Bitcoin (superando el umbral de 0,75). Esto garantiza que, ante un *shock* macroeconómico, todas las criptomonedas caerán en bloque. Adicionalmente, el análisis de riesgo asimétrico del gráfico *Underwater* evidenció que, ante estos posibles colapsos sistémicos, las caídas de las *Altcoins* suelen ser mucho más devastadoras (alcanzando destrucciones de valor del 95%), mientras que Bitcoin actúa como un suelo de contención relativo (limitando las caídas al entorno del 75%).

En síntesis, la respuesta estratégica óptima actual para un fondo de inversión es adoptar un modelo defensivo conocido como *Core-Satellite*. Este modelo consiste en concentrar la mayor parte del capital de nuestra cartera (*Core*) en Bitcoin, debido a que es el único activo que ofrece una protección estructural ante caídas extremas, además de poseer una profunda liquidez. El resto de las criptomonedas analizadas deben ser consideradas como secundarias o satélites (*Satellite*), utilizadas de forma estrictamente táctica y con porcentajes menores sobre el total del capital invertido, bajo la asunción de que operar con ellas es un ejercicio de alta especulación direccional, y no una inversión pasiva a largo plazo:

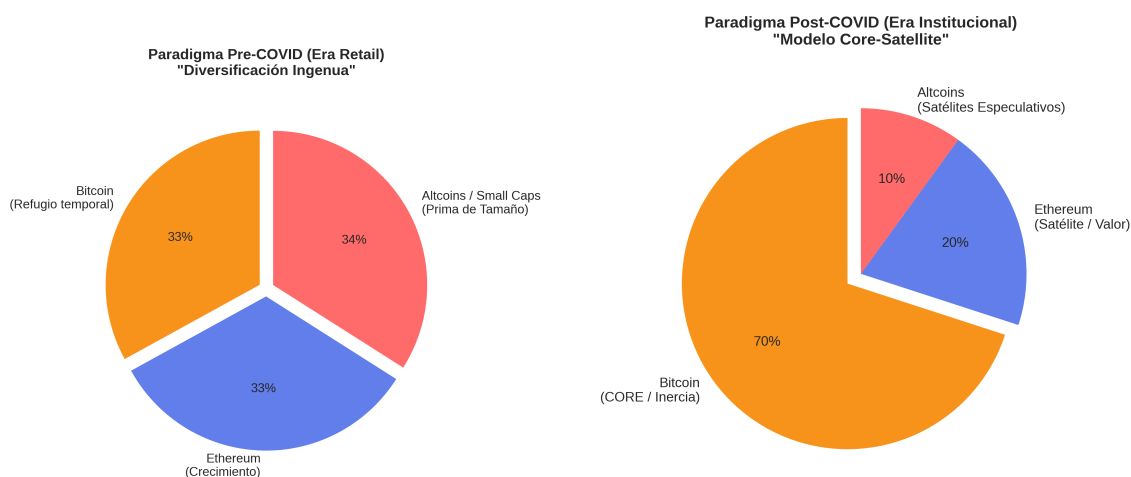


Figura 5.1: Evolución teórica de la Asignación de Activos (*Asset Allocation*) basada en los resultados empíricos.

Fuente: Elaboración propia.

Más allá de la asignación estática de activos, otra consideración crítica en la gestión de carteras es la reevaluación del *timing* del mercado (cuándo comprar y cuándo vender). En el paradigma de hace unos años, el ya mencionado comporta-

compensada por el mercado, como sí ocurría en 2017.

miento gregario (FOMO) provocaba que la inercia de los precios se aplicara de forma cuasi universal a todas las criptomonedas. No obstante, nuestro análisis dinámico mediante regresiones de ventanas móviles (*rolling regressions* a 110 semanas) reveló una bifurcación estratégica fundamental en el comportamiento de los activos:

- **Estrategias de Tendencia (*Trend-Following*):** La evidencia sugiere que un gestor que esté operando con criptomonedas como Bitcoin o Litecoin debe considerar la implementación de algoritmos que sigan la inercia (comprar cuando el precio rompe resistencias al alza). El factor Momentum (*CMOM*) se ha consolidado empíricamente de forma exclusiva en estas “materias primas digitales”, como pudimos observar en nuestro gráfico, impulsado en gran medida por los flujos continuos de compras pasivas institucionales (ETFs).
- **Estrategias de Valor (*Mean-Reversion*):** En contraposición, aplicar estas mismas estrategias inerciales sobre redes utilitarias como Ethereum, XRP o Monero resultaría en una mala decisión estratégica. Nuestros resultados dan a entender que en estas redes domina una fuerte reversión a la media (Beta de Momentum frecuentemente negativa). Para estos activos, la estrategia óptima consiste en operar como lo haría un inversor *Value* tradicional: comprar en episodios de pánico extremo (sobreventa) y liquidar posiciones en los rebotes.

Finalmente, la última gran implicación reside en las fuentes de información que debe considerar el inversor para proteger su cartera. Históricamente, si se quería operar de forma rentable en el mercado cripto, era requisito indispensable monitorizar las dinámicas internas de este ecosistema (actualizaciones de *software*, métricas de adopción en foros y ciclos de *Halving*). No obstante, la caída del poder explicativo de los modelos consolidados (cuyos coeficientes R^2 ajustados cayeron al entorno del 20 % en la fase más reciente) emite una advertencia ineludible.

Actualmente, el 80 % de la varianza de los retornos de las principales criptomonedas está determinada por variables exógenas que no estaban contempladas por los modelos nativos del ecosistema. Un gestor de carteras moderno está obligado a vigilar de cerca el entorno macroeconómico tradicional. Las decisiones de política monetaria sobre los tipos de interés de la Reserva Federal estadounidense (FED), las publicaciones de los datos de inflación (IPC) y la fuerte correlación adquirida con índices tecnológicos como el NASDAQ, se han convertido en los verdaderos catalizadores que deben ser tomados en cuenta para la selección y ponderación de los criptoactivos en cartera.

El acontecimiento definitivo que ilustra este proceso de integración financiera —el cual nuestro modelo logró capturar econométricamente a través del hundimiento del riesgo idiosincrático interno (β_{CMKT}) y la desaparición de la prima de tamaño

a partir de 2021— es la histórica aprobación de los Fondos Cotizados (*ETFs*) al contado de Bitcoin y Ethereum en los principales mercados regulados (SEC, 2024). En términos operativos, esto supuso que entidades de dimensiones colosales en Wall Street, como BlackRock o Fidelity, adquirieran el activo físico real, garantizando su custodia en infraestructuras de seguridad institucional de primer nivel, para posteriormente emitir participaciones de dicho fondo en bolsas de valores tradicionales como el NASDAQ o la Bolsa de Nueva York. Gracias a este vehículo, entidades con mandatos restrictivos como los fondos de pensiones pueden ahora comprar y tener exposición a Bitcoin de la misma forma que adquieren acciones de Tesla o Apple. Este avance sella la institucionalización del mercado criptográfico al conectarlo de forma directa e irreversible con los flujos de liquidez del sistema financiero internacional.

Por último, a pesar de la robustez estadística y la coherencia económica de los resultados presentados en nuestro trabajo, es necesario reconocer ciertas limitaciones metodológicas inherentes al diseño de la investigación. La primera limitación es el tamaño de la muestra seleccionada, pues se ha restringido a los cinco principales activos por capitalización histórica (*Blue Chips*). Aunque es cierto que esta elección está plenamente justificada por su relevancia institucional y su profundo historial de liquidez, excluye de forma deliberada el análisis de sectores emergentes de la Web3 (como los protocolos nativos de Finanzas Descentralizadas, *DeFi*, o la infraestructura de escalabilidad *Layer 2*). Es altamente probable que estos subsectores de menor madurez sigan albergando importantes ineficiencias de mercado y primas de tamaño (*CSIZE*) que nuestro estudio macroeconómico no está capturando.

Por otro lado, la adopción de la arquitectura estándar del modelo de tres factores de Liu et al. (2022) deja abierta la posibilidad a la existencia de dimensiones de riesgo latentes no conocidas hasta el momento. Como línea de investigación futura, resultaría de gran interés académico la ampliación de este marco teórico hacia modelos de cuatro o cinco factores que logren incorporar de forma sistemática métricas de uso real de la red (*on-chain data*), tales como la tasa de crecimiento en el número de direcciones activas o el volumen bruto de transacciones liquidadas. Asimismo, dado el impacto macroeconómico evidenciado en este estudio, el desarrollo de un nuevo factor cuantitativo capaz de medir la sensibilidad directa del mercado cripto frente a las variaciones en la masa monetaria global (M2) de los bancos centrales constituiría una aportación de inmenso valor. La exploración empírica de estas variables permitirá refinar de forma definitiva los modelos de valoración de esta nueva frontera financiera.

Capítulo 6

Conclusiones Finales

El presente trabajo se propuso el objetivo de analizar los determinantes de los retornos del mercado de las criptomonedas, con el objetivo de comprobar si los modelos de valoración de activos tradicionales y las extensiones multifactoriales de los mismos seguían siendo vigentes en un ecosistema cripto que ha experimentado un crecimiento exponencial en la última década, además de cambios sociales y económicos en la economía global. A través de la aplicación del modelo unifactorial (CAPM) y del modelo de tres factores de Liu, Tsyvinski y Wu (2022) a las cinco principales criptomonedas por capitalización durante el periodo 2016-2023, se han observado resultados que contradicen los resultados obtenidos por Liu, Tsyvinski y Wu (2022) respecto a la capacidad explicativa de los factores de tamaño (*CSIZE*) y momentum (*CMOM*).

Los hallazgos obtenidos suponen tres aportaciones diferenciadas a la literatura sobre valoración de criptoactivos. La primera consiste en demostrar empíricamente que el modelo de tres factores propuesto por Liu, Tsyvinski y Wu (2022), formulado sobre datos hasta 2018, pierde gran parte de su capacidad explicativa al ser aplicado al periodo posterior, lo que evidencia la ausencia de estabilidad temporal de las primas de riesgo nativas del ecosistema cripto. La segunda aportación reside en la identificación de un patrón de discriminación intra-mercado por parte del capital institucional, que penaliza la prima de tamaño (*CSIZE*) en los activos consolidados a la vez que activa el factor *Momentum* (*CMOM*) de forma selectiva sobre Bitcoin y Litecoin, hecho que desmiente la asunción de homogeneidad en el comportamiento de las grandes criptomonedas. La tercera aportación, de naturaleza más práctica, consiste en cuantificar mediante regresiones rodantes el momento exacto en el que se produce la fractura estructural del mercado, situándola entre finales de 2020 y mediados de 2021, lo que permite delimitar empíricamente la transición entre la denominada *Era Retail* y la *Era Institucional*.

La principal conclusión de esta investigación es que se ha producido un cambio estructural en el ecosistema a partir de la crisis COVID de 2020, impulsado por

un proceso lógico de institucionalización del mercado cripto. El mercado ha dejado de ser un entorno aislado y dominado por factores irracionales en su mayoría, para integrarse y verse afectado por el sistema financiero tradicional. Esta maduración del mercado ha quedado evidenciada a través del hundimiento generalizado de la capacidad explicativa (R^2) de los factores de riesgo puramente endógenos y de la caída de la sensibilidad sistémica (β) en la fase post-COVID (2020-2023). En la actualidad, los rendimientos de las grandes criptomonedas responden en mucha mayor medida que antaño a variables macroeconómicas globales, tales como la inflación o las políticas monetarias de la Reserva Federal.

En segundo lugar, nuestro análisis ha revelado que las ineficiencias del mercado criptográfico no son estáticas. Se ha observado empíricamente la desaparición del factor tamaño ($CSIZE$) en los años recientes. Lo que constituía en 2017 una estrategia rentable —diversificar el capital en criptos de baja capitalización— ha perdido su prima de riesgo sistemática en el periodo actual. El mercado actualmente penaliza el riesgo asimétrico —o riesgo de caídas extremas—, consolidando a Bitcoin no solo como el líder por capitalización, sino como el único refugio estructural capaz de limitar la destrucción de valor durante los cripto inviernos. Un ejemplo específico y alejado de nuestra muestra es la *Altcoin* Terra-Luna, que tuvo una subida exponencial a principios de 2021 para caer estrepitosamente en 2022 y nunca recuperar su valor en su pico más alto.

En tercer lugar, lo observado respecto al factor inercia ($CMOM$) demuestra una creciente sofisticación del mercado, el cual ha comenzado a discriminar entre criptoactivos según las características y funcionalidades específicas de las distintas criptomonedas. Los activos catalogados como “materias primas digitales”, tales como Bitcoin o Litecoin, mostraron fuertes tendencias inerciales debido a la entrada de flujos pasivos (especialmente tras la llegada de los ETFs); en cambio, las redes utilitarias y de contratos inteligentes (como Ethereum o Ripple) operan bajo dinámicas de reversión a la media. Esto rompe con lo visto en estudios pasados: no todos los criptoactivos se comportan de manera idéntica frente al sentimiento del mercado.

Finalmente, desde una perspectiva práctica para la gestión de carteras de un inversor, estos resultados constituyen la obsolescencia de la diversificación intramercado tradicional. El significativo aumento de las correlaciones cruzadas entre las 5 criptomonedas observadas obliga a los inversores institucionales del ecosistema cripto a abandonar carteras equiponderadas en favor de un modelo *Core-Satellite*. Este enfoque, que supone concentrar el capital en Bitcoin, nos llevaría a relegar a las *Altcoins* a posiciones meramente tácticas, pues resulta la única estructura racional para navegar en el nuevo paradigma del ecosistema cripto.

Los resultados obtenidos abren, asimismo, varias líneas de investigación futura. En primer lugar, resultaría de gran interés ampliar el modelo de tres factores in-

corporando dimensiones específicas del entorno blockchain, verbigracia, métricas de actividad on-chain como el número de direcciones activas o el volumen de transacciones liquidadas, las cuales podrían capturar fuentes de riesgo no contempladas por la formulación nativa actual. En segundo lugar, dado el evidente desacoplamiento del ecosistema cripto respecto a sus dinámicas internas, sería pertinente formular un nuevo factor cuantitativo capaz de medir la sensibilidad directa de los criptoactivos frente a la masa monetaria global (M2) o frente a las decisiones de política monetaria de los principales bancos centrales. Estas extensiones permitirían, en última instancia, refinar el marco de valoración para una clase de activos que ha dejado de comportarse como un mercado aislado para integrarse, de forma irreversible, en el sistema financiero internacional.

En conclusión, la “beta-ización” del mercado es una realidad. El ecosistema financiero del mercado cripto ha alcanzado una etapa de madurez financiera, dejando en el pasado las anomalías reportadas en sus orígenes para someterse a las reglas de valoración, eficiencia y escrutinio macroeconómico de las finanzas tradicionales.

Bibliografía

- [1] Banz, R. W. (1981). The relationship between return and market value of common stocks. *Journal of Financial Economics*, 9(1), 3-18. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0304405X81900180>
- [2] Baur, D. G., & Dimpfl, T. (2021). The volatility of Bitcoin and its role as a medium of exchange and a store of value. *Empirical Economics*, 71, 2663-2683. <https://doi.org/10.1007/s00181-020-01990-5>
- [3] Carhart, M. M. (1997). On persistence in mutual fund performance. *The Journal of Finance*, 52(1), 57-82. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1997.tb03808.x>
- [4] Corbet, S., Lucey, B., Urquhart, A., & Yarovaya, L. (2019). Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis. *International Review of Financial Analysis*, 62, 182-199. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2018.09.003>
- [5] Fama, E. F., & French, K. R. (1992). The cross-section of expected stock returns. *The Journal of Finance*, 47(2), 427-465. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1992.tb04398.x>
- [6] Fama, E. F., & French, K. R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics*, 33(1), 3-56. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0304405X93900235>
- [7] Fama, E. F., & French, K. R. (2004). The Capital Asset Pricing Model: Theory and evidence. *Journal of Economic Perspectives*, 18(3), 25-46. <https://doi.org/10.1257/0895330042162430>
- [8] Jegadeesh, N., & Titman, S. (1993). Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *The Journal of Finance*, 48(1), 65-91. <https://www.jstor.org/stable/2328882>
- [9] Jensen, M. C. (1968). The performance of mutual funds in the period 1945-1964. *The Journal of Finance*, 23(2), 389-416. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00815.x>

- [10] Lakonishok, J., Shleifer, A., & Vishny, R. W. (1994). Contrarian investment, extrapolation, and risk. *The Journal of Finance*, 49(5), 1541-1578. <https://www.jstor.org/stable/2329262>
- [11] Lehmann, B. N. (1990). Fads, martingales, and market efficiency. *The Quarterly Journal of Economics*, 105(1), 1-28. <https://doi.org/10.2307/2937816>
- [12] Lintner, J. (1965). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *The Review of Economics and Statistics*, 47(1), 13-37. <https://doi.org/10.2307/1924119>
- [13] Liu, Y., & Tsyvinski, A. (2018). Risks and Returns of Cryptocurrency. *NBER Working Paper No. 24877*. <https://www.nber.org/papers/w24877>
- [14] Liu, Y., Tsyvinski, A., & Wu, X. (2022). Common risk factors in cryptocurrency. *The Journal of Finance*, 77(2), 1133-1177. <https://doi.org/10.1111/jofi.13119>
- [15] Makarov, I., & Schoar, A. (2020). Trading and arbitrage in cryptocurrency markets. *Journal of Financial Economics*, 135(2), 293-319. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2019.07.001>
- [16] Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77-91. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x>
- [17] Mossin, J. (1966). Equilibrium in a capital asset market. *Econometrica*, 34(4), 768-783. <https://doi.org/10.2307/1910098>
- [18] Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. *Documento de trabajo*. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
- [19] PwC (2023). 5th Annual Global Crypto Hedge Fund Report. *PricewaterhouseCoopers*. <https://www.pwc.com/gx/en/new-ventures/cryptocurrency-assets/5th-annual-global-crypto-hedge-fund-report-july-2023.pdf>
- [20] Roll, R. (1977). A critique of the asset pricing theory's tests Part I: On past and potential testability of the theory. *Journal of Financial Economics*, 4(2), 129-176. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0304405X77900095>
- [21] SEC (2024). Statement on the Approval of Spot Bitcoin Exchange-Traded Products. *U.S. Securities and Exchange Commission*. 10 de enero de 2024. <https://www.sec.gov/newsroom/speeches-statements/gensler-statement-spot-bitcoin-011023>

- [22] Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance*, 19(3), 425-442. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1964.tb02865.x>

Anexos

Los anexos correspondientes a este Trabajo de Fin de Grado, que incluyen las salidas estadísticas originales y los scripts de código completo desarrollados en el software R, se adjuntan en un documento independiente, de acuerdo con la normativa de entrega.