

2026 - Vol. 4 - n.º 10 - Artículo 2

Más allá de la capitalización: eficiencia y diseño de benchmarks en índices de criptomonedas

María Andrea Sampedro^aDr. Damià Rey Miró^b^a *Universitat de Barcelona.*^b *Director GVC Institute.***JEL CODES:**

C58; G11; G12; G15

KEYWORDS:

Cryptocurrency indices; Cap-weighted benchmarks; Enhanced index strategies; Full-replication methods; Portfolio optimization models; Alternative weighting schemes; Risk-return efficiency; Benchmark alignment

CÓDIGOS JEL:

C58; G11; G12; G15

PALABRAS CLAVE:

Índices de criptomonedas; Benchmarks cap-weighted; Estrategias enhanced de indexación; Métodos de full replication; Modelos de optimización de cartera; Esquemas de ponderación alternativos; Eficiencia riesgo-retorno; Proximidad al benchmark por capitalización

Abstract: This paper examines whether alternative weighting schemes improve the risk-return profile and the degree of alignment with a capitalization-weighted benchmark (CW) in cryptocurrency indices. Using a static universe of 27 liquid cryptocurrencies, we build seven indices—cap-weighted, capped cap-weighted, diversity-weighted, equal-weight, inverse-volatility, minimum-variance, and maximum-diversification—plus buy-and-hold strategies in Bitcoin and Ethereum. Indices are constructed from daily CoinGecko prices between 2018 and 2024 with monthly rebalancing. We compare annual returns, volatility, Sharpe and Calmar ratios, beta and tracking error versus the cap-weighted index, and concentration measures (HHI and Top-5 weight), both over the full sample and across distinct market phases. Results show that the cap-weighted index is extremely concentrated and delivers the weakest risk-adjusted performance among diversified strategies, whereas enhanced and full replication approaches (especially equal-weight and inverse-volatility) achieve higher Sharpe ratios while keeping betas close to one and tracking error at moderate levels. Minimum-variance and maximum-diversification portfolios roughly double the Sharpe ratio of the cap-weighted benchmark and mitigate drawdowns in bear markets, however their low beta and high tracking error indicate that they behave more like quantitative active strategies than pure market indices. These findings are robust to reasonable changes in concentration caps and covariance-estimation windows, and they suggest that cap-weighted cryptocurrency indices are a poor proxy for the risk-return profile faced by a diversified investor.

Resumen: Este artículo evalúa si las reglas de ponderación alternativas mejoran el perfil riesgo-retorno y la proximidad al benchmark por capitalización (CW) en índices de criptomonedas. Sobre un universo estático de 27 criptoactivos líquidos se construyen siete índices —cap-weighted, cap-weighted con límite por activo, diversity-weighted, equal-weight, inverse-volatility, mínima varianza y máxima diversificación— más estrategias de buy & hold en Bitcoin y Ethereum, usando precios diarios de CoinGecko entre 2018 y 2024 y rebalanceos mensuales. Se comparan rentabilidad anual, volatilidad, ratios de Sharpe y Calmar, beta y tracking error frente al índice por capitalización, junto con medidas de concentración (HHI y peso del Top-5), tanto en la muestra completa como por fases de mercado. Los resultados muestran que el índice cap-weighted presenta una concentración extrema y el peor desempeño ajustado por riesgo entre las estrategias diversificadas, mientras que los enfoques enhanced y de full replication (especialmente equal-weight e inverse-volatility) mejoran los ratios de Sharpe manteniendo betas cercanas a uno y un tracking error moderado. Los portafolios de mínima varianza y máxima diversificación duplican aproximadamente el Sharpe del índice por capitalización y reducen los drawdowns en fases bajistas, pero se alejan del comportamiento del mercado, por lo que se asemejan más a estrategias cuantitativas activas que a un benchmark puro. Estas conclusiones son robustas a variaciones razonables en los límites de concentración y en la ventana de estimación de covarianzas, y sugieren que los índices cripto ponderados por capitalización son un proxy pobre del riesgo-retorno enfrentado por un inversor diversificado.

1. Introducción

En poco más de una década, el mercado de criptomonedas ha alcanzado un grado de madurez que exige instrumentos analíticos similares a los de los mercados financieros tradicionales. Bitcoin (BTC) y Ethereum (ETH) se han consolidado como los proyectos de mayor capitalización, mientras que miles de tokens alternativos han entrado y salido del ecosistema en ciclos de euforia y caídas abruptas. Este comportamiento hace del mercado cripto un objeto de estudio interesante, pero plantea un desafío metodológico evidente: medir de forma estable un sector extremadamente cambiante, heterogéneo y volátil.

La creación de índices de criptomonedas, entendidos como medidas sintéticas del rendimiento agregado del mercado, ha sido la respuesta natural a este reto. En los mercados bursátiles, un índice se concibe como una herramienta estadística que sigue el desempeño de una cesta de acciones y sirve tanto como termómetro del mercado como referencia para fondos índice y ETF (Ciriello, 2021). Llevar esta lógica al ecosistema cripto parece un reto sencillo, sin embargo, la alta rotación de activos, la aparición de nuevos segmentos y la alta concentración en determinados activos, como la dominancia de Bitcoin, complican su diseño e implementación.

Los primeros intentos académicos reflejan estas dificultades. El CRIX (Cryptocurrency Index), propuesto por Trimborn y Härdle (2018), introduce una canasta variable de constituyentes seleccionados mediante un criterio estadístico (AIC) y ponderados por capitalización de mercado. El índice se ajusta dinámicamente a las transformaciones del mercado, pero mantiene un sesgo estructural a favor de BTC y ETH, de modo que su capacidad como producto de inversión es limitada y su uso se ha concentrado en el ámbito académico.

El Ethereum Ecosystem Index (EEI), desarrollado por Gadi et al. (2024), adopta una estrategia distinta: renuncia a representar el mercado cripto en su conjunto y se concentra en los tokens del ecosistema Ethereum. Para ello aplica criterios de elegibilidad estrictos y excluye stablecoins, tokens envueltos y derivados. Sobre este universo construye cestas de 10, 20 y 30 activos, ponderadas por pesos iguales (EW) y por capitalización (CW) con reajustes trimestrales. Sus resultados muestran que las versiones ponderadas por capitalización, en especial el CW30, superan en crecimiento acumulado y estabilidad tanto a los índices EW como al CRIX, aunque no a Ethereum considerado de forma individual. El enfoque es metodológicamente sólido, pero el horizonte temporal utilizado es muy corto y el foco exclusivo en Ethereum limitan su capacidad como *benchmark* del mercado cripto global.

En el ámbito privado, el CoinMarketCap 20 Index DTF (CMC20), desarrollado por Reserve (2025) ilustra otra vía. El índice agrupa los veinte proyectos de mayor capitalización de mercado, excluyendo de nuevo stablecoins y tokens que replican otros activos. Esto le permite ofrecer una cobertura amplia con reglas de inclusión claras. Sin embargo, al estar estrictamente ponderado por capitalización, reproduce la concentración estructural del ecosistema: unos pocos activos, fundamentalmente BTC y ETH, absorben la mayor parte del peso.

Estos ejemplos muestran que los índices existentes se centran principalmente en la definición del universo de activos, pero dejan en un segundo plano la elección de la regla de ponderación. Algunos sacrifican representatividad para ganar especialización (como el EEI); otros, como el CRIX o el CMC20, siguen el esquema tradicional por capitalización y heredan la alta concentración del mercado. En ninguno de los casos se explora de forma sistemática el impacto de aplicar metodologías alternativas de ponderación sobre un mismo conjunto de criptomonedas. La regla de ponderación aparece, por tanto, como el eje no resuelto del diseño de índices cripto.

2. Contribución y diseño empírico

La literatura sobre índices de renta variable en el mundo financiero tradicional ofrece una pista relevante. Kaiser (2017) muestra que, incluso manteniendo fija la canasta de activos, cambiar la regla de ponderación (capitalización, pesos iguales, mínima varianza, máxima diversificación, entre otras) altera de manera significativa la representatividad, la volatilidad, la concentración y el desempeño ajustado al riesgo de un índice. Esta intuición se ha estudiado a fondo en acciones, pero apenas se ha trasladado al contexto de criptomonedas.

Este artículo lleva esa lógica al mercado cripto. Se construyen varias versiones de un índice de criptomonedas sobre un universo depurado de 27 activos, al que se le aplican distintas reglas de ponderación inspiradas en la literatura académica: capitalización de mercado (CW), estrategias ancladas al CW: *diversity-weighted* (DW) y *cap-weighted con capping* (CW-cap), esquemas de *full replication*: *equal-weighted* (EW) e *inverse-volatility* (IV) y metodologías de optimización: mínima varianza (MinVar) y máxima diversificación (MaxDiv). La evaluación combina métricas de desempeño ajustado al riesgo (ratios de Sharpe y Calmar), concentración (HHI y peso del top-5), volatilidad (máximo *drawdown*) y proximidad al *benchmark* (beta y *tracking error* frente al índice *cap-weighted*), además de la comparación con estrategias de *buy & hold* en Bitcoin y Ethereum como referencias externas.

Los resultados muestran que la regla de ponderación altera de forma sustantiva el perfil del índice. Las metodologías de optimización mejoran el desempeño ajustado al riesgo, pero se alejan del comportamiento del mercado y se asemejan más a estrategias sistemáticas. En cambio, los esquemas de *full replication* ofrecen un equilibrio más sólido entre eficiencia y cercanía al *benchmark*, mientras que el índice *cap-weighted* aparece como un proxy pobre del perfil riesgo-retorno de un inversor diversificado.

3. Objetivos e hipótesis

El objetivo general de este artículo es cuantificar el *trade-off* entre cercanía al *benchmark* por capitalización (CW) —entendida aquí como una medida relativa de representatividad— y eficiencia riesgo-retorno que generan distintas reglas de ponderación en un índice de criptomonedas, manteniendo constante el universo de activos y las reglas operativas.

Para cumplir con este objetivo, la investigación se dividirá en los siguientes objetivos específicos:

- I. Construir varias versiones de un índice de criptomonedas aplicando familias de metodologías de ponderación (CW, ancladas al CW o *enhanced*, *full replication* y optimización), junto con estrategias de *buy & hold* en Bitcoin y Ethereum como referencias externas.
- II. Comparar el desempeño de cada metodología en términos de rentabilidad, ratios de Sharpe y Calmar, volatilidad y máximo *drawdown*, tanto en el periodo completo como por distintas fases de mercado.
- III. Evaluar cómo cambian la concentración (HHI y peso del Top-5) y la capacidad de seguimiento del *benchmark* CW (beta y *tracking error* frente al índice *cap-weighted*) bajo cada regla de ponderación.
- IV. Identificar las metodologías que ofrecen un compromiso más favorable entre eficiencia riesgo-retorno y cercanía al *benchmark* por capitalización (CW), frente a las estrategias de *buy & hold* en BTC y ETH.

Sobre esta base, se plantean las siguientes hipótesis de investigación:

- I. Al menos una metodología de ponderación alternativa a la capitalización presenta ratios de Sharpe y Calmar superiores al índice CW y a las estrategias de *buy & hold* en Bitcoin y Ethereum.
- II. El índice CW exhibe niveles de concentración (HHI y peso del Top-5) claramente superiores a los de las metodologías alternativas, asociados a mayor volatilidad y *drawdowns* más profundos.
- III. Dentro del conjunto de metodologías analizadas, existe al menos una regla de *full replication* que mejora los ratios de Sharpe y Calmar del índice *cap-weighted* y de BTC/ETH, manteniendo simultáneamente un beta cercano a 1 y un *tracking error* moderado frente al CW.

4. Revisión de literatura

En los índices ya mencionados, conviene subrayar tres puntos que no se detallaron en la introducción. Primero, el CRIX no sólo introdujo selección dinámica: su contraste con LCRIX (índice construido igual que el CRIX, pero ponderado por volumen de transacciones) dejó una lección metodológica que suele pasarse por alto en la literatura cripto. Al modificar la regla de pesos se modifica la lectura del mercado, en especial durante episodios de rotación hacia *altcoins* (Trimborn & Härdle, 2018). Segundo, el EEI mostró de forma explícita que, aun dentro de un único *stack* tecnológico, los esquemas CW y EW producen perfiles de riesgo y retorno significativamente distintos. El resultado a favor de CW en su ventana no invalida la pregunta central sobre concentración, pero sí obliga a comparaciones cuidadosas de desempeño ajustado al riesgo (Gadi, Schmidt, Ruemmele & Sicilia, 2024). Tercero, el CMC20 dejó estabilizado un estándar operativo replicable (exclusión de *stablecoins* y *wrapped/pegged*, reglas públicas), útil como *benchmark* práctico. Su limitación, la concentración estructural, no es un defecto accidental, sino una consecuencia directa de la ponderación por capitalización.

El núcleo metodológico que guía esta investigación proviene de la literatura sobre esquemas de ponderación en

renta variable, con Kaiser (2017) como referencia central. Como base de comparación, el autor utiliza un índice *cap-weighted* y, a partir de ahí, organiza dieciséis metodologías alternativas en tres categorías según su relación con el *benchmark* y su mecánica de construcción: (i) *enhanced-index strategies*, (ii) *full replication methods* y (iii) *sampling approaches*. Las estrategias *enhanced* permanecen ancladas al CW, permiten ajustes limitados de pesos y muestran, por diseño, betas cercanas a uno y *tracking error* bajo. Los métodos de *full replication* aplican reglas determinísticas de asignación utilizando todos los activos del universo (por ejemplo, EW o esquemas sensibles al riesgo como *equal risk contribution*), sin anclarse al *cap-weighted* y admitiendo mayores desviaciones respecto al *benchmark*. Por último, los *sampling approaches* agrupan modelos de optimización como mínima varianza, máxima diversificación, máximo Sharpe basado en riesgo o portafolios de mínima turbulencia. Estos modelos ajustan explícitamente el perfil riesgo-retorno, pero requieren restricciones para controlar la concentración y la rotación de cartera (Kaiser, 2017).

Para comparar estas metodologías de ponderación, Kaiser (2017) utiliza métricas como media, desviación estándar, beta y *tracking error* relativos al *cap-weighted*, el ratio de Sharpe, el *certainty-equivalent* (CEQ) y la concentración medida con HHI. Al evaluar cada categoría, obtiene tres resultados principales. Primero, las estrategias *enhanced* se mantienen muy próximas al *benchmark* (beta ≈ 1 y *tracking error* bajo), reducen la concentración y alcanzan ratios de Sharpe ligeramente superiores. Segundo, los métodos *full replication* se sitúan en un punto intermedio: suelen disminuir la volatilidad y mejorar la media de retornos. Tercero, los modelos de optimización presentan los Sharpe más altos, pero lo logran alejándose mucho del comportamiento del mercado: tienden a concentrarse y a mostrar un *tracking error* elevado. Kaiser (2017) advierte que, por esta razón, estos modelos dejan de ser indexación pasiva en el sentido tradicional, aunque siguen siendo metodologías válidas y útiles cuando se documentan con límites y reglas claras.

En conjunto, estos resultados son relevantes porque muestran que la elección de la regla de ponderación no es un aspecto secundario, sino un determinante del perfil final del índice. Al existir diferencias sistemáticas en riesgo, concentración y rentabilidad ajustada entre categorías, resulta necesario evaluar estas metodologías en el contexto del mercado cripto manteniendo fijo el mismo universo de activos. La evidencia de Kaiser (2017) sugiere que pueden surgir mejoras sustanciales frente al *cap-weighted* tradicional, pero también *trade-offs* que deben documentarse con precisión.

5. Debates clásicos: medición, concentración, tensiones metodológicas y robustez

En la literatura sobre construcción de índices suelen distinguirse dos funciones que no siempre coinciden: el índice como herramienta de medición del comportamiento agregado de un mercado y el índice como referencia operativa para productos replicables. La primera enfatiza su capacidad descriptiva; la segunda, su uso como *benchmark* para fondos indexados, ETF y otras estrategias pasivas. Por ello, un índice diseñado para describir un mercado no necesariamente coincide con el que resultaría óptimo para una

estrategia de inversión o un producto replicable (Bai-Marrow & Radia, 2017).

Un segundo debate clásico se refiere a la concentración de los índices ponderados por capitalización. Arnott, Hsu & Moore (2005) argumentan que, al asignar peso según precio de mercado, estos índices aumentan la exposición a los activos que más se han apreciado y la reducen en aquellos cuyo precio relativo cae. Así, su composición refleja valoraciones implícitas del mercado que pueden amplificar la exposición a activos sobrevalorados, por lo que la capitalización no siempre constituye una medida estable del tamaño económico subyacente.

Un tercer debate se relaciona con la tensión entre simplicidad metodológica, replicabilidad y eficiencia financiera. En la práctica, los proveedores de *benchmarks* priorizan reglas transparentes y estables, apoyadas en filtros de tamaño, liquidez y *free float*, así como en reglas de mantenimiento que equilibran cobertura y estabilidad. En muchos casos, por tanto, el objetivo de un *benchmark* no es maximizar el rendimiento histórico, sino construir una referencia replicable a gran escala por productos pasivos (MSCI, 2024).

Finalmente, la literatura sobre *naive diversification* muestra que reglas simples pueden ser competitivas frente a metodologías optimizadas fuera de muestra. DeMiguel, Garlappi y Uppal (2009) documentan que una estrategia 1/N suele igualar o superar a numerosas carteras optimizadas, precisamente porque evita parte del error de estimación en medias y covarianzas. Cuando esos parámetros son inestables, las reglas simples pueden resultar más robustas fuera de muestra que los enfoques optimizados.

En conjunto, estos debates refuerzan la lógica del ejercicio empírico: mantener constante el universo para evaluar cómo cambia el índice cuando cambia únicamente la regla de ponderación.

6. Dinámica del mercado cripto y pertinencia de evaluar por fases

Para diseñar un índice en un entorno tan volátil, es necesario considerar también el comportamiento histórico de las criptomonedas en distintas fases de mercado y las relaciones entre ellas. Ciaian, Rajcaniova y Kancs (2018) analizan la relación entre el precio de Bitcoin y el de dieciséis *altcoins* mediante pruebas de cointegración de Johansen, modelos VECM y causalidad de Granger. Encuentran evidencia de cointegración de largo plazo en quince de las dieciséis *altcoins* estudiadas y muestran que, en el corto plazo, Bitcoin suele liderar el movimiento de la gran mayoría de las *altcoins*, mientras que variables fundamentales tradicionales (por ejemplo, las tasas de interés) aportan poca capacidad explicativa. En términos prácticos, esto implica que un índice *cap-weighted* construido sobre un universo amplio tenderá a reproducir la dominancia de BTC y que, incluso en fases donde las *altcoins* predominan en volumen de transacciones (*altcoin season*), la relación de largo plazo se mantiene (Ciaian, Rajcaniova & Kancs, 2018).

Por su parte, Muhetaer (2024) aplica distintos métodos de estimación de tendencia sobre precios diarios de quince criptomonedas relevantes y estima la duración, persistencia y correlación de los ciclos. Sus resultados muestran ciclos

relativamente largos (duraciones medias cercanas a los dos años), alta persistencia y correlaciones positivas elevadas entre varias criptomonedas. Aunque el autor utiliza términos como *crypto winter* y *crypto spring* en lugar de Bitcoin o *altcoin season*, la idea de fondo es similar: el mercado se organiza en regímenes que se prolongan en el tiempo y no como una simple sucesión de movimientos aleatorios. Esta evidencia respalda la conveniencia de evaluar el desempeño de las metodologías de ponderación no sólo en el periodo completo, sino también por fases de mercado.

La literatura sobre el *halving* de Bitcoin añade otro elemento a considerar. Este es un evento programado, aproximadamente cada cuatro años, en el que se reduce a la mitad la recompensa que reciben los mineros por validar bloques dentro de un sistema de prueba de trabajo (PoW), con el objetivo de introducir escasez progresiva en la oferta de BTC (Coinbase, 2025). Singla, Singla y Gupta (2023) describen cómo cada *halving* refuerza la narrativa de escasez, presiona a los mineros menos eficientes y suele asociarse con episodios de mayor interés y volatilidad. Señalan que estos eventos tienden a coincidir con aumentos relevantes en el precio de BTC, pero advierten que su efecto depende también de factores de demanda, condiciones macroeconómicas y regulación. Para este artículo, esta evidencia recuerda que hay periodos en los que la volatilidad y los flujos de capital se intensifican y que la respuesta de las *altcoins* puede modificar temporalmente la estructura de correlaciones, afectando a cada esquema de ponderación de manera distinta.

7. Metodología

Esta sección describe la metodología utilizada para construir y comparar distintos índices de criptomonedas sobre un mismo universo de activos. El objetivo no es proponer un índice aislado, sino evaluar cómo cambia el perfil de riesgo, concentración y representatividad cuando se modifican las reglas de ponderación, manteniendo constantes el conjunto de activos y las reglas operativas. Esto permite identificar qué metodologías se comportan mejor en distintas fases del mercado cripto.

7.1 Fuente de datos y entorno de trabajo

Para el análisis empírico se utilizó la base de datos *Cryptocoins Historical Prices - CoinGecko* (Sudalairajkumar, 2024), disponible en Kaggle. El conjunto de datos contiene precios históricos diarios, capitalización de mercado y volumen negociado para las cincuenta criptomonedas más relevantes de CoinGecko, desde el 1 de enero de 2015 hasta el 27 de marzo de 2024.

7.2 Depuración del universo de activos

Siguiendo la lógica metodológica del EEl y del CMC20, que excluyen *stablecoins* y tokens respaldados para evitar distorsiones en la medición, el primer paso consistió en filtrar los 50 archivos originales e identificar aquellos que no representan exposición “real” a riesgo cripto. Se eliminaron, entre otros, *stablecoins* como USDT, USDC y DAI; *wrapped/staked tokens* como WBTC y STETH; y otras criptomonedas que replican la exposición de un subyacente ya presente o que no aportan riesgo adicional diferenciado. Esta decisión busca evitar que un mismo riesgo (por ejemplo, el

de BTC) aparezca contabilizado dos veces a través de su versión *wrapped* (WBTC).

Adicionalmente, se realizó una depuración básica para tratar valores faltantes y registros irregulares. En particular, cuando la capitalización de mercado aparece como cero en los primeros días de cotización, el valor se interpretó como dato no informado, se reemplazó por NaN y se excluyó del cálculo de pesos en esas fechas. Asimismo, se excluyeron activos con tramos extensos de capitalización nula o episodios fuertes de colapso (notoriamente FTX Token y Terra Luna), dado que introducen rupturas estructurales que afectan la construcción de un índice estático.

Por último, se evaluó la cobertura temporal de cada serie con el fin de equilibrar amplitud de mercado y continuidad

estadística. Tras identificar un periodo común amplio (septiembre de 2018 a marzo de 2024), se exigió una cobertura mínima del 80% de días con datos dentro de dicho intervalo. Activos con historia demasiado corta o fragmentada quedaron excluidos. La aplicación conjunta de estos filtros (exclusión de *stablecoins/wrapped*, tratamiento de datos irregulares y umbral de cobertura $\geq 80\%$) dio lugar a un universo final de 27 criptomonedas (ver Figura M1).

Esta depuración mejora la comparabilidad del ejercicio, aunque también puede reforzar un sesgo de supervivencia al privilegiar activos con historia más larga y series más completas, cuestión que se retoma en la sección de limitaciones.

Figura M1: Universo final de activos y cobertura temporal

index	asset	fecha_min	fecha_max	n_dias
1	Monero	1/01/2015	27/03/2024	3371
2	Litecoin	1/01/2015	27/03/2024	3372
3	Bitcoin	1/01/2015	27/03/2024	3372
4	Ripple	1/01/2015	27/03/2024	3374
5	Dogecoin	1/01/2015	27/03/2024	3372
6	Stellar	1/01/2015	27/03/2024	3368
7	Ethereum	8/08/2015	27/03/2024	3153
8	ethereum-classic	25/07/2016	27/03/2024	2803
9	Eos	9/07/2017	27/03/2024	2454
10	bitcoin-cash	2/08/2017	27/03/2024	2430
11	binancecoin	16/09/2017	27/03/2024	2383
12	Cardano	18/10/2017	27/03/2024	2353
13	decentraland	28/10/2017	27/03/2024	2341
14	Chainlink	9/11/2017	27/03/2024	2331
15	Tron	9/11/2017	27/03/2024	2331
16	theta-token	24/01/2018	27/03/2024	2255
17	Okb	21/06/2018	27/03/2024	2107
18	Tezos	5/07/2018	27/03/2024	2093
19	quant-network	6/07/2018	27/03/2024	2025
20	Vechain	27/07/2018	27/03/2024	2071
21	Cosmos	16/03/2019	27/03/2024	1839
22	crypto-com-chain	17/03/2019	27/03/2024	1838
23	matic-network	27/04/2019	27/03/2024	1797
24	leo-token	23/05/2019	27/03/2024	1771
25	Algorand	22/06/2019	27/03/2024	1741
26	Chiliz	2/07/2019	27/03/2024	1731
27	hedera-hashgraph	18/09/2019	27/03/2024	1652

7.3 Construcción de retornos y calendario de rebalanceo

Con el universo depurado, se trabajó con frecuencia diaria. Para cada criptomoneda i , se calculó el retorno diario simple:

$$r_{(i,t)} = P_{(i,t)}/P_{(i,t-1)} - 1 \quad (1)$$

Donde $P_{(i,t)}$ es el precio de cierre en dólares el día t . Los retornos diarios se utilizan tanto para construir los índices como, posteriormente, para calcular las métricas de desempeño en la sección de resultados.

Siguiendo la práctica habitual en índices de renta variable, se adoptó un rebalanceo mensual, tomando el último día calendario de cada mes entre septiembre de 2018 y marzo de 2024. En cada fecha se calcularon los pesos de cada metodología a partir de las capitalizaciones disponibles del último día observado del mes, manteniéndolos constantes hasta el rebalanceo siguiente; así, el índice

evoluciona intra-mes únicamente por variación de precios. En total se obtienen 67 fechas de rebalanceo, suficientes para capturar cambios de composición sin introducir un *turnover* excesivo.

7.4 Metodologías de ponderación

La construcción de los índices se inspiró explícitamente en la clasificación propuesta por Kaiser (2017), quien organiza distintas reglas de ponderación en tres grupos: *enhanced-index strategies*, *full replication methods* y *sampling approaches*. Sobre esta base, se implementaron las siguientes metodologías: (1) Un índice *cap-weighted* (CW), que actúa como *benchmark*; (2) dos variantes *enhanced* ancladas al CW: *diversity-weighted* (DW) y *cap-weighted con capping* (CW-cap); (3) dos metodologías de *full replication*: el clásico *equal-weighted* (EW) y un esquema *inverse volatility* (IV); y (4) dos esquemas de optimización (*sampling approaches*): *minimum variance* (MinVar) y *maximum diversification* (MaxDiv).

Figura M2: Metodologías de ponderación e índices de referencia utilizados

código	nombre	categoría	tipo
index_cw	Cap-weighted (CW)	Benchmark	Benchmark de mercado
index_dw	Diversity-weighted (DW)	Enhanced-index	Mitiga concentración de CW
index_cw_capped	Cap-weighted capped	Enhanced-index	CW con límite por activo
index_ew	Equal-weighted (EW)	Full-replication	1/N sobre todo el universo
index_iv	Inverse-volatility (IV)	Full-replication	Ponderación basada en riesgo
index_MinVar	Minimum-variance (MinVar)	Optimización	Optimización de varianza mínima
index_MaxDiv	Maximum diversification (MaxDiv)	Optimización	Optimización de diversificación
btc_index	Bitcoin buy & hold	Benchmark externo	Compra y mantén BTC
eth_index	Ethereum buy & hold	Benchmark externo	Compra y mantén ETH

- Cap-weighted (CW) - Benchmark

El índice *cap-weighted* replica la lógica de los principales *benchmarks* de renta variable y de varios índices crypto existentes (CRIX, CMC20, EEI). En cada fecha de rebalanceo t , el peso del activo i se define como la proporción de su capitalización de mercado sobre la suma del universo:

$$|w_{i,t}^{CW}| = \frac{mcap_{i,t}}{\sum_{j=1}^N mcap_{j,t}} \quad (2)$$

Donde $mcap_{i,t}$ es la capitalización de mercado depurada (con los ceros tratados como datos faltantes). Esta regla produce un índice que refleja la estructura "natural" del mercado: los activos de mayor tamaño concentran la mayor parte del peso y las *altcoins* pequeñas tienen participaciones marginales. El CW se utiliza como referencia para evaluar si las metodologías alternativas mejoran el perfil riesgo-retorno o reducen la concentración sin perder representatividad.

- Diversity weighted (DW) - Enhanced Index

El índice *diversity-weighted* sigue la propuesta de Kaiser (2017) de atenuar la concentración del *cap-weighted* sin

alejarse por completo de él. A partir de los pesos de capitalización $w_{i,t}^{CW}$, se aplica una transformación con un parámetro $\alpha \in (0,1)$ que incrementa ligeramente el peso relativo de los activos medianos y pequeños:

$$\tilde{w}_{i,t} = (w_{i,t}^{CW})^\alpha, \quad w_{i,t}^{DW} = \frac{\tilde{w}_{i,t}}{\sum_{j=1}^N \tilde{w}_{j,t}} \quad (3)$$

En este trabajo se fija $\alpha=0,5$, de modo que la transformación equivale, en la práctica, a aplicar una raíz cuadrada a los pesos del CW. Este valor se escogió con el fin de mantener una estrategia balanceada: cuando α se aproxima a 1, el DW se vuelve casi indistinguible del índice *cap-weighted*, mientras que valores muy bajos (cerca de 0) lo empujan hacia un esquema similar al *equal-weight* y generan una desviación mucho mayor respecto al *benchmark*. Con $\alpha=0,5$, las diferencias entre los pesos se regulan: las criptomonedas de mayor capitalización pierden algo de su peso en favor del resto, pero la estructura general del índice sigue muy próxima al CW. El objetivo es mejorar la diversificación y reducir la concentración sin introducir cambios drásticos en el *tracking* frente al índice de referencia.

- Cap-weighted con capping (CW-cap) - Enhanced Index

La segunda estrategia *enhanced* consiste en aplicar un límite máximo de peso por activo sobre el propio índice *cap-weighted*. En cada fecha de rebalanceo t , se parte de los pesos $w_{i,t}^{CW}$ y se impone un umbral \underline{w} como límite superior individual. En este trabajo se fija $\underline{w} = 0,25$, es decir, un tope del 25% por activo, con el objetivo de evitar que uno o dos criptos dominen el índice, pero sin romper por completo la lógica de ponderación por capitalización. Más adelante, se evaluará esta decisión en una prueba de robustez.

El procedimiento es el siguiente: (1) Se recorta cualquier activo cuya participación exceda \underline{w} , fijando $w_{i,t} = \underline{w}$ para esos casos. (2) El excedente recortado se calcula como la diferencia entre los pesos originales y los pesos “capped”. (3) Ese excedente se redistribuye de forma proporcional entre los activos que no alcanzan el límite \underline{w} , manteniendo sus proporciones relativas. (4) Finalmente, se normalizan los pesos para asegurar que $\sum_{i=1}^N w_{i,t}^{CW-cap} = 1$.

- Equal-weighted (EW) - Full Replication

El índice *equal-weighted* es la manera más simple de *full replication*. Este implica darle el mismo peso a cada activo, sin importar su tamaño:

$$|w_{i,t}^{EW}| = \frac{1}{N}, \quad \forall i \quad (4)$$

Este esquema se encuentra ampliamente estudiado en la literatura como un caso de “diversificación ingenua” (DeMiguel, Garlappi & Uppal, 2009) y suele producir carteras más expuestas a activos de capitalización media y baja. En el contexto cripto, esto significa dar un rol mucho más relevante a *altcoins* que, bajo CW, serían casi marginales. De esta forma, el EW permite examinar el *trade-off* entre representatividad y diversificación.

- Inverse volatility (IV) - Full Replication

El esquema *inverse volatility* (IV) es un método de *full replication* basado en riesgo. En lugar de ponderar por tamaño, se estima, para cada activo, su volatilidad histórica $\sigma_{i,t}$ a partir de una ventana fija de retornos diarios previa al rebalanceo (en este caso, se utilizó una ventana de 90 días para la medición que será validada en una prueba de robustez más adelante). A partir de estas volatilidades, los pesos se definen como:

$$\widetilde{w}_{i,t} = \frac{1}{\sigma_{i,t}}, \quad w_{i,t}^{IV} = \frac{\widetilde{w}_{i,t}}{\sum_{j=1}^N \widetilde{w}_{j,t}} \quad (5)$$

De este modo, los activos menos volátiles reciben mayor peso y los más volátiles quedan penalizados. IV permite evaluar si una regla basada sólo en riesgo mejora el perfil riesgo-retorno frente al CW.

- Minimum variance (MinVar) - Optimización

El primer método de optimización considerado es el portafolio de mínima varianza. La idea es que en lugar de fijar los pesos en función del tamaño o de la volatilidad individual de cada activo, se elige la combinación de criptomonedas que, en conjunto, genere la menor volatilidad posible para el índice.

Formalmente, en cada fecha t se resuelve:

$$w_t^T \Sigma_t w_t \quad s.a. \quad \sum_{i=1}^N w_{i,t} = 1, \quad 0 \leq w_{i,t} \leq 0.25. \quad (6)$$

Donde: w es el vector de pesos del índice en t . Σ_t es la matriz de covarianzas de retornos diarios, estimada con una ventana fija de 90 días inmediatamente anterior al rebalanceo. La restricción $\sum_{i=1}^N w_{i,t} = 1$ garantiza que el 100% del capital está invertido. La otra restricción $0 \leq w_{i,t} \leq 0.25$ impone, por un lado, una cartera de “sólo compra” (no hay posiciones cortas) y, por otro, un límite máximo del 25% por activo, para evitar concentraciones extremas en una sola criptomoneda.

La ventana de 90 días permite disponer de suficientes datos para estimar una matriz de covarianzas razonablemente estable y, al mismo tiempo, capturar la dinámica reciente del mercado, que en el caso de las criptomonedas puede cambiar con rapidez. El límite del 25% cumple un rol similar al presentado anteriormente con el CW-cap: reduce la concentración sin romper la lógica del índice como cartera diversificada. Estas elecciones actúan como especificación base, sin embargo, en las pruebas de robustez se considerarán ventanas de 60 y 120 días y límites del 20% y del 30%.

Es importante aclarar que MinVar construye un índice explícitamente orientado a minimizar la volatilidad dentro del universo cripto considerado, sujeto a restricciones simples de diversificación. Su comportamiento se asemeja más al de una estrategia sistemática de gestión de riesgo que al de un índice de mercado puramente representativo.

- Maximum diversification (MaxDiv) - Optimización

El segundo método de optimización es el portafolio de máxima diversificación (MaxDiv). A diferencia de MinVar, que sólo busca reducir la varianza total, MaxDiv intenta aprovechar al máximo el efecto de diversificación entre las criptomonedas, premiando aquellas combinaciones de activos que “se mueven distinto” entre sí.

El criterio que se maximiza es el *diversification ratio* en cada fecha t :

$$DR_t(w_t) = \frac{\sum_{i=1}^N w_{i,t} \sigma_{i,t}}{\sqrt{w_t^T \Sigma_t w_t}} \quad (7)$$

Donde: w_t es el vector de pesos del índice en la fecha t . $\sigma_{i,t}$ es la volatilidad individual de la criptomoneda i , calculada como la raíz cuadrada del elemento diagonal correspondiente de Σ_t . Σ_t es la misma matriz de covarianzas de retornos diarios utilizada en MinVar, estimada con una ventana fija de 90 días inmediatamente anterior al rebalanceo. El denominador $\sqrt{w_t^T \Sigma_t w_t}$ es la volatilidad del índice construido con esos pesos.

Intuitivamente, el numerador refleja cuánta volatilidad traerían los activos si no hubiera diversificación, mientras que el denominador recoge la volatilidad real del portafolio una vez combinados. Cuanto mayor es el ratio, más fuerte es el efecto de diversificación.

En cada rebalanceo se resuelve:

$$D R_t(w_t) \text{ s.a. } \sum_{i=1}^N w_{i,t} = 1, \quad 0 \leq w_{i,t} \leq 0.25 \forall i. \quad (8)$$

Las restricciones son las mismas que en MinVar: el índice está siempre plenamente invertido ($\sum_{i=1}^N w_{i,t} = 1$), sólo toma posiciones largas ($0 \leq w_{i,t}$) y ningún activo puede superar el 25% del total. El tope del 25% vuelve a actuar como freno a la concentración en Bitcoin, Ethereum u otras criptomonedas dominantes. Estas elecciones definen la especificación base; su sensibilidad a cambios en la ventana de estimación y en el *cap* se analiza en las pruebas de robustez.

MaxDiv construye una cartera que no sólo busca ser “poco volátil”, sino que explota al máximo las diferencias de comportamiento entre activos para aumentar el efecto diversificación. Al igual que MinVar, se comporta más como una estrategia cuantitativa de optimización del riesgo que como un índice estándar de mercado, lo que implica un *trade-off* claro entre eficiencia riesgo-retorno y representatividad.

- Series de referencia: Bitcoin y Ethereum

Además de los siete índices construidos con distintas reglas de ponderación, se incluyeron dos series de referencia adicionales: la inversión exclusiva en Bitcoin (BTC) y en Ethereum (ETH). Para cada activo se construyó una serie de valor acumulado y se ajustó a base 100 en la misma fecha inicial que los índices. De este modo, todas las curvas quedan en la misma escala y es posible comparar directamente si alguna metodología de ponderación mejora, en términos de desempeño ajustado al riesgo y concentración, a la estrategia de “comprar y mantener” estos activos individuales de referencia.

7.5 Pruebas de robustez en los parámetros técnicos

Las decisiones técnicas sobre el nivel de *cap* en el índice CW-capped, la ventana de medición en IV y la longitud de la ventana para estimar covarianzas en MinVar y MaxDiv son, en parte, convenciones. Para comprobar que los resultados no dependen de forma crítica de esos valores, se realizaron ejercicios de robustez manteniendo siempre fijo el universo de 27 activos, el calendario de rebalanceo y el resto de reglas operativas.

En el caso del índice *cap-weighted* con límite por activo, se recalcularon pesos y niveles para tres topes alternativos (20%, 25% y 30%), midiendo las mismas métricas globales que en el análisis principal. Los tres caps generan perfiles muy similares: las rentabilidades anualizadas se sitúan en un rango estrecho ($\approx 0,75-0,79$), la volatilidad ronda el 0,73 y los ratios de Sharpe y Calmar varían poco entre sí. El HHI y el peso del Top-5 se comportan como cabría esperar (más diversificación cuanto menor es el cap). El tope del 25% se

mantiene como especificación base porque ofrece el mejor compromiso entre eficiencia (Sharpe y Calmar ligeramente superiores) y representatividad (beta cercana a 1 y *error moderado*), reduciendo al mismo tiempo la concentración estructural del CW.

Para los índices de gestión del riesgo se siguió una lógica análoga. En IV, MinVar y MaxDiv se replicó toda la construcción del índice utilizando ventanas históricas de 60, 90 y 120 días. En las tres metodologías, las diferencias entre ventanas son pequeñas: los ratios de Sharpe y Calmar se mantienen muy próximos (en torno a 1,33-1,37 en IV, 1,74-1,78 en MinVar y 1,62-1,75 en MaxDiv), con volatilidades similares y *drawdowns* acotados. En todos los casos IV, MinVar y MaxDiv siguen dominando al *cap-weighted* en términos de desempeño ajustado al riesgo, independientemente de la ventana empleada. Por simplicidad, se adopta la ventana de 90 días como especificación de referencia, al presentar un punto intermedio razonable entre utilizar suficiente historia y capturar la dinámica reciente del mercado. Las tablas detalladas de robustez se encuentran en el Anexo (i) en el apartado de anexos.

8. Resultados

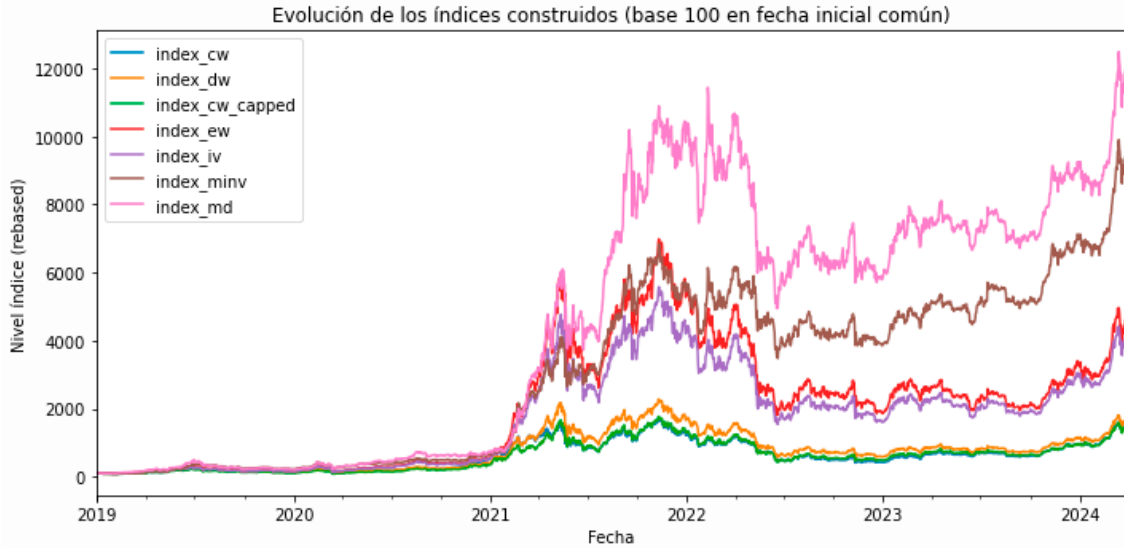
En esta sección se interpretan los resultados de los índices construidos con el fin de comparar su desempeño y evaluar qué metodologías se mantienen más sólidas cuando cambia la fase de mercado. El análisis no se limita a “quién rinde más”, sino a identificar el equilibrio entre desempeño ajustado al riesgo y representatividad, observando cómo se comporta cada regla de ponderación en contextos distintos: expansiones, caídas abruptas y recuperaciones.

8.1 Evolución temporal y track record de los índices (base 100)

La Figura R1 compara la trayectoria histórica de los índices construidos. Para construir el *track record* de cada metodología, todas las series se ajustan a base 100 en la fecha inicial común. De esta manera, la figura se puede interpretar de la siguiente forma: si una línea alcanza 200, significa que su valor se ha duplicado respecto al inicio, mientras que, si cae a 50, implica una pérdida del 50% desde ese punto de partida.

Al observar el gráfico, se puede ver que cuando el mercado comienza una fase alcista, las trayectorias dejan de moverse de forma parecida y se observa una separación clara entre cada categoría de metodologías. En esta comparación visual, las metodologías por optimización (MaxDiv y MinVar) tienden a situarse muy por encima de las demás durante gran parte de la muestra y muestran correcciones menos persistentes tras episodios de caída, lo que anticipa diferencias relevantes en métricas de *drawdown* y medidas de riesgo.

Figura R1: Evolución temporal y track record de los índices construidos (base 100)



Como complemento, la *Figura R2* resume el nivel final alcanzado por cada serie en la última fecha disponible. Esta fotografía confirma la brecha acumulada: MaxDiv alcanza el mayor nivel final ($\approx 11.901,8$), seguido por MinVar ($\approx 9.419,0$). En segundo lugar, aparecen las metodologías *full replication*, EW ($\approx 4.627,2$) e IV ($\approx 4.137,6$). Seguidas por BTC y ETH que finalizan en niveles inferiores ($\approx 1.839,6$ y $\approx 2.609,5$, respectivamente), mientras que CW y las metodologías apalancadas a éste (DW y CW-capped) se mantienen alrededor de $\approx 1.465-1.691$.

Figura R2: Nivel final (base 100 X) por índice

índice	nivel_final_rebased
index_cw	1508.786322
index_dw	1690.001555
index_cw_capped	1465.086118
index_ew	4627.24121
index_iv	4137.554305
index_MinVar	9419.041531
index_MaxDiv	11901.75271
btc_index	1839.555134
eth_index	2609.535965

8.2 Matriz de correlaciones de retornos diarios

La matriz de correlaciones de retornos diarios (Ver *Figura R3*) confirma que todos los índices comparten un mismo ciclo de mercado, con coeficientes sistemáticamente altos. No sorprende que el CW sea el que más se parece a Bitcoin: su correlación con la serie de BTC se sitúa en torno al 0,98, lo que refuerza la idea de que un índice *cap-weighted* es, en la práctica, “BTC con acompañantes”. En el otro extremo, las metodologías de optimización (MinVar y MaxDiv) muestran las correlaciones más bajas tanto con el CW como con BTC, lo que cuadra con su carácter más defensivo y con su mayor desviación respecto al *benchmark*. Entre estos dos polos, los índices EW e IV mantienen correlaciones algo menores que las estrategias ancladas a CW, pero sin alejarse de forma drástica del comportamiento agregado del mercado.

Figura R3: Matriz de correlaciones de retornos diarios

	in- dex_cw	in- dex_dw	in- dex_cw _capped	in- dex_ew	in- dex_iv	in- dex_Mi nVar	in- dex_Ma x_Div	btc_in- dex	eth_in- dex
index_cw	1	0.97	0.972	0.908	0.918	0.842	0.777	0.975	0.908
index_dw	0.97	1	0.99	0.977	0.98	0.884	0.841	0.904	0.92
index_cw_capped	0.972	0.99	1	0.949	0.955	0.86	0.806	0.9	0.956
index_ew	0.908	0.977	0.949	1	0.994	0.893	0.882	0.825	0.872
index_iv	0.918	0.98	0.955	0.994	1	0.912	0.876	0.838	0.877
index_MinVar	0.842	0.884	0.86	0.893	0.912	1	0.918	0.786	0.776
index_MaxDiv	0.777	0.841	0.806	0.882	0.876	0.918	1	0.709	0.731
btc_index	0.975	0.904	0.9	0.825	0.838	0.786	0.709	1	0.817
eth_index	0.908	0.92	0.956	0.872	0.877	0.776	0.731	0.817	1

8.3 Rentabilidad simple, volatilidad y máximo drawdown

La *Figura R4* muestra medidas básicas de retorno medio y riesgo e incluye el máximo *drawdown*, entendido como la mayor caída porcentual desde un máximo histórico hasta el mínimo posterior. Esta métrica es especialmente informativa en cripto, donde los episodios de corrección suelen ser profundos y condicionan la experiencia del inversor.

En esta tabla, MinVar es quien presenta el *drawdown* máximo más moderado ($\approx -0,492$) (lo cual tiene sentido por su naturaleza de optimizar por mínima varianza), seguido por su

compañero de categoría, MaxDiv con ($\approx -0,583$). Luego, le siguen las metodologías *full replication*, IV con ($\approx -0,723$) y con EW ($\approx -0,740$). Mientras que, el *benchmark* CW presenta un *drawdown* máximo ($\approx -0,760$) muy similar al de BTC ($\approx -0,767$) y ETH ($\approx -0,793$). En conjunto, la evidencia apunta a que la optimización basada en riesgo no sólo altera el nivel de retorno, sino que reduce de forma material la severidad de las pérdidas extremas. Por otro lado, IV y EW logran mejores correcciones ante caídas frente al índice por capitalización y BTC y ETH por separado.

Figura R4: Media, volatilidad y máximo drawdown por índice

índice	mu_diaria	vol_diaria	mu_anual	vol_anual	Max_Drawdown
index_cw	0.002069	0.035651	0.755181	0.681103	-0.75957
index_dw	0.00221	0.037666	0.806644	0.719613	-0.74757
index_cw_capped	0.00216	0.038339	0.788321	0.732461	-0.75799
index_ew	0.002838	0.040096	1.035723	0.76603	-0.7403
index_iv	0.002695	0.038083	0.983814	0.727584	-0.72283
index_MinVar	0.002878	0.031567	1.050294	0.603091	-0.49216
index_MaxDiv	0.003119	0.034943	1.138371	0.667584	-0.58309
btc_index	0.002132	0.034667	0.778119	0.66232	-0.76718
eth_index	0.002712	0.044374	0.989887	0.847763	-0.7933

8.4 Desempeño ajustado al riesgo: Sharpe y Calmar

La *Figura R5* resume el desempeño ajustado al riesgo mediante los ratios de Sharpe (rentabilidad anualizada sobre volatilidad anualizada) y Calmar (rentabilidad anualizada sobre el valor absoluto del máximo *drawdown*). Estos indicadores permiten comparar metodologías más allá del retorno acumulado, incorporando tanto volatilidad como pérdidas extremas.

Los resultados favorecen, de nuevo, a las metodologías optimizadas. MinVar encabeza la tabla con Sharpe $\approx 1,742$ y Calmar $\approx 2,134$, seguido por MaxDiv (Sharpe $\approx 1,705$; Calmar $\approx 1,952$). Por debajo se ubican EW e IV (Sharpe $\approx 1,352$), mientras CW muestra un desempeño inferior (Sharpe $\approx 1,109$). BTC y ETH quedan por debajo de MinVar y MaxDiv en Sharpe ($\approx 1,175$ y $1,168$) y, especialmente, en Calmar, consistente con sus *drawdowns* máximos más severos.

Figura R5: Sharpe y Calmar por índice

índice	Sharpe	Calmar
index_cw	1.108762	0.994217
index_dw	1.120941	1.079022
index_cw_capped	1.076264	1.04002
index_ew	1.352066	1.39906
index_iv	1.352165	1.36105
index_MinVar	1.741518	2.134053
index_MaxDiv	1.705209	1.952315
btc_index	1.174838	1.014255
eth_index	1.167646	1.247806

8.5 Diferencias respecto al benchmark CW: beta y tracking error

En este apartado, beta y tracking error se interpretan como medidas de proximidad al CW, utilizado como benchmark

convencional. Dado que el CW es un índice altamente concentrado, estas métricas no pretenden capturar una representatividad “absoluta” del mercado, sino cuantificar la desviación frente al estándar por capitalización.

La Figura R6 evalúa cómo se relaciona cada metodología con el benchmark CW usando dos métodos de medición: beta vs CW (sensibilidad a sus variaciones) y tracking error (qué tan distinta es su rentabilidad respecto al benchmark a lo largo del tiempo). Esto ayuda a interpretar si el mejor desempeño proviene de una versión similar al CW o, por el contrario, de una construcción con dinámica propia.

En la tabla se puede ver que, coherente con su diseño, DW y CW-capped se mantienen cerca del benchmark: presentan betas próximas a uno y tracking error contenido, lo que indica que corrigen parcialmente la concentración sin abandonar la dinámica de mercado que impone la capitalización. En cambio, MinVar y MaxDiv aparecen mucho más alejados: muestran betas inferiores a uno ($\approx 0,746$ y $\approx 0,762$) y tracking error anualizado mayor ($\approx 0,368$ y $\approx 0,451$), consistente con carteras cuyo objetivo no es parecerse a CW, sino modificar el perfil de riesgo y caídas extremas.

Figura R6: Beta y tracking error vs CW (diario y anualizado)

índice	beta_vs_CW	TE_diario	TE_anual
index_dw	1.025726	0.009152	0.174844
index_cw_capped	1.045572	0.009189	0.175565
index_ew	1.022191	0.016783	0.320636
index_iv	0.981333	0.015104	0.28857
index_MinVar	0.746248	0.019275	0.368253
index_MaxDiv	0.761799	0.023591	0.450712
btc_index	0.948522	0.007936	0.151617
eth_index	1.130515	0.019179	0.366411

8.6 Concentración de pesos: HHI y participación del Top-5

Para analizar concentración, se calculan dos indicadores sobre la estructura de pesos en cada rebalanceo: el HHI (suma de pesos al cuadrado donde un mayor valor implica mayor concentración) y el peso del Top-5 (cuánto del índice explican los cinco activos con mayor peso). Estos resultados permiten vincular desempeño con concentración: un índice puede rendir bien, pero hacerlo por estar dominado por pocos activos, lo que limita su lectura como benchmark amplio.

La evidencia es clara (Ver Figura R7). CW es el método más concentrado: HHI medio $\approx 0,445$ y Top-5 medio $\approx 0,911$, lo que implica que cinco activos explican, en promedio, más del 90% del índice. DW reduce esa concentración (HHI medio $\approx 0,115$; Top-5 medio $\approx 0,586$) y, como

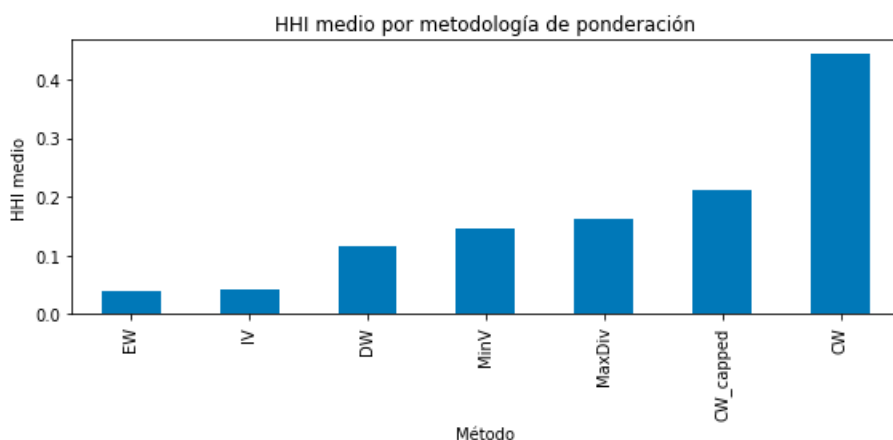
era esperable, las metodologías full replication, (EW) o basado en volatilidad inversa (IV), presentan los valores más bajos de concentración promedio (HHI medio $\approx 0,039-0,042$; Top-5 medio $\approx 0,193$ en EW y $\approx 0,275$ en IV).

En las metodologías optimizadas, la concentración disminuye frente a CW, pero se mantiene en niveles intermedios: MinVar con HHI medio $\approx 0,147$ y Top-5 medio $\approx 0,749$, y MaxDiv con HHI medio $\approx 0,162$ y Top-5 medio $\approx 0,818$. Por tanto, aunque MinVar y MaxDiv destacan en indicadores de riesgo-retorno, este bloque evidencia un trade-off relevante: parte de ese desempeño se obtiene con carteras menos diversificadas que las metodologías full replication, lo que reduce su capacidad representativa y es coherente con la segunda hipótesis sobre los efectos de la concentración.

Figura R7: HHI y Top-5 (media/min/max) por metodología

método	HHI_medio	HHI_max	Top5_medio	Top5_max
index_cw	0.445101	0.628148	0.911289	0.944505
index_dw	0.114612	0.154049	0.586464	0.641411
index_cw_capped	0.210316	0.307765	0.806017	0.876799
index_ew	0.038576	0.05	0.192878	0.25
index_iv	0.04187	0.059316	0.274512	0.392975
index_MinVar	0.146733	0.234935	0.748692	1
index_MaxDiv	0.161666	0.195232	0.818066	0.942139

Figura R8: HHI medio por metodología



8.7 Métricas globales y selección preliminar de la metodología

La *Figura R9* consolida las métricas globales (rentabilidad anual compuesta, volatilidad anualizada, máximo *drawdown*, Sharpe y Calmar), ordenadas por Sharpe. En esta tabla, se puede observar que las dos metodologías optimizadas dominan por completo en todas las métricas.

Figura R9: Métricas globales ordenadas por Sharpe

índice	AnnRet	AnnVol	Sharpe	MaxDD	Calmar
index_MinVar	1.050294	0.603091	1.741518	-0.49216	2.134053
index_MaxDiv	1.138371	0.667584	1.705209	-0.58309	1.952315
index_iv	0.983814	0.727584	1.352165	-0.72283	1.36105
index_ew	1.035723	0.76603	1.352066	-0.7403	1.39906
btc_index	0.778119	0.66232	1.174838	-0.76718	1.014255
eth_index	0.989887	0.847763	1.167646	-0.7933	1.247806
index_dw	0.806644	0.719613	1.120941	-0.74757	1.079022
index_cw	0.755181	0.681103	1.108762	-0.75957	0.994217
index_cw_capped	0.788321	0.732461	1.076264	-0.75799	1.04002

Aunque MaxDiv supera a MinVar en rentabilidad anualizada, MinVar ofrece un perfil más eficiente en el compromiso riesgo-retorno: menor volatilidad y *drawdown* máximo más contenido, con ratios Sharpe y Calmar superiores. Frente a BTC y ETH, la diferencia también es marcada (BTC con Sharpe $\approx 1,175$ y ETH $\approx 1,168$).

8.8 Análisis por fases de mercado

Para que la selección de la metodología no dependa de un único tramo del ciclo, el desempeño se evalúa también en cuatro subperiodos que representan regímenes claramente distintos del mercado cripto. Esta lectura es especialmente útil porque en cripto los cambios de régimen tienden a ser abruptos y la relación entre retorno y riesgo puede modificarse de forma marcada entre etapas. Por esta razón, las fases se definieron a partir de eventos muy marcados que han afectado considerablemente el mercado:

- *Fase 1: postcrash - preCOVID (31/12/2018-12/03/2020).* Periodo posterior al ajuste del ciclo 2017-2018, caracterizado por un mercado todavía débil, que finaliza justo antes del shock de marzo de 2020.
- *Fase 2: bull COVID - ATH (13/03/2020-09/11/2021).* Etapa de expansión que inicia luego del shock de COVID y termina en el punto máximo del ciclo (ATH), reflejando un tramo de fuerte tendencia alcista.
- *Fase 3: bear postATH - FTX (10/11/2021-21/11/2022).* Mercado bajista posterior al máximo del ciclo, con caídas sostenidas y episodios de estrés, incluyendo las repercusiones del colapso de FTX.
- *Fase 4: recuperación (22/11/2022-27/03/2024).* Periodo posterior al bear market, donde se comienza a observar una recuperación progresiva del mercado.

Figura R10: Métricas en la fase 1 (postcrash - preCOVID) (Ordenadas por Sharpe)

índice	AnnRet	AnnVol	Sharpe	MaxDD	Calmar
index_MinVar	1.164286	0.599101	1.943389	-0.413898	2.812978
index_MaxDiv	1.255734	0.720466	1.742946	-0.583088	2.153594
index_ew	0.932435	0.680005	1.371217	-0.493037	1.891208
index_iv	0.878663	0.673290	1.305029	-0.473348	1.856274
btc_index	0.831015	0.664073	1.251392	-0.490066	1.695720
index_cw	0.657319	0.661837	0.993173	-0.528888	1.242833
index_dw	0.632562	0.672364	0.940802	-0.544746	1.161205
eth_index	0.626032	0.821442	0.762113	-0.639030	0.979661
index_cw_capped	0.502716	0.698431	0.719779	-0.583935	0.860910

Figura R11: Métricas en la fase 2 (bull COVID - ATH) (Ordenadas por Sharpe)

índice	AnnRet	AnnVol	Sharpe	MaxDD	Calmar
index_MaxDiv	2.437341	0.816864	2.983780	-0.388677	6.270861
index_MinVar	2.098447	0.752825	2.787431	-0.356945	5.878915
index_iv	2.364509	0.894546	2.643252	-0.543150	4.353325
index_ew	2.535539	0.961203	2.637880	-0.561512	4.515556
eth_index	2.498688	1.040598	2.401203	-0.570867	4.377005
index_dw	2.005410	0.887569	2.259442	-0.567067	3.536458
index_cw_capped	1.972031	0.900612	2.189658	-0.559606	3.523963
index_cw	1.743148	0.815527	2.137450	-0.524081	3.326105
btc_index	1.606446	0.782837	2.052081	-0.528571	3.039226

Figura R12: Métricas en la fase 3 (bear postATH - FTX) (Ordenadas por Sharpe)

indice	AnnRet	AnnVol	Sharpe	MaxDD	Calmar
index_MinVar	-0.311148	0.600572	-0.518086	-0.492159	-0.632210
index_MaxDiv	-0.346128	0.645197	-0.536468	-0.567422	-0.610001
index_iv	-0.809313	0.757442	-1.068481	-0.722834	-1.119638
index_ew	-0.850011	0.785007	-1.082807	-0.740299	-1.148199
eth_index	-0.997678	0.880904	-1.132561	-0.790123	-1.262686
index_cw_capped	-0.965370	0.754004	-1.280324	-0.756671	-1.275812
index_dw	-0.983668	0.742340	-1.325089	-0.747569	-1.315821
index_cw	-1.088900	0.707453	-1.539185	-0.758107	-1.436340
btc_index	-1.154444	0.659873	-1.749495	-0.765547	-1.508000

Figura R13: Métricas en la fase 4 (recuperación) (Ordenadas por Sharpe)

indice	AnnRet	AnnVol	Sharpe	MaxDD	Calmar
btc_index	1.190041	0.464918	2.559679	-0.200748	5.928045
index_cw	1.036254	0.450209	2.301718	-0.221022	4.688460
index_MinVar	0.699115	0.337570	2.071025	-0.164082	4.260759
index_cw_capped	0.925393	0.456187	2.028539	-0.256214	3.611801
eth_index	0.974590	0.502452	1.939669	-0.274609	3.549013
index_dw	0.854144	0.457291	1.867832	-0.262886	3.249100
index_MaxDiv	0.569048	0.347771	1.636271	-0.179544	3.169411
index_iw	0.747792	0.467470	1.599658	-0.296668	2.520640
index_ew	0.722044	0.496834	1.453289	-0.321563	2.245422

Los resultados muestran que el liderazgo no es idéntico en todos los regímenes, pero sí existe un patrón de robustez. En las figuras presentadas (R10-R13), se puede ver que durante la fase bajista post-ATH-FTX, MinVar registra el Sharpe menos negativo ($\approx -0,518$) y mejora de manera clara frente a BTC ($\approx -1,749$) y ETH ($\approx -1,132$), lo que es coherente con el objetivo de controlar las caídas abruptas. Por otro lado, durante la fase alcista COVID-ATH, el mejor desempeño por Sharpe lo obtiene MaxDiv ($\approx 2,983$), mientras MinVar se ubica en segundo lugar ($\approx 2,787$), lo que sugiere que, en una expansión intensa, el enfoque de diversificación máxima es ideal para aumentar la eficiencia en términos rentabilidad-volatilidad entre las metodologías evaluadas. Finalmente, en la fase de recuperación, el liderazgo pasa a BTC ($\approx 2,560$), mientras MinVar mantiene un perfil más conservador (Sharpe $\approx 2,071$), consistente con una exposición menos agresiva al comportamiento del mercado en esa etapa.

Luego, como síntesis de estabilidad, la Figura R14 promedia el puesto (ranking) por Sharpe de cada metodología en cada una de las fases. Se puede ver que MinVar obtiene el mejor ranking promedio (1,75), seguido por MaxDiv (3,00) y luego, por las metodologías *full replication* IV (4,50) e EW (5,00).

Mientras que, las metodologías ancladas al *benchmark* y el índice por capitalización tuvieron los peores resultados en torno a la rentabilidad ajustada al riesgo promedio durante todas las fases de mercado.

Figura R14: Ranking Sharpe promedio por fases (de mejor a peor)

indice	Rank_sharpe
index_MinVar	1.75
index_MaxDiv	3.00
index_iv	4.50
index_ew	5.00
eth_index	5.75
btc_index	6.00
index_cw	6.00
index_cw_capped	6.50
index_dw	6.50

9. Discusión y conclusiones

9.1 Discusión de resultados frente a objetivos e hipótesis

El trabajo partía de tres objetivos: (1) evaluar si reglas de ponderación alternativas al *cap-weighted* (CW) mejoran el desempeño ajustado al riesgo frente al índice y frente a estrategias *buy & hold* en BTC y ETH; (2) analizar el papel de la concentración en la volatilidad, los *drawdowns* y la representatividad; y (3) identificar una regla que combine mejora riesgo-retorno con cercanía al comportamiento del mercado.

La evidencia apoya el primer objetivo: varias metodologías superan a CW, BTC y ETH en ratios como Sharpe y Calmar, y presentan *drawdowns* menos severos. Esto se observa con mayor intensidad en los modelos de optimización (MinVar y MaxDiv), pero también en esquemas de *full replication* (EW e IV), que ofrecen perfiles riesgo-retorno más equilibrados que la ponderación por capitalización y que posiciones concentradas en un solo activo. La segunda hipótesis también se confirma: CW exhibe niveles de HHI y peso del Top-5 sustancialmente superiores, por lo que su trayectoria queda dominada por pocas criptomonedas. En contraste, EW e IV reducen de forma marcada la concentración sin deteriorar el desempeño ajustado al riesgo, e incluso mejorándolo en varios casos; los modelos de optimización corrigen parcialmente la concentración, aunque no alcanzan el grado de diversificación de las reglas determinísticas.

Respecto al tercer objetivo, las métricas frente al *benchmark* y el análisis por fases sugieren que las reglas de *full replication* se aproximan mejor al equilibrio buscado: mejoran el perfil riesgo-retorno del CW manteniendo beta cercana a uno y *tracking error* moderado. En particular, EW e IV muestran un comportamiento más estable a lo largo de distintos regímenes que CW y que las estrategias concentradas en BTC o ETH.

9.2 Selección del índice de referencia y trade-offs

La comparación entre familias permite precisar qué significa “mejor índice” según el criterio. Si el objetivo fuera maximizar el Sharpe histórico, MinVar (y en menor medida MaxDiv) aparece como dominante. Sin embargo, estos enfoques implican compromisos relevantes: se alejan del CW en términos de beta y *tracking error*, dependen de la estimación recurrente de matrices de covarianza (con sensibilidad a muestra, régimen y ruido), y tienden a mayor rotación, con costos de transacción e impacto de mercado potencialmente significativos.

En consecuencia, el mejor desempeño de MinVar y MaxDiv en Sharpe y Calmar debe leerse con cautela: al no incorporar comisiones, *spreads* y *slippage*, los resultados pueden estar inflados. En cripto, donde la profundidad y los costos de ejecución varían mucho entre activos, incorporar restricciones de liquidez y capacidad probablemente recortaría parte de esa ventaja, en especial en las estrategias que optimizan pesos con mayor frecuencia.

Esto último es consistente con la práctica en mercados tradicionales: un *benchmark* no sólo busca mayor rendimiento sino describir el mercado mediante reglas simples, estables y ampliamente aceptadas. En ese sentido, los modelos de

optimización se asemejan más a estrategias sistemáticas que a candidatos naturales a índice de referencia.

Las reglas de *full replication* (EW e IV) resultan más alineadas con el objetivo del artículo: reducen la concentración heredada de CW, mejoran Sharpe y Calmar frente al *benchmark* y frente a BTC/ETH, y mantienen betas próximas a uno con *tracking errors* razonables, todo ello con reglas estables y sin calibraciones complejas. Dentro de este grupo, EW maximiza diversificación al asignar pesos iguales; IV incorpora información de riesgo penalizando activos más volátiles, logrando una trayectoria algo más estable. En conjunto, IV y EW emergen como la opción más consistente para un índice de referencia equilibrado.

9.3 Limitaciones y líneas de investigación futuras

El ejercicio presenta cinco limitaciones. Primero, el universo se restringe a 27 criptomonedas con historia suficiente, excluyendo *stablecoins* y activos *wrapped*; por tanto, las conclusiones están restringidas a ese subconjunto. Segundo, aunque el rebalanceo es mensual, el universo es fijo a lo largo del periodo, a diferencia de índices reales que revisan constituyentes. Esta decisión facilita la comparación entre reglas de ponderación, pero puede introducir un sesgo de supervivencia al privilegiar activos con historia larga y liquidez persistente, y subestimar el problema real de diseñar benchmarks en un mercado con alta rotación de proyectos. Tercero, el análisis con precios de cierre diarios no incorpora comisiones, *spreads* ni *slippage*, ni modela restricciones de liquidez o impacto de mercado. Esta omisión es particularmente relevante en metodologías con mayor rotación y optimización (en especial MinVar y MaxDiv), por lo que sus ratios de Sharpe y Calmar deben interpretarse como una cota bajo fricción cero. Cuarto, la segmentación por fases aproxima regímenes de manera discreta y puede no capturar plenamente shocks exógenos o transiciones graduales. Finalmente, dado que el CW es un *benchmark* altamente concentrado, las métricas de beta y *tracking error* deben interpretarse como proximidad al estándar por capitalización, no como una medida absoluta de representatividad del mercado.

Estas limitaciones abren varias líneas de investigación futura. Una primera extensión consiste en trabajar con universos dinámicos, que permitan la entrada y salida de activos y, además, explorar índices segmentados por tipo de proyecto (por ejemplo, *layers* o protocolos DeFi). En segundo lugar, resulta pertinente ampliar el menú de reglas de ponderación consideradas en la bibliografía y evaluar la sensibilidad de los resultados a distintas frecuencias de rebalanceo. Finalmente, la literatura reciente sobre fondos índice tokenizados (Ciriello, 2021) sugiere una extensión interesante: analizar bajo qué costos, restricciones operativas y marcos regulatorios los índices cripto basados en *full replication* (como IV o EW) podrían implementarse sobre blockchain y, en consecuencia, transformarse en productos de inversión tokenizados viables.

9.4 Conclusiones finales

En conjunto, los resultados confirman que la regla de ponderación determina de forma sustantiva el comportamiento de un índice cripto. Manteniendo fijo el universo, alternativas al CW reducen la concentración, mejoran el desempeño ajustado al riesgo y, en varios casos, producen trayectorias más estables que buy & hold en BTC o ETH. En este marco, los índices ponderados por capitalización aparecen como un proxy subóptimo del perfil riesgo-retorno al que se enfrenta un inversor diversificado, ya que su concentración extrema debilita tanto la diversificación como el control de caídas. Por otro lado, las metodologías de optimización, aunque dominan en métricas históricas, tienden a alejarse del comportamiento del mercado y se interpretan mejor como estrategias sistemáticas. En cambio, las reglas de full replication, en particular IV y EW, ofrecen el equilibrio más consistente entre cercanía al benchmark y eficiencia riesgo-retorno, por lo que constituyen candidatos naturales para un índice de referencia más equilibrado que el cap-weighted tradicional.

Referencias bibliográficas

- Arnott, R. D., Hsu, J., & Moore, P. (2005). Fundamental indexation. *Financial Analysts Journal*, 61(2), 83-99.
- Bai-Marrows, A., & Radia, S. (2017). Benchmarks and indices. CFA Society of the UK.
- Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, d'A. (2018). Virtual relationships: Short- and long-run evidence from Bitcoin and altcoin markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 52, 173-195. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.11.001>
- Ciriello, R. F. (2021). Tokenized index funds: A blockchain-based concept and a multidisciplinary research framework. *International Journal of Information Management*, 61, 102400. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfo-mgt.2021.102400>
- Coinbase. (2025). ¿Qué es un halving de Bitcoin? <https://www.coinbase.com/es-es/learn/crypto-basics/what-is-a-bitcoin-halving>
- DeMiguel, V., Garlappi, L., & Uppal, R. (2009). Optimal versus naive diversification: How inefficient is the 1/N portfolio strategy? *Review of Financial Studies*, 22(5), 1915-1953. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhm075>
- Gadi, M. F. A., Schmidt, M., Ruummele, N., & Sicilia, M. A. (2024). An empirical approach and practical framework for a decentralized Ethereum Ecosystem Index (EEI). *PeerJ Computer Science*, 10, e1766. <http://dx.doi.org/10.7717/peerj-cs.1766>
- Kaiser, L. (2017, April 6). Allocation characteristics of index weighting schemes (SSRN Working Paper). SSRN.
- MSCI. (2024). MSCI Global Investable Market Indexes methodology. MSCI Inc.
- Muhetaer, M. (2024). If cryptocurrency winter comes, can cryptocurrency spring be far behind? *Finance Research Letters*, 62, 104693. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2024.104693>
- Reserve. (2025). CoinMarketCap 20 Index DTF. Overview. <https://app.reserve.org/bsc/index-dtf/0x2f8a339b5889ffac4c5a956787cda593b3c36867/overview>
- Singla, A., Singla, M., & Gupta, M. (2023). Unpacking the impact of Bitcoin halving on the crypto market: Benefits and limitations. *Scientific Journal of Metaverse and Blockchain Technologies*, 1(1), 43-50. <http://dx.doi.org/10.36676/sjmbt.v1i1.06>
- Sudalairajkumar. (2024). Cryptocoins Historical Prices - CoinGecko [Conjunto de datos]. Kaggle. Recuperado de <https://www.kaggle.com/datasets/sudalairajkumar/cryptocurrency-historical-prices-coingecko/data>
- Trimborn, S., & Härdle, W. K. (2018). CRIX an Index for cryptocurrencies. *Journal of Empirical Finance*, 49, 107-122. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2018.08.004>

Anexos

Anexo (i): Pruebas de robustez en los parámetros técnicos

Tabla de robustez CW-cap

cap	AnnRet	AnnVol	Sharpe	MaxDD	Calmar	beta_vs_CW	TE_diario	TE_anual	HHI_medio	Top5_medio
0.2	0.75	0.74	1.02	-0.75	1.00	1.04	0.01	0.20	0.15	0.74
0.25	0.79	0.73	1.08	-0.76	1.04	1.04	0.01	0.17	0.21	0.81
0.3	0.77	0.72	1.07	-0.76	1.02	1.04	0.01	0.15	0.23	0.83

Tabla de robustez IV

window	AnnRet	AnnVol	Sharpe	MaxDD	Calmar	beta_vs_CW	TE_diario	TE_anual	HHI_medio	Top5_medio
60	0.98	0.73	1.34	-0.72	1.36	0.98	0.02	0.29	0.04	0.29
90	0.98	0.73	1.35	-0.72	1.36	0.98	0.02	0.29	0.04	0.29
120	0.99	0.73	1.36	-0.73	1.37	0.98	0.02	0.29	0.04	0.28

Tabla de robustez MaxDiv

window	AnnRet	AnnVol	Sharpe	MaxDD	Calmar	beta_vs_CW	TE_diario	TE_anual	HHI_medio	Top5_medio
60	1.17	0.67	1.75	-0.57	2.06	0.77	0.02	0.45	0.17	0.84
90	1.14	0.67	1.71	-0.58	1.95	0.76	0.02	0.45	0.16	0.82
120	1.07	0.66	1.62	-0.58	1.86	0.76	0.02	0.44	0.16	0.80

Tabla de robustez MinVar

window	AnnRet	AnnVol	Sharpe	MaxDD	Calmar	beta_vs_CW	TE_diario	TE_anual	HHI_medio	Top5_medio
60	1.08	0.61	1.77	-0.53	2.02	0.75	0.02	0.38	0.14	0.72
90	1.05	0.60	1.74	-0.49	2.13	0.75	0.02	0.37	0.15	0.75
120	1.04	0.60	1.75	-0.49	2.15	0.75	0.02	0.36	0.14	0.74