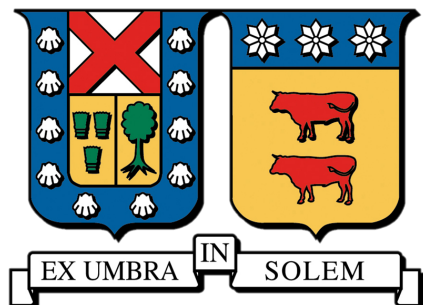




**UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE INDUSTRIAS**

**SEÑALES INTRADÍA DE VOLATILIDAD EN CRIPTOACTIVOS
ASOCIADAS A MERCADOS BURSÁTILES GLOBALES
MODELAMIENTO DE RETORNO Y EVALUACIÓN ECONÓMICA
FORWARD**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

AUTOR

Bastián Josué Ignacio Osorio Campos

PROFESOR GUÍA

Werner Kristjanpoller

PROFESOR CORREFERENTE

Bernardo Pincheira

VALPARAÍSO DE CHILE, 23 de junio 2026



CONSTANCIA DE VALIDACIÓN Y CONFIDENCIALIDAD DE MONOGRAFÍA A REPOSITORIO ACADÉMICO

1.- IDENTIFICACIÓN DEL TRABAJO ACADÉMICO

Tipo de monografía (marcar una opción): ☒ Memoria o trabajo de título ☐ Tesis de Postgrado

Título del trabajo: SEÑALES INTRADÍA DE VOLATILIDAD EN CRIPTOACTIVOS ASOCIADAS A MERCADOS BURSÁTILES GLOBALES MODELAMIENTO DE RETORNO Y EVALUACIÓN ECONÓMICA FORWARD

Nombre del candidato(a): Bastián Josue Ignacio Osorio Campos

Carrera / Grado: Ingeniería Civil Industrial

Campus: Casa Central, Valparaíso **Departamento:** Industrias

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Werner Kristjanpoller, en mi calidad de profesor(a) guía/director(a) del trabajo académico mencionado anteriormente

DEJO CONSTANCIA que:

- He revisado esta versión del documento y corresponde a la versión final aprobada del trabajo.
- El trabajo cumple con los requisitos académicos y de formato establecidos por la institución.

3.- EVALUACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD POR PROPIEDAD INDUSTRIAL (marcar una opción)

☒ El trabajo **NO contiene** información que amerite confidencialidad y puede ser publicado de inmediato en repositorio con acceso abierto.

☐ El trabajo **CONTIENE** información con potenciales implicancias de propiedad industrial o intelectual y requiere un periodo de confidencialidad (**embargo**) por (**marcar una opción**):

☐ 6 meses ☐ 12 meses ☐ 2 años ☐ 3 años ☐ 5 años ☐ 10 años

Fundamentación de la necesidad de confidencialidad (obligatorio si se solicita embargo):

4.- FIRMAS

Profesor(a) guía o director(a) de memoria o tesis:

Fecha: 23/06/2025 **Firma:**

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 23/06/2025 **Firma:**

Este formulario debe ser insertado como página 2 de la memoria o tesis, completado y firmado por estudiante y profesor(a) antes de la entrega en portal PRISMA de Biblioteca USM.

*A Jorge Sánchez & Elisa Terreu
Por su amor y apoyo incondicional
Por enseñarme que no hay sueño
Que no se pueda cumplir o meta que no
se puede alcanzar*

Quiero agradecer a mis padres, Mario y Elisa por su aguante y su increíble paciencia en este hermoso proyecto. A mis hermanos Camila e Ian por soportar cada uno de mis genios en los momentos más difíciles, a mi familia desde mis Abuelos y abuelas, tíos y tías hasta mis primos y primas, y por supuesto a mis amigos y amigas, gracias por siempre estar presentes, dispuestos a ayudar y a brindar un cálido abrazo y una bella sonrisa, & a Antonia, que sin ti esto no sería igual.

Resumen

La creciente integración entre los mercados financieros tradicionales y los criptoactivos abre nuevas preguntas sobre cómo viaja la información entre las bolsas del mundo y los activos digitales. Esta memoria estudia si las aperturas y cierres de los mercados accionarios de Asia, Europa y América se asocian con cambios en la volatilidad intradía de Bitcoin, Ethereum y Binance Coin, y evalúa si dichas señales entregan información útil para predecir la volatilidad diaria, el retorno y el desempeño económico de estos activos fuera de muestra.

El análisis emplea precios de criptoactivos en frecuencia de 5 minutos para el período 2019–2025, junto con los horarios estandarizados de apertura y cierre del S&P 500, el Euro Stoxx 50 y el Nikkei 225, usados como representantes de los mercados regulados de América, Europa y Asia. Primero se caracteriza estadísticamente la volatilidad realizada, medida como $\log(RV_t)$, y se aplica un estudio de eventos intradía con ventanas de 5 a 35 minutos para detectar asociaciones en torno a esos horarios. El estudio distingue dos bloques de volatilidad con funciones distintas: el bloque diario HAR-RV caracteriza la dinámica agregada, mientras que el bloque intradía conserva la estructura de activo, mercado, evento y ventana. Por su mayor cercanía al fenómeno estudiado, es este último el que alimenta el modelamiento de retorno.

Para el bloque de retorno, una selección intradía mediante *Model Confidence Set* por evento y ventana retiene las señales de volatilidad más informativas, cuyo pronóstico intradía de log-volatilidad se incorpora como variable exógena en un modelo ARIMAX del retorno por señal. La predicción se corrige con dos mecanismos alternativos: ARIMAX-Ridge, que regulariza los coeficientes, y ARIMAX-CSC, un combinador supervisado contextual. Ambos se filtran mediante

un *Model Confidence Set* de retorno, y dos esquemas de selección dinámica determinan el modelo activo en cada período. La evaluación económica pseudo fuera de muestra se realiza sobre la ventana forward 2026 definida para el estudio, en los tres activos.

Los resultados muestran respuestas intradía detectables en la volatilidad ante ciertos horarios bursátiles, con una intensidad que varía según el activo, el mercado y la ventana. En el bloque diario, la familia HAR-RV se utiliza como referencia econométrica para caracterizar la persistencia y la dinámica agregada, sin presentarse como un ranking formal de selección fuera de muestra. En la evaluación forward 2026, marcada por caídas sostenidas en los tres activos, los *benchmarks* operacionales, tratados como reglas de referencia y no como modelos predictivos, ubicaron a la referencia corta al frente del *ranking*, lo que refleja las condiciones bajistas del período y no una capacidad predictiva estructural. Una política secuencial de aprendizaje por refuerzo (*Fitted Q Iteration* con aproximación Ridge) alcanza un resultado mediano igual a caja, leído como evidencia conservadora. El aporte principal es articular, dentro de un marco trazable y prudente, evidencia intradía, modelamiento de volatilidad y retorno, y evaluación económica fuera de muestra.

Palabras clave: volatilidad realizada, criptoactivos, mercados regulados, event study intradía, modelo HAR-RV, ARIMAX, aprendizaje por refuerzo, Model Confidence Set.

Abstract

The increasing integration between traditional financial markets and cryptoassets raises new questions about how information is transmitted between regulated exchanges with fixed trading hours and digital assets that trade continuously. This thesis examines whether the opening and closing times of major stock markets in Asia, Europe, and America are associated with intraday changes in the realized volatility of Bitcoin, Ethereum, and Binance Coin, and whether these signals provide useful information for daily volatility, return prediction, and forward economic evaluation.

The analysis uses five-minute cryptoasset prices for the 2019–2025 period, together with standardized opening and closing times of three regional regulated markets. The S&P 500, Euro Stoxx 50, and Nikkei 225 are used as empirical proxies for the American, European, and Asian markets, respectively, rather than as the final object of study. The empirical strategy is organized in sequential stages. First, the realized volatility series is statistically characterized using $\log(RV_t)$ as the central variable. Second, an intraday event study is implemented using 5, 10, 15, 20, 25, 30, and 35-minute windows to identify associations around regulated-market events. Third, the selected intraday signals are translated into daily Event Features and incorporated into HAR-RV models (baseline, macro-financial, intraday-signal, and adaptive variants). The daily HAR-RV block characterizes aggregate volatility dynamics, while the intraday block preserves the asset, market, event, and window structure and feeds the return stage. There, an intraday event-and-window Model Confidence Set selects volatility signals whose log-volatility forecast enters an ARIMAX model as an exogenous variable to predict the per-signal return. This prediction is adjusted by two correctors: ARIMAX-Ridge applies Ridge regularization over the coefficients, while ARIMAX-CSC is a

supervised contextual combiner of the ARIMAX and Ridge forecasts. Both correctors are filtered via a predictive return Model Confidence Set, and two dynamic selection mechanisms determine the active model each period. A sequential reinforcement-learning policy based on Ridge Fitted Q Iteration is also evaluated. The economic pseudo out-of-sample evaluation is conducted over the 2026 forward evaluation window for all three assets.

The results indicate that cryptoasset volatility exhibits detectable intraday responses around selected stock-market opening and closing times, although the strength and predictive usefulness of these effects differ across assets, markets, and event windows. At the daily level, the HAR-RV family is used as an econometric reference to characterize persistence and aggregate volatility dynamics, rather than as a formal out-of-sample selection ranking. The ARIMAX-Ridge and ARIMAX-CSC correctors adjust return predictions according to market regime and are evaluated through a predictive-return Model Confidence Set. In the forward 2026 evaluation, marked by sustained declines across all three assets, the operational long, synthetic-short, and neutral benchmarks, treated as reference rules rather than predictive models, placed the short reference at the top of the ranking, reflecting the bearish conditions of the period rather than structural predictive capacity. The Fitted Q Iteration policy produced a median terminal capital equal to cash, a conservative result rather than evidence of profitability. The main contribution of this thesis is to connect intraday evidence, daily volatility modeling, and pseudo out-of-sample evaluation within a traceable and methodologically cautious empirical framework.

Keywords: realized volatility, cryptoassets, regulated markets, intraday event study, HAR-RV model, ARIMAX, reinforcement learning, Model Confidence Set.

Índice general

Resumen	1
Abstract	3
1. Introducción	17
2. Problema de Investigación	20
3. Objetivos	22
3.1. Objetivo general	22
3.2. Objetivos específicos	22
4. Alcance de la memoria	24
5. Marco Teórico	25
5.1. Mercados financieros e incorporación de información	25
5.2. Integración financiera y transmisión de volatilidad	26
5.3. Criptoactivos como mercado continuo	27
5.4. Retornos financieros y retornos logarítmicos	28
5.5. Volatilidad financiera y volatilidad realizada	29
5.5.1. Del ARCH al GARCH	30
5.5.2. De la volatilidad latente a la volatilidad realizada	31
5.6. Microestructura y frecuencia intradía	32

5.7. Aperturas y cierres de mercados regulados	32
5.7.1. Estacionalidad intradía	33
5.7.2. Event Study intradía	33
5.7.3. Asociación, predictibilidad y heterocedasticidad	34
5.7.4. Pruebas complementarias de robustez econométrica	35
5.8. Modelos HAR-RV	38
5.8.1. Hipótesis del Mercado Heterogéneo	38
5.8.2. El modelo HAR-RV	38
5.8.3. Variantes adaptativas	39
5.9. Modelos de retorno con variables exógenas (ARIMAX)	40
5.10. Regularización y correctores predictivos (Ridge)	41
5.11. Combinador supervisado contextual (ARIMAX-CSC)	42
5.12. Comparación de modelos candidatos	42
5.13. Reglas agregadas de selección	43
5.13.1. Familias forward de políticas de decisión	44
5.14. Aprendizaje por refuerzo secuencial y Fitted Q Iteration	44
5.15. Evaluación forward, benchmarks y capitalización	46
5.15.1. Métricas de evaluación	46
5.15.2. Model Confidence Set	47
5.15.3. Capitalización y benchmarks	47
6. Metodología	49
6.1. Diseño empírico general	49

6.2. Datos, activos y mercados	51
6.3. Construcción de retornos logarítmicos	51
6.4. Construcción de RV y $\log(RV)$	52
6.5. HAR-RV y selección de modelos de volatilidad	53
6.6. Análisis complementario de asociación, predictibilidad y heterocedasticidad	54
6.7. Uso de la predicción de volatilidad como insumo	57
6.8. Relación entre volatilidad diaria e intradía en el diseño empírico	57
6.9. Modelos de retorno	58
6.10. ARIMAX	59
6.11. Ridge	59
6.12. Combinador supervisado contextual (ARIMAX-CSC)	60
6.13. MCS de retorno con AE/SE	60
6.14. Universo experimental de configuraciones	61
6.15. Evaluación individual forward de modelos candidatos	62
6.16. Reglas agregadas de selección dinámica	62
6.17. Forward 2026	62
6.18. Capitalización exponencial	63
6.19. Costos	64
6.20. Benchmarks	65
6.21. Familias de evaluación económica forward	65
6.22. Familia long, short y neutral y política buy, sell y hold	66
6.23. Fitted Q Iteration con aproximación Ridge	67
6.24. Criterios de interpretación	68

6.25. Cierre metodológico	68
7. Resultados	70
7.1. Construcción de datos y variables	71
7.2. Análisis estadístico preliminar	72
7.3. Asociación, predictibilidad y heterocedasticidad sobre volatilidad	76
7.4. Evidencia intradía (Event Study)	78
7.4.1. Diagnóstico de ventanas extendidas de 25 y 35 minutos	82
7.4.2. Robustez econométrica complementaria del contraste evento-control	83
7.5. Ranking estricto y selección de señales	85
7.6. Modelos HAR (Base y Macro)	87
7.7. Modelos con Event Features y adaptación	88
7.8. Volatilidad diaria HAR-RV: caracterización y trazabilidad	89
7.8.1. Implicaciones para el embudo	90
7.9. Modelos de retorno	90
7.9.1. Comparación funcional entre volatilidad diaria e intradía	91
7.9.2. Filtro de modelos de retorno mediante MCS	96
7.10. Ranking forward consolidado	97
7.11. Evaluación económica forward y benchmarks	101
7.12. Familias económicas forward y reglas direccionales	102
7.13. Política supervisada y aprendizaje por refuerzo secuencial	103
7.13.1. Sensibilidad económica: riesgo, rotación y exposición	105
8. Limitaciones	106

8.1. Introducción de las limitaciones	106
8.2. Alcance de la inferencia estadística	108
8.3. Datos, activos y fuente de información	108
8.4. Tratamiento de missing, gaps y outliers	109
8.5. Modelamiento de volatilidad y retorno	110
8.6. Evaluación económica forward	111
8.7. Limitaciones de las familias forward consolidadas	112
8.8. Riesgo de sobreajuste y selección de modelos	112
8.9. Alcance de las conclusiones	113
9. Conclusiones	114
Anexos	118
A. Fuentes, sincronización y construcción de datos	119
B. Missing, gaps y outliers	121
C. Tablas detalladas de estimación HAR in-sample	122
C.1. Bitcoin (BTC)	122
C.2. Ethereum (ETH)	124
C.3. Binance Coin (BNB)	126
C.4. Diagnóstico VIF completo por activo	127
D. Event Study intradía: tablas y figuras complementarias	129
D.1. Soporte visual de la grilla final	129

E. Validaciones y resultados complementarios	131
E.1. Diagnósticos complementarios de modelos HAR	131
E.2. Event Study completo y ranking de señales	136
E.3. Robustez econométrica complementaria del contraste evento-control	136
E.4. Validaciones anti-leakage y trazabilidad metodológica	140
E.5. Series intradía seleccionadas: observado vs. pronóstico en la validación histórica de 2024	142
F. Diccionario de variables y nomenclatura	144
F.1. Glosario de pruebas estadísticas	147
G. Modelos de retorno, MCS y evaluación forward	150
H. Familias de evaluación económica forward	153
I. Trazabilidad de salidas computacionales, figuras y cifras	155

Índice de cuadros

6.1. Embudo metodológico de la memoria: de la construcción de datos a la evaluación económica forward.	50
6.2. Familias metodológicas comparadas en la evaluación económica forward consolidada. En todas, la salida es el capital final forward bajo una misma ventana y convención de capitalización.	66
7.1. Estadística descriptiva de $\log(RV_t)$ en la muestra final de entrenamiento (2019–2024). 71	
7.2. Pruebas preliminares de normalidad, estacionariedad y quiebre sobre $\log(RV_t)$ (2019–2024).	73
7.3. Diagnósticos de heterocedasticidad condicional y persistencia de $\log(RV_t)$ (2019–2024).	75
7.4. Resumen del análisis complementario de asociación entre aperturas/cierres regulados y cambios de volatilidad cripto	76
7.5. Señales Event Study principales utilizadas en el bloque HAR diario.	81
7.6. Principales señales intradía condicionadas por día de la semana bajo el ranking de selección estricta.	81
7.7. Resumen de la batería econométrica complementaria sobre el contraste evento-control intradía.	84
7.8. Resumen de VIF por bloque de regresores en HAR+Macro (BTC).	88

7.9. Embudo metodológico de volatilidad: función de cada bloque y su conexión con el retorno.	92
7.10. Comparación funcional entre el bloque de volatilidad diaria HAR-RV y la selección intradía de señales de volatilidad.	93
7.11. Cobertura metodológica de cada bloque de volatilidad.	93
7.12. Sobrevivientes del MCS de retorno por rama y familia (criterio $AE \cap SE$, $\alpha=0.15$). .	96
7.13. Ranking consolidado de desempeño económico forward	98
7.14. Resumen del ranking forward consolidado (capital inicial de referencia: 1000.00). .	100
7.15. Comparativa de capital forward principal	102
7.16. Política supervisada offline y FQI-Ridge secuencial	104
8.1. Limitaciones metodológicas por bloque analítico.	107
C.1. BTC: Modelo HAR Base con Dummies de Día (Errores HAC, $L = 5$)	122
C.2. BTC: Modelo HAR+Macro con Dummies de Sesión (Errores HAC, $L = 5$ y $L = 10$)	123
C.3. ETH: Modelo HAR Base con Dummies de Día (Errores HAC, $L = 5$)	124
C.4. ETH: Modelo HAR+Macro con Dummies de Sesión (Errores HAC, $L = 5$ y $L = 10$)	125
C.5. BNB: Modelo HAR Base con Dummies de Día (Errores HAC, $L = 5$)	126
C.6. BNB: Modelo HAR+Macro con Dummies de Sesión (Errores HAC, $L = 5$ y $L = 10$)	127
C.7. Resumen de VIF por bloque de regresores en HAR+Macro (BTC).	127
C.8. VIF Completo: Modelos HAR+Macro para ETH y BNB	128
E.1. Diagnósticos sobre residuos de modelos HAR estimados en la muestra 2019–2024.	131
E.2. Resumen VIF para la especificación HAR con variables exógenas.	132

E.3. Pruebas Chow exploratorias sobre modelos HAR en fechas de corte predefinidas. .	132
E.4. Detalle de la batería econométrica complementaria sobre el contraste evento-control.	139
E.5. Correspondencia entre procesos del flujo computacional y secciones de la memoria.	141
G.1. Cifras vigentes del ranking forward consolidado	151
G.2. Sensibilidad económica bajo la convención final de costos (10 puntos base por cambio de posición).	152
H.1. Cifras vigentes de configuraciones direccionales forward	153
H.2. Cifras vigentes de la familia long, short y neutral	153
H.3. Cifras vigentes de la política supervisada y FQI-Ridge	154
I.1. Cifras vigentes de control para anexos	156

Índice de figuras

7.1. Flujo metodológico	70
7.2. Diseño temporal del estudio. El entrenamiento y la selección de señales usan 2019–2024; la evaluación fuera de muestra se realiza sobre 2025; y la evaluación económica forward cubre del 2 de enero al 29 de mayo de 2026 (aproximadamente 22 semanas). La separación impide que información del período forward influya en la estimación o la selección.	71
7.3. Serie temporal de $\log(RV_t)$ para BTC, ETH y BNB (de izquierda a derecha) en la muestra 2019–2024.	72
7.4. Distribución empírica de $\log(RV_t)$ para BTC, ETH y BNB (de izquierda a derecha) en la muestra 2019–2024.	72
7.5. Quiebre endógeno identificado mediante Zivot-Andrews sobre $\log(RV_t)$ para BTC, ETH y BNB (de izquierda a derecha).	74
7.6. Función de autocorrelación de $\log(RV_t)$ para BTC, ETH y BNB (de izquierda a derecha).	75
7.7. Función de autocorrelación parcial de $\log(RV_t)$ para BTC, ETH y BNB (de izquierda a derecha).	75
7.8. Lectura del análisis complementario de asociación entre eventos regulados y volatilidad cripto. La figura sintetiza si cada combinación activo-evento se asocia con mayor volatilidad, menor volatilidad o ausencia de evidencia concluyente. . . .	77

7.9. Mapa de calor del efecto promedio en log-volatilidad por activo, mercado y evento (apertura y cierre), para el contraste evento frente a control EVENT_vs_SHIFT en la grilla final de 5 a 35 minutos.	79
7.10. Evolución del efecto medio por ventana para los casos intradía más informativos detectados en la grilla final.	80
7.11. Diagnóstico de q-values medios para ventanas extendidas de 25 y 35 minutos. . . .	82
7.12. Top 20 de señales intradía bajo la selección estricta previo a la construcción de Event Features.	86
7.13. Retorno logarítmico real y predicho para candidatos destacados de la evaluación individual forward.	95
7.14. Configuraciones forward con mayor capital final, una por configuración económica distinta.	97
7.15. Relación entre ranking predictivo pre-forward y capital forward con costos.	99
7.16. De la señal localizada a la regla agregada.	100
7.17. Curvas de capital forward para los cinco mejores candidatos de la evaluación individual forward.	101
7.18. Distribución de acciones forward de la política supervisada y FQI-Ridge.	104
D.1. Mapa de calor de q-values para la comparación EVENT_vs_SHIFT en la grilla final.	129
D.2. Porcentaje de ventanas válidas por duración en la grilla final del Event Study. . . .	130
E.1. CUSUMSQ normalizado de residuos para el modelo HAR base (BTC).	133
E.2. CUSUMSQ normalizado de residuos para el modelo HAR base (ETH).	133
E.3. CUSUMSQ normalizado de residuos para el modelo HAR base (BNB).	134

E.4. CUSUMSQ normalizado de residuos para el modelo HAR macro (BTC).	134
E.5. CUSUMSQ normalizado de residuos para el modelo HAR macro (ETH).	135
E.6. CUSUMSQ normalizado de residuos para el modelo HAR macro (BNB).	135
E.7. Casos de mayor magnitud absoluta en la grilla final del Event Study.	136
E.8. $\log(RV)$ de la ventana, observado vs. pronóstico intradía en la validación histórica de 2024, para una señal representativa por activo (BTC, ETH y BNB) del universo seleccionado mediante el criterio 3de3. Fuente: series intradía seleccionadas. . . .	143

1. Introducción

Los mercados financieros modernos operan bajo una interacción cada vez más estrecha entre activos tradicionales, plataformas digitales y flujos de información globales. En este entorno, los criptoactivos ocupan una posición particular: se transan de manera continua, no dependen de una sesión bursátil única y reaccionan a información proveniente de distintas regiones horarias. Esta característica vuelve especialmente relevante estudiar cómo se relacionan con mercados regulados que, a diferencia del mercado cripto, concentran su actividad en horarios de apertura y cierre claramente definidos.

Bitcoin, Ethereum y Binance Coin representan activos digitales con alta liquidez, amplia cobertura de datos y participación relevante dentro del ecosistema cripto. Aunque sus mercados permanecen abiertos durante todo el día, ello no implica que la información llegue de forma uniforme. Los horarios de apertura y cierre de plazas como Asia, Europa y Estados Unidos pueden concentrar noticias, ajustes de portafolio, cambios en apetito por riesgo y movimientos de liquidez que también podrían reflejarse en la dinámica intradía de los criptoactivos. En consecuencia, estudiar esos momentos permite observar si existen patrones temporales específicos que se pierden cuando el análisis se realiza únicamente con datos diarios.

La variable central de esta memoria es la volatilidad realizada. A diferencia del precio o del retorno puntual, la volatilidad permite estudiar la intensidad de las fluctuaciones del activo y constituye una medida fundamental de riesgo en finanzas. En mercados de alta frecuencia, esta variable puede construirse a partir de retornos intradía y luego agregarse a escala diaria. Esta doble lectura es útil para el propósito del estudio: primero permite detectar respuestas en ventanas breves

alrededor de eventos bursátiles y, posteriormente, evaluar si esa información conserva valor dentro de modelos diarios de predicción.

El enfoque empírico combina varias etapas complementarias. En primer lugar, se caracteriza estadísticamente la serie de $\log(RV_t)$ para establecer sus propiedades básicas antes de modelarla. Luego, se implementa un Event Study intradía para evaluar si las aperturas y cierres de los mercados regulados de América, Europa y Asia (representados por el S&P 500, el Euro Stoxx 50 y el Nikkei 225, respectivamente) se asocian con cambios en la volatilidad intradía de BTC, ETH y BNB. A partir de esa evidencia, se construyen señales diarias que se incorporan en modelos HAR-RV y extensiones con información macrofinanciera. Finalmente, se examina si el pronóstico intradía de volatilidad seleccionado mediante *Model Confidence Set* aporta valor cuando se incorpora en un modelo ARIMAX que predice el retorno por señal, con dos correctores alternativos, ARIMAX-Ridge (regularización) y ARIMAX-CSC (combinación supervisada contextual). Como extensión secuencial se evalúa una política FQI con aproximación Ridge y acciones larga, corta y neutral sobre un horizonte forward 2026.

La investigación no busca afirmar que los horarios bursátiles determinen causalmente el comportamiento de los criptoactivos. Su propósito es más acotado y metodológicamente prudente. Busca identificar asociaciones temporales medibles, evaluar su estabilidad bajo una validación temporal estricta y analizar si esas señales aportan valor predictivo incremental frente a modelos econométricos de referencia. Esta distinción es importante, porque evita confundir evidencia intradía con causalidad estructural o con una regla directa de inversión.

El valor académico de esta memoria radica en conectar tres niveles que suelen analizarse por separado: la evidencia intradía asociada a eventos bursátiles, la caracterización diaria de la volatilidad realizada y la evaluación predictiva y económica de modelos de retorno. Primero, el

estudio identifica si las aperturas y cierres de mercados internacionales dejan huellas medibles en la volatilidad intradía de BTC, ETH y BNB. Luego, distingue el rol descriptivo del bloque diario HAR-RV y la función operativa de la selección intradía de señales. Finalmente, evalúa si estas señales conservan valor al pasar desde la microestructura del mercado hacia modelos de retorno y una evaluación forward. Así, el aporte no consiste solo en detectar asociaciones intradía, sino en mostrar bajo qué condiciones esas señales siguen siendo útiles en un problema aplicado de predicción y desempeño económico.

La memoria se organiza de la siguiente manera. Primero se presenta el problema de investigación y los objetivos del estudio. Luego se desarrolla el marco teórico, con énfasis en volatilidad realizada, microestructura, transmisión de información, modelos HAR-RV, Event Study, ARIMAX y aprendizaje secuencial. Posteriormente se expone la metodología, incluyendo la construcción de datos, la estrategia de validación temporal y los modelos utilizados. A continuación se presentan los resultados, desde el análisis estadístico preliminar hasta los bloques Event Study, HAR y ARIMAX con correctores Ridge y ARIMAX-CSC. La interpretación de cada bloque de resultados se incorpora junto a su presentación, y el capítulo cierra con una síntesis. Finalmente, se desarrollan las limitaciones y las conclusiones, junto con los anexos de material complementario.

2. Problema de Investigación

La relación entre los mercados financieros tradicionales y los criptoactivos se ha vuelto cada vez más relevante para comprender cómo viaja la información en un sistema financiero globalizado. Los mercados bursátiles regulados operan en sesiones con horarios definidos de apertura y cierre. Los criptoactivos BTC, ETH y BNB, en cambio, se transan de manera continua durante todo el día. Esta diferencia tiene una implicancia directa para el análisis financiero: aunque los criptoactivos nunca cierran, sí pueden reaccionar a información que se concentra en momentos específicos de los mercados tradicionales.

Las aperturas y cierres bursátiles no son simples marcas horarias. En esos momentos suelen coincidir ajustes de portafolio, cambios en la liquidez disponible, revisión de expectativas y respuestas a noticias acumuladas fuera del horario de negociación. Por esta razón, resulta pertinente estudiar si estos eventos se asocian con cambios en la volatilidad intradía de los criptoactivos. El interés no está en explicar el nivel de precios ni en anticipar la dirección del retorno, sino en observar si la intensidad de las fluctuaciones cambia alrededor de esos horarios.

La evidencia reciente ha documentado una integración creciente entre activos digitales y mercados financieros tradicionales, especialmente durante episodios de tensión financiera o cambios abruptos en la aversión global al riesgo (Daglis et al., 2025; Gu et al., 2025). Sin embargo, una parte importante de esta evidencia se construye con datos diarios. Ese enfoque permite observar relaciones agregadas entre mercados, pero puede ocultar dinámicas que ocurren en ventanas de tiempo mucho más breves. Si una reacción aparece cerca de una apertura o cierre bursátil, el uso exclusivo de datos diarios puede diluir ese efecto dentro del comportamiento total de la jornada.

Esta brecha justifica situar el problema en el nivel intradía.

Para estudiar este fenómeno de manera concreta y replicable, se trabajará con los índices S&P 500, el Euro Stoxx 50 y el Nikkei 225 como referencias observables de los mercados estadounidense, europeo y asiático. Estos índices no pretenden representar de manera exhaustiva a cada región financiera, sino entregar puntos de referencia claros y comparables. A partir de sus horarios de apertura y cierre es posible definir eventos intradía precisos y evaluar si la volatilidad realizada de los criptoactivos presenta cambios medibles en torno a esos momentos. La variable central del estudio es precisamente la volatilidad realizada, porque permite capturar la intensidad de las fluctuaciones del mercado sin reducir el problema a una predicción directa de precios o retornos.

En consecuencia, nace la siguiente pregunta:

¿En qué medida los horarios de apertura y cierre de los mercados bursátiles de América, Europa y Asia se asocian con cambios intradía en la volatilidad realizada de BTC, ETH y BNB, y qué valor informativo entregan esas señales para su modelamiento diario?

3. Objetivos

3.1. Objetivo general

Evaluar si las aperturas y cierres de los mercados regulados de América, Europa y Asia, representados por el S&P 500, el Euro Stoxx 50 y el Nikkei 225, se asocian con cambios intradía medibles en la volatilidad realizada de BTC, ETH y BNB, con el fin de determinar si esas señales aportan valor informativo a modelos de volatilidad diaria, de retorno por señal intradía y a la evaluación económica fuera de muestra.

3.2. Objetivos específicos

1. Construir y validar una base de datos intradía de BTC, ETH y BNB en frecuencia de 5 minutos, obteniendo la serie $\log(RV_t)$ a partir de retornos logarítmicos y volatilidad realizada diaria.
2. Caracterizar estadísticamente la serie $\log(RV_t)$ de cada criptoactivo mediante pruebas de normalidad, estacionariedad, persistencia, heterocedasticidad condicional y quiebres estructurales, con el fin de justificar el tratamiento econométrico posterior.
3. Determinar mediante un estudio de eventos intradía si las aperturas y cierres de los mercados regulados representados por el S&P 500, el Euro Stoxx 50 y el Nikkei 225 se asocian con cambios significativos en la volatilidad de BTC, ETH y BNB en ventanas de 5 a 35 minutos.

4. Identificar si los efectos intradía detectados presentan heterogeneidad según el día de la semana.
5. Caracterizar la persistencia y la dinámica agregada de la volatilidad realizada diaria mediante distintas especificaciones HAR-RV (base, con variables macrofinancieras, con señales intradía y variantes adaptativas), sin utilizar este bloque como un ranking formal de selección.
6. Evaluar si el pronóstico intradía de log-volatilidad seleccionado mediante *Model Confidence Set* aporta información adicional al incorporarse como variable exógena en un modelo ARIMAX de retorno por señal.
7. Diseñar y comparar correctores de retorno sobre el ARIMAX base mediante regularización (ARIMAX-Ridge) y combinación supervisada contextual (ARIMAX-CSC), filtrando ambos a través de un *Model Confidence Set* de retorno predictivo.
8. Evaluar una política secuencial de aprendizaje por refuerzo mediante *Fitted Q Iteration* con aproximación Ridge, posición previa en el estado y acciones larga, corta y neutral.
9. Evaluar el desempeño económico de selectores dinámicos contruidos sobre el universo completo y sobre el conjunto filtrado por MCS en la evaluación económica forward 2026 definida para el estudio, contrastándolos con *benchmarks* operacionales tratados como reglas de referencia.

4. Alcance de la memoria

El análisis se restringe a tres criptoactivos: Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH) y Binance Coin (BNB). Los resultados obtenidos no se generalizan a otros activos digitales sin un estudio empírico equivalente. Del mismo modo, los eventos bursátiles considerados corresponden exclusivamente a las aperturas y cierres del S&P 500, el Euro Stoxx 50 y el Nikkei 225. Otras plazas relevantes como la Bolsa de Shanghái o la de Hong Kong quedan fuera de esta memoria.

En cuanto al horizonte temporal, los datos intradía cubren el período comprendido entre 2019 y 2025. La evaluación económica pseudo fuera de muestra se realiza sobre la ventana forward ejecutada entre el 2 de enero de 2026 y el 29 de mayo de 2026, correspondiente aproximadamente a 22 semanas de observación. Las conclusiones derivadas de esa evaluación no se extienden a otros regímenes de mercado sin nueva evidencia empírica que las respalde.

El estudio identifica asociaciones estadísticas entre eventos bursátiles y volatilidad realizada. No se afirma causalidad estructural ni se postulan mecanismos de transmisión específicos. La evaluación económica cumple un rol de validación pseudo fuera de muestra con fines de investigación. No constituye asesoría financiera ni recomienda estrategias de inversión.

Este capítulo delimita qué incluye y qué queda fuera del estudio. Las restricciones de interpretación, de inferencia estadística y de generalización de los resultados se desarrollan en el capítulo de Limitaciones, que no redefine el alcance sino que precisa cómo deben leerse los hallazgos.

5. Marco Teórico

El marco teórico construye la base conceptual y matemática que permite entender por qué las aperturas y cierres de los mercados regulados pueden relacionarse con la volatilidad de los criptoactivos, y cómo se compara el desempeño de un conjunto de configuraciones predictivas. La exposición avanza de forma progresiva: primero presenta el funcionamiento de los mercados, luego las herramientas para medir y modelar la volatilidad, y por último los criterios para evaluar y comparar modelos. El primer bloque presenta el sistema financiero, la integración entre mercados y los criptoactivos como activos de operación continua, fija la convención de retornos logarítmicos y desarrolla la volatilidad realizada, la microestructura y los patrones intradía. El segundo bloque introduce los modelos de predicción: del HAR-RV de volatilidad al modelo ARIMAX de retorno con sus correctores. El tercer bloque presenta las herramientas de evaluación y comparación: las métricas de error, el Model Confidence Set, la comparación de modelos candidatos, las reglas agregadas de selección y la evaluación económica forward con su capitalización y sus benchmarks.

5.1. Mercados financieros e incorporación de información

Los mercados financieros cumplen una función de asignación de capital, transferencia de riesgo y procesamiento de información. Los precios no son cifras arbitrarias: resultan de un proceso continuo en el que los participantes incorporan expectativas y noticias a cada transacción. Esa capacidad de los precios para reflejar la información disponible es un pilar del análisis financiero contemporáneo (Levine, 2005; Mishkin, 2008).

Los mercados bursátiles regulados organizan ese proceso en sesiones con horarios definidos: una apertura, un período de negociación y un cierre. Esta estructura no es neutral para la formación de precios. Mientras el mercado permanece cerrado, las noticias económicas, los reportes corporativos y los eventos geopolíticos se acumulan sin poder reflejarse en los precios. Cuando el mercado reabre, esa información pendiente se incorpora de forma concentrada en los primeros minutos, lo que suele traducirse en mayor actividad y mayor volatilidad. Un fenómeno análogo ocurre al cierre, cuando los operadores ajustan posiciones antes del fin de la sesión.

La hipótesis de eficiencia de mercado (Fama, 1970) ofrece un marco útil para entender este mecanismo: si los precios incorporan la información con rapidez, las reaperturas operan como hitos de transmisión informacional. Esta memoria no evalúa la eficiencia en sentido estricto ni la selección de portafolios. Usa esa tradición con un propósito acotado, justificar por qué las aperturas y cierres son momentos relevantes para estudiar la volatilidad de activos que operan de forma continua.

Para esta investigación, lo relevante es que los mercados regulados representados por el S&P 500, el Euro Stoxx 50 y el Nikkei 225 no abren ni cierran al mismo tiempo. Asia opera primero, luego Europa y después América. Esa secuencia genera un ciclo de incorporación de información que recorre las principales regiones a lo largo de la jornada. Si los criptoactivos permanecen abiertos durante todo ese ciclo, cada apertura y cierre bursátil es una ventana donde puede observarse si la nueva información del mercado regulado deja huella en la volatilidad del mercado digital.

5.2. Integración financiera y transmisión de volatilidad

La globalización convirtió a los mercados en una red interdependiente donde la información y la liquidez se desplazan entre regiones con poca fricción (Levine, 2005). La literatura estudia

esta interdependencia bajo dos conceptos que conviene precisar antes de usarlos. El *contagio* es la propagación de un choque desde un mercado hacia otro. El *spillover* es la transmisión de volatilidad o de rendimientos entre mercados, incluso en ausencia de crisis (Diebold & Yilmaz, 2012). Ambos efectos se intensifican en episodios de incertidumbre y son más fuertes en los cuantiles extremos de los rendimientos, donde se concentran los eventos de mayor riesgo (Gu et al., 2025).

Engle et al. (1990) denominaron *Meteor Showers* a las ondas de volatilidad que se transmiten de un mercado a otro cuando sus horarios se suceden o se traslapan. La metáfora captura la idea central: la volatilidad no siempre se origina de manera local, sino que puede viajar entre mercados conforme estos abren y cierran. Los criptoactivos participan de esta red pese a su origen descentralizado. Daglis et al. (2025) documentan que eventos propios del ecosistema cripto generan reacciones en los mercados tradicionales, y Esparcia y López (2024) y Jiménez et al. (2024) encuentran interacciones de volatilidad entre divisas y criptomonedas. La intensidad de estos efectos varía en el tiempo y crece en períodos de tensión, lo que da una base conceptual para buscar de forma empírica asociaciones entre las aperturas y cierres bursátiles y la volatilidad intradía de los criptoactivos.

5.3. Criptoactivos como mercado continuo

Los criptoactivos son instrumentos digitales sobre redes descentralizadas que se negocian de forma continua, las 24 horas, todos los días. A diferencia de una acción, que solo se transa durante la sesión oficial, un criptoactivo puede comprarse o venderse en cualquier momento. Esta diferencia tiene una implicancia directa para el estudio de la volatilidad: mientras los mercados tradicionales acumulan información durante sus horas de cierre y la liberan al abrir, los criptoactivos pueden

absorberla de inmediato, sin esperar a que comience una sesión formal (Narayanan et al., 2016).

Bitcoin (BTC) es el de mayor capitalización. Ethereum (ETH) introdujo los contratos inteligentes. Binance Coin (BNB) surgió como token de una de las mayores plataformas de intercambio. Los tres comparten alta liquidez y amplia cobertura de datos, lo que los hace candidatos naturales para estudiar la relación entre mercados regulados y activos digitales. La literatura muestra que estos activos pueden actuar como instrumentos especulativos, herramientas de diversificación o nodos de transmisión de riesgo según el régimen de mercado (Bouri et al., 2017; Yermack, 2015): en calma muestran baja correlación con los mercados tradicionales, y en tensión esa correlación tiende a aumentar. Esa combinación de operación continua e integración creciente convierte a los criptoactivos en un laboratorio natural para observar, en tiempo real, la transmisión de información entre mercados.

5.4. Retornos financieros y retornos logarítmicos

El análisis de precios financieros se realiza sobre retornos y no sobre niveles, porque los retornos son comparables entre activos y entre períodos. Dado un precio P_t , el retorno logarítmico de un período se define como

$$r_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}) = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right). \quad (5.1)$$

Aquí P_t y P_{t-1} son los precios en dos momentos consecutivos. Un valor positivo de r_t indica que el precio subió y uno negativo que bajó. El retorno logarítmico es aditivo en el tiempo: el retorno de un horizonte de varios períodos es la suma de los retornos de cada período,

$$R_{0 \rightarrow T} = \sum_{t=1}^T r_t = \ln\left(\frac{P_T}{P_0}\right). \quad (5.2)$$

Esta aditividad es la razón práctica por la que se prefiere la escala logarítmica: permite sumar retornos en lugar de multiplicar factores. A un retorno logarítmico r le corresponde un factor bruto de crecimiento e^r , de modo que el precio se reconstruye como $P_T = P_0 \exp(R_{0 \rightarrow T})$. Por lo tanto, cuando una serie de retornos es logarítmica, la acumulación de capital se realiza con la convención exponencial y no con el factor lineal propio del retorno simple. Esta distinción es la base de la evaluación económica de la sección 5.15 y se respeta en toda la metodología.

Esta memoria trabaja con dos niveles de retorno logarítmico. En el nivel intradía, los retornos de cinco minutos alimentan la construcción de la volatilidad realizada. En el nivel diario, el retorno logarítmico del activo es la variable objetivo del bloque de retorno y la base de la evaluación económica.

5.5. Volatilidad financiera y volatilidad realizada

La volatilidad mide la intensidad con que varían los rendimientos y, por esa vía, resume una dimensión central del riesgo financiero. No interesa solo si el precio sube o baja, sino cuánto se aparta de su trayectoria reciente. La forma más directa de aproximarla es la desviación estándar de los retornos sobre una ventana, pero ese enfoque supone volatilidad constante dentro de la ventana, lo que contradice una regularidad empírica: los retornos exhiben episodios de calma y turbulencia que se agrupan en el tiempo (*volatility clustering*). Es decir, un día de alta volatilidad tiende a ser seguido por otro de alta volatilidad. Capturar esa dinámica requiere modelos que permitan a la varianza cambiar con la información pasada.

5.5.1. Del ARCH al GARCH

El modelo ARCH (*Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) de Engle (1982) formaliza que la varianza de los retornos depende de los errores pasados. Con $r_t = \mu + \epsilon_t$ y $\epsilon_t \mid \mathcal{F}_{t-1} \sim N(0, h_t)$, donde μ es el retorno esperado, ϵ_t el término de error y h_t la varianza condicional (la varianza dada toda la información disponible hasta el período anterior, $\mathcal{F}_{t-1}$), la varianza condicional de un ARCH(q) es

$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \epsilon_{t-i}^2, \quad \omega > 0, \alpha_i \geq 0. \quad (5.3)$$

La condición $\omega > 0$ garantiza una varianza positiva y los coeficientes $\alpha_i \geq 0$ miden cuánto influyen los errores recientes en la varianza actual. La intuición es directa: si ayer hubo un movimiento grande (un ϵ_{t-i}^2 elevado), el modelo asigna mayor varianza hoy, lo que captura el agrupamiento de volatilidad. En la práctica, reproducir la persistencia observada exige muchos rezagos, lo que genera modelos con demasiados parámetros.

El GARCH (*Generalized ARCH*) de Bollerslev (1986) resuelve esa limitación al añadir un término autorregresivo de la propia varianza. El GARCH(1,1), el más usado, es

$$h_t = \omega + \alpha \epsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1}. \quad (5.4)$$

Aquí α recoge la reacción inmediata ante un choque nuevo y β la inercia de la varianza pasada. La suma $\alpha + \beta$ mide la persistencia: cuando se acerca a uno, los choques tardan en disiparse, lo que refleja la memoria larga observada en las series financieras. Con solo tres parámetros, el GARCH(1,1) representa de forma parsimoniosa el agrupamiento de volatilidad y su persistencia.

5.5.2. De la volatilidad latente a la volatilidad realizada

Tanto ARCH como GARCH tratan la volatilidad como una variable latente: h_t nunca se observa, se infiere bajo supuestos sobre la distribución del error. Cuando se dispone de datos de alta frecuencia, esa lógica inferencial puede reemplazarse por una medición directa. A partir del retorno logarítmico intradía $r_{t,j}$ del intervalo j del día t , la volatilidad realizada diaria es

$$RV_t = \sum_{j=1}^M r_{t,j}^2, \quad (5.5)$$

donde M es el número de observaciones intradía del día t . Cada retorno se eleva al cuadrado para capturar magnitud y no dirección: un movimiento alcista y uno bajista del mismo tamaño aportan lo mismo a la volatilidad. Esto es coherente con el objetivo del estudio, que no busca anticipar el signo del precio, sino la intensidad con que el mercado se mueve. La justificación teórica proviene de la variación cuadrática: si el precio logarítmico sigue un proceso de difusión y la frecuencia aumenta, la suma de retornos al cuadrado converge a la variación cuadrática integrada del día (Andersen et al., 2003; Barndorff-Nielsen & Shephard, 2002). La volatilidad realizada no es, entonces, una aproximación arbitraria, sino un estimador con fundamento probabilístico que mejora al disponer de más datos intradía.

Una propiedad empírica importante es que la distribución de RV_t es fuertemente asimétrica a la derecha: los días de alta volatilidad producen valores mucho mayores que el promedio. La transformación logarítmica corrige en buena parte esa asimetría y acerca la serie a la normalidad, por lo que la variable central de los modelos es $\log(RV_t)$ y no RV_t en su escala original (Andersen et al., 2003).

5.6. Microestructura y frecuencia intradía

La microestructura estudia cómo se forman los precios a nivel de cada transacción: la dinámica del libro de órdenes, los costos, el diferencial entre precios de compra y venta (*bid-ask spread*) y la asimetría de información. Estas fricciones introducen ruido de microestructura, relevante al construir volatilidad realizada con datos de alta frecuencia (Hasbrouck, 2007), porque los precios observados no reflejan solo el valor fundamental del activo.

De ahí surge un dilema en la elección del intervalo de muestreo. Con intervalos muy cortos, el ruido se acumula y la volatilidad se infla. Con intervalos muy largos, se pierde la resolución para captar movimientos rápidos. La solución es una frecuencia intermedia (Andersen & Benzoni, 2008; Barndorff-Nielsen & Shephard, 2002). Liu et al. (2015) evaluaron más de 400 estimadores sobre 31 activos y concluyeron que es difícil superar la volatilidad realizada de 5 minutos. Por eso esta memoria adopta esa frecuencia, que es suficientemente breve para captar las reacciones alrededor de aperturas y cierres, pero amplia para mitigar el ruido transaccional.

5.7. Aperturas y cierres de mercados regulados

En esta investigación, los índices bursátiles no se interpretan como el objeto final del análisis, sino como representantes empíricos de mercados regulados regionales. El Nikkei 225 aproxima la sesión asiática, el Euro Stoxx 50 la europea y el S&P 500 la estadounidense o americana. Esta elección permite construir eventos de apertura y cierre asociados a regiones financieras con horarios definidos y contrastarlos con un mercado de criptoactivos que permanece abierto de forma continua. Cuando más adelante se nombra un índice, debe leerse como la referencia observable del mercado regional que representa.

5.7.1. Estacionalidad intradía

La volatilidad intradía sigue un patrón en forma de U: elevada al inicio y al final de la sesión, y menor en las horas intermedias (Admati & Pfleiderer, 1988). Las dos puntas tienen causas distintas. Las aperturas concentran la información acumulada mientras el mercado estuvo cerrado, que se incorpora de golpe en las primeras transacciones. Los cierres concentran el rebalanceo de posiciones, cuando los operadores ajustan su exposición antes de las horas sin negociación. Si las aperturas y cierres del S&P 500, el Euro Stoxx 50 y el Nikkei 225 concentran información y liquidez, esos momentos pueden generar ondas de volatilidad hacia los criptoactivos (Engle et al., 1990).

5.7.2. Event Study intradía

El Event Study es una metodología clásica en finanzas para evaluar si un evento identificable produce un efecto medible. Aquí el evento no es único, sino una marca temporal recurrente: la apertura o el cierre de un mercado regulado. Para cada evento se construyen dos ventanas. La ventana de evento captura la volatilidad en los minutos próximos al horario bursátil. La ventana placebo corresponde a un período desplazado, alejado del evento, que sirve de referencia de volatilidad “normal” para el mismo día y activo. Comparar ambas permite aislar el componente de volatilidad asociado al evento. Con T_{evento} el momento (UTC) del evento en el día t y una ventana de w minutos,

$$RV_{t,evento}^{(w)} = \sum_{j \in \mathcal{W}_{evento}} r_{t,j}^2, \quad RV_{t,placebo}^{(w)} = \sum_{j \in \mathcal{W}_{placebo}} r_{t,j}^2. \quad (5.6)$$

Para cada activo i , evento e y ventana w se define $\Delta RV_{i,e,w} = \overline{RV}_{i,e,w}^{evento} - \overline{RV}_{i,e,w}^{placebo}$, la

diferencia de volatilidad promedio entre la ventana de evento y la placebo. Un valor positivo indica que el horario del evento concentra más volatilidad que el período de referencia. Esa diferencia no basta por sí sola: hay que verificar que no sea producto del azar. La significancia se evalúa con la prueba no paramétrica de Mann-Whitney U, que compara las dos distribuciones sin suponer normalidad (Mann & Whitney, 1947). Como el análisis examina muchas combinaciones a la vez, los p-values se ajustan mediante el procedimiento de Benjamini-Hochberg para controlar la tasa de falsos descubrimientos (Benjamini & Hochberg, 1995), con $\alpha = 0,05$. Se evalúan ventanas de 5, 10, 15, 20, 25, 30 y 35 minutos, lo que permite distinguir efectos que se agotan en los primeros minutos de aquellos que persisten una fracción mayor de la sesión.

5.7.3. Asociación, predictibilidad y heterocedasticidad

El Event Study verifica si un horario concentra más volatilidad que su período de referencia, pero esa relación admite lecturas más finas que conviene distinguir. La *asociación* es una relación estadística entre el evento y la volatilidad, sin afirmar una dirección causal. La forma más directa de cuantificarla es una regresión de la log-volatilidad sobre una indicadora del evento,

$$\log(RV_t) = \alpha + \beta D_t^e + \mathbf{z}_t' \boldsymbol{\gamma} + u_t, \quad (5.7)$$

donde D_t^e vale 1 cuando ocurre el evento e , $\mathbf{z}_t$ reúne controles, u_t es el error y β es el coeficiente de asociación, esto es, el cambio de log-volatilidad vinculado al evento. Un β positivo y significativo señala más volatilidad alrededor del horario.

La *predictibilidad temporal* es más exigente: pregunta si conocer el evento mejora el pronóstico de la volatilidad frente a un modelo que no lo incorpora. En términos de la ecuación (5.7)

equivale a comparar el ajuste con y sin D_t^e (la mejora del R^2). Corresponde a una noción de causalidad predictiva (en el sentido de Granger), no de causalidad estructural. La *heterocedasticidad*, es decir, una varianza del error u_t que no es constante en el tiempo, es habitual en datos financieros, por lo que la inferencia sobre β se realiza con errores estándar robustos a heterocedasticidad y autocorrelación (HC3 y HAC de Newey-West). Estas tres lecturas, asociación, predictibilidad y heterocedasticidad, enmarcan el análisis complementario que acompaña al Event Study.

5.7.4. Pruebas complementarias de robustez econométrica

El Event Study entrega la evidencia principal sobre la relación entre los horarios bursátiles y la volatilidad intradía, pero conviene revisar si esa evidencia resiste el contraste con herramientas econométricas de uso habitual. La observación gráfica de un evento no basta, porque una diferencia visible entre la ventana de evento y su control puede deberse al azar o a unas pocas jornadas atípicas. Las pruebas complementarias permiten cuantificar esa diferencia y verificar su estabilidad bajo distintos supuestos.

La asociación estadística describe una relación regular entre dos variables, sin afirmar que una cause a la otra. La forma más simple de medirla es el coeficiente de correlación de Pearson,

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y}, \quad (5.8)$$

que cuantifica la asociación lineal entre dos variables. Cuando una de las variables es la indicadora del evento, este coeficiente corresponde a la correlación punto-biserial, que se relaciona de forma directa con una diferencia estandarizada de medias entre la ventana de evento y su control. Por esa razón aquí Pearson se interpreta solo como diagnóstico exploratorio y no como una asociación entre

dos magnitudes continuas. El coeficiente de Spearman,

$$\rho_s = \rho_{\text{rank}(X), \text{rank}(Y)}, \quad (5.9)$$

mide la asociación monótona sobre los rangos de las observaciones, por lo que resulta menos sensible a valores extremos que Pearson y entrega una lectura más estable cuando la volatilidad presenta colas pesadas. En ausencia de empates, esta definición equivale a la forma clásica

$$\rho_s = 1 - \frac{6 \sum_i d_i^2}{n(n^2 - 1)}, \quad (5.10)$$

donde d_i es la diferencia de rangos de la observación i y n el número de observaciones.

Las pruebas de comparación de medias y de distribuciones revisan la misma relación desde otro ángulo. En lugar de resumir la asociación en un coeficiente, contrastan si la volatilidad de la ventana de evento y la de su control provienen de la misma distribución. La prueba de Mann-Whitney compara dos grupos independientes sin suponer normalidad, y la prueba de Wilcoxon pareado aprovecha el emparejamiento natural entre cada evento y su control para ganar potencia. Ambas son no paramétricas, lo que las hace apropiadas para datos financieros que rara vez son gaussianos.

La regresión con variable indicadora de evento, ya presentada en la ecuación (5.7), ofrece una lectura más completa, porque permite estimar el cambio de volatilidad vinculado al evento y, al agregar controles de activo, mercado, tipo de evento, ventana y día de la semana, aislar ese cambio de otras fuentes de variación. Cuando se incorporan varios controles conviene verificar que no se

solapen entre ellos. El factor de inflación de la varianza,

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}, \quad (5.11)$$

evalúa en qué medida un regresor puede explicarse a partir de los demás, donde R_j^2 es el coeficiente de determinación de la regresión auxiliar del regresor j sobre el resto. Como referencia, valores del VIF sobre 5, y con más razón sobre 10, suelen señalar colinealidad relevante. El VIF no prueba el fenómeno estudiado, solo diagnostica colinealidad entre los controles.

Los diagnósticos residuales completan la revisión. Las pruebas de Breusch-Pagan y White examinan si la varianza del error es constante, mientras que las pruebas de Ljung-Box y ARCH-LM revisan si los residuos conservan dependencia temporal o agrupamiento de varianza. Estos diagnósticos no confirman la asociación entre evento y volatilidad. Su función es indicar cuándo la inferencia sobre el coeficiente del evento debe apoyarse en errores estándar robustos a heterocedasticidad y autocorrelación.

La causalidad de Granger formal no se incorpora a esta capa complementaria. La causalidad de Granger requiere series temporales regulares y variables con dinámica propia, capaces de anticiparse unas a otras. Las indicadoras de apertura y cierre son eventos calendarizados, fijos dentro de cada combinación y sujetos al calendario bursátil con feriados, de modo que forzar una prueba de Granger sobre ellas podría producir una lectura espuria. Por esa razón el contraste prudente sigue siendo la comparación contemporánea entre la ventana de evento y su control, interpretada como asociación.

Estas herramientas se entienden como pruebas complementarias de robustez. Su función es revisar si la asociación entre evento y volatilidad observada en el Event Study es coherente con

diagnósticos econométricos tradicionales. Sus resultados respaldan la lectura de asociación y de contenido informativo, pero no constituyen evidencia de causalidad estructural.

5.8. Modelos HAR-RV

5.8.1. Hipótesis del Mercado Heterogéneo

La Hipótesis del Mercado Heterogéneo (Müller et al., 1997) sostiene que la volatilidad observada resulta de la interacción de agentes con horizontes distintos. En una misma jornada conviven operadores de corto plazo (algoritmos y operadores intradía que reaccionan minuto a minuto), de mediano plazo (gestores que rebalancean cada semana) y de largo plazo (inversores institucionales que deciden según ciclos macroeconómicos). La información fluye entre estos horizontes de manera jerárquica, lo que genera una persistencia que un modelo de un solo rezago no captura.

5.8.2. El modelo HAR-RV

El HAR-RV (Corsi, 2009) traduce esa hipótesis en una especificación lineal con tres horizontes. Sobre la log-volatilidad diaria $y_t = \log(RV_t)$, el modelo es

$$y_{t+1} = \beta_0 + \beta_D y_t + \beta_W \bar{y}_t^{(7)} + \beta_M \bar{y}_t^{(30)} + \epsilon_{t+1}, \quad (5.12)$$

donde y_t es la log-volatilidad del día, y los componentes semanal y mensual son promedios móviles de la propia log-volatilidad,

$$\bar{y}_t^{(7)} = \frac{1}{7} \sum_{k=0}^6 y_{t-k}, \quad \bar{y}_t^{(30)} = \frac{1}{30} \sum_{k=0}^{29} y_{t-k}. \quad (5.13)$$

Como los criptoactivos se negocian de forma continua, la semana y el mes se miden en días calendario, por lo que las ventanas son de 7 y 30 días y no de los 5 y 22 días hábiles habituales en los mercados bursátiles. Los componentes promedian la log-volatilidad y y no la volatilidad realizada en su escala original. Cada coeficiente tiene una lectura económica: β_D mide el peso de la volatilidad del día anterior (operadores de corto plazo). β_W mide el de la última semana (agentes de mediano plazo). β_M mide el del último mes (inversores de largo plazo y condiciones macroeconómicas). El HAR-RV aproxima la memoria larga de la volatilidad con una regresión lineal simple. Logra un efecto parecido al de modelos de memoria larga más complejos (como el ARFIMA), pero es más interpretable y más fácil de estimar, y admite variables exógenas (las señales del Event Study) sin perder su estructura.

5.8.3. Variantes adaptativas

Esta memoria compara el HAR-RV base con tres variantes adaptativas. Todas comparten la ecuación (5.12) y difieren en la muestra usada para estimar $\beta = (\beta_0, \beta_D, \beta_W, \beta_M)'$ o en la forma de corregir la predicción. La **estimación estática** estima los coeficientes una sola vez por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) sobre la muestra de entrenamiento $\{1, \dots, T_0\}$ y los mantiene fijos. Sirve de referencia, porque si ninguna variante la supera de forma consistente, la actualización paramétrica no aporta valor. La ventana *expanding* reestima con todos los datos hasta $t - 1$, por lo que aprovecha toda la historia, aunque reacciona con lentitud a cambios de régimen. La ventana *rolling* usa un tamaño fijo N que se desplaza, descartando las observaciones más antiguas, lo

que la hace más sensible a condiciones recientes a costa de mayor varianza. La corrección de residuales mantiene los coeficientes fijos y ajusta la predicción según el sesgo reciente del modelo, $\tilde{y}_{t+1} = \hat{y}_{t+1} + \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} e_{t-k}$ con $e_t = y_t - \hat{y}_t$. La elección de N y K implica un compromiso entre rapidez de adaptación y estabilidad, y se documenta en Metodología.

5.9. Modelos de retorno con variables exógenas (ARIMAX)

La volatilidad describe la intensidad del movimiento, no su dirección. Para predecir el retorno logarítmico se usa la familia ARIMA/ARIMAX, que conviene construir desde sus componentes. Un modelo autorregresivo $AR(p)$ expresa el valor actual como función de sus p valores pasados. Un modelo de medias móviles $MA(q)$ lo expresa como función de los q errores de predicción pasados, que contienen información sobre choques aún no disipados. El $ARIMA(p, d, q)$ combina ambos componentes y diferencia la serie d veces para alcanzar estacionariedad (Box et al., 2015). En finanzas se trabaja con $d = 1$ sobre el log-precio, lo que equivale precisamente a modelar la serie de retornos logarítmicos. El orden (p, q) se elige por el criterio de información de Akaike (AIC), que equilibra el ajuste a los datos con el número de parámetros y premia las especificaciones parsimoniosas. El ARIMAX extiende este modelo al incorporar una variable exógena, como una predicción de volatilidad esperada,

$$r_{t+1} = c + \sum_{i=1}^p \phi_i r_{t+1-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \epsilon_{t+1-j} + \delta_1 \widehat{\log RV}_{t+1}^{intra} + \epsilon_{t+1}. \quad (5.14)$$

Aquí la variable dependiente es el retorno r_{t+1} . Las explicativas son sus propios rezagos, los errores pasados y el pronóstico intradía de log-volatilidad $\widehat{\log RV}_{t+1}^{intra}$, proveniente de la selección mediante *Model Confidence Set*. Si el coeficiente δ_1 es significativo, ese pronóstico aporta

información para anticipar el retorno (objetivo específico OE6). El ARIMAX se estima en una rama fija y una adaptativa (*walk-forward*).

5.10. Regularización y correctores predictivos (Ridge)

Cuando un modelo incluye varias variables explicativas correlacionadas entre sí, los coeficientes de MCO se vuelven inestables: pequeñas variaciones en los datos producen cambios grandes en las estimaciones. Este fenómeno, la multicolinealidad, es frecuente en series financieras, donde la volatilidad esperada, las señales del Event Study y los rezagos del retorno suelen estar correlacionados. El primer corrector, ARIMAX-Ridge (Hoerl & Kennard, 1970), atenúa el problema añadiendo una penalización L_2 que contrae los coeficientes hacia cero. Su solución tiene forma cerrada,

$$\hat{\beta}_{\text{Ridge}}(\lambda) = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + \lambda\mathbf{I}_p)^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{y}, \quad (5.15)$$

donde el parámetro $\lambda \geq 0$ controla la intensidad de la penalización: con $\lambda = 0$ se recupera MCO, y a medida que λ crece los coeficientes se estabilizan a cambio de un sesgo controlado (el compromiso sesgo-varianza). El valor de λ se elige por validación cruzada temporal sobre el entrenamiento, sin usar datos de evaluación ni forward. Ridge no reemplaza al ARIMAX, sino que corrige su predicción estimando el residual,

$$\hat{r}_{t+1}^{\text{Ridge}} = \hat{r}_{t+1}^{\text{base}} + \mathbf{x}'_t \hat{\beta}_{\text{Ridge}}(\lambda). \quad (5.16)$$

El corrector Ridge se evalúa en rama fija y adaptativa.

5.11. Combinador supervisado contextual (ARIMAX-CSC)

El tercer modelo decide cuánto inclinar la predicción hacia el ARIMAX base o hacia su corrección Ridge. Este componente no es aprendizaje por refuerzo, sino un combinador supervisado contextual que pondera dos predicciones ya existentes,

$$\hat{r}_{t+1}^{CSC} = \hat{r}_{t+1}^{ARIMAX} + \lambda_t (\hat{r}_{t+1}^{Ridge} - \hat{r}_{t+1}^{ARIMAX}), \quad \lambda_t \in \{-1, -0,5, 0, 0,5, 1, 1,5, 2\}. \quad (5.17)$$

El coeficiente λ_t es el peso de la combinación: con $\lambda_t = 0$ se conserva el ARIMAX y con $\lambda_t = 1$ se adopta la corrección Ridge. Los valores intermedios y extremos interpolan o extrapolan entre ambas. Ese peso se elige con una regresión logística multinomial entrenada como política común a todas las señales. El combinador existe solo en la rama fija.

5.12. Comparación de modelos candidatos

La evaluación parte de un universo experimental de configuraciones predictivas previamente definidas. Cada configuración candidata combina un activo, una región, un tipo de evento, un horizonte y una familia predictiva. El conjunto se fija antes del período de evaluación y no se amplía después. El primer nivel de análisis compara el desempeño individual de cada configuración en el forward. La configuración con mejor resultado se interpreta como el mejor desempeño dentro de la familia de modelos predictivos base, sin afirmar que sea una estrategia desplegable ni una rentabilidad garantizada. La comparación económica posterior incorpora además reglas de selección, benchmarks, configuraciones direccionales y políticas forward evaluadas. Por ello, el

mejor candidato predictivo no tiene que coincidir con el mayor capital del ranking consolidado. La distinción entre candidato individual y una regla que decide sin conocer el desempeño futuro se trata en la sección siguiente.

5.13. Reglas agregadas de selección

Una regla agregada de selección elige, en cada período, el modelo activo dentro de un conjunto de candidatos según su desempeño reciente en una ventana móvil de W días,

$$\bar{L}_{i,t}^{(W)} = \frac{1}{W} \sum_{k=0}^{W-1} L_{i,t-k}, \quad m_{t+1}^* = \arg \min_{i \in \mathcal{P}} \bar{L}_{i,t}^{(W)}. \quad (5.18)$$

La primera expresión promedia la pérdida del modelo i en las últimas W jornadas. La segunda elige para el período siguiente el modelo con menor pérdida promedio. A diferencia del nivel individual, una regla agregada decide solo con información disponible hasta el período anterior, por lo que representa una política aplicable en la práctica. La memoria evalúa cuatro reglas que combinan dos ramas de estimación (fija y adaptativa) con dos conjuntos elegibles (ALL y MCS): FIXED-ALL, FIXED-MCS, ADAPTIVE-ALL y ADAPTIVE-MCS. La rotación elige el modelo con menor error absoluto acumulado hasta la semana anterior, con desempate por error cuadrático y luego por simplicidad. La predicción del sistema se traduce en una decisión de exposición de tipo *long/cash*.

5.13.1. Familias forward de políticas de decisión

La evaluación económica considera varias familias metodológicas bajo una misma lógica forward. Junto con los modelos predictivos base y las reglas *long/cash*, se evalúan configuraciones que amplían el espacio de acciones. La familia long, short y neutral incorpora posiciones largas, posiciones cortas sintéticas y posiciones neutrales (LONG/SHORT/NEUTRAL). La política buy, sell y hold formula la decisión como una política supervisada offline de compra, venta y mantención (BUY/SELL/HOLD), cuyas etiquetas se construyen condicionadas a la posición previa y no resuelven una ecuación de Bellman: BUY representa posición larga, SELL una posición corta sintética y HOLD permanencia en caja.

Estas familias no modifican la convención de retornos logarítmicos, la capitalización exponencial ni la separación temporal del forward. Su rol conceptual es comparar cómo distintos mecanismos de decisión transforman señales predictivas en capital. En el cierre económico se integran con modelos predictivos, reglas de selección y benchmarks dentro de un ranking forward consolidado. La evidencia cuantitativa asociada corresponde al capítulo de Resultados.

5.14. Aprendizaje por refuerzo secuencial y Fitted Q Iteration

Las familias anteriores deciden con reglas fijas o con políticas estimadas de una sola vez. El aprendizaje por refuerzo plantea un problema distinto: aprender una política de decisión secuencial que maximice una recompensa acumulada, reconociendo que la acción de hoy condiciona el estado de mañana (Sutton & Barto, 1998). El problema se formaliza como un proceso de decisión de Markov, definido por un estado s_t que resume la información disponible, un conjunto de acciones a_t , una recompensa $R_t(s_t, a_t)$ y una transición hacia el estado siguiente s_{t+1} . Una política asigna a

cada estado la acción que debe tomarse.

La calidad de elegir la acción a en el estado s y continuar de forma óptima se resume en la función de valor-acción $Q(s, a)$, que satisface la ecuación de Bellman,

$$Q(s_t, a_t) = \mathbb{E} \left[R_t + \gamma \max_{a'} Q(s_{t+1}, a') \right], \quad (5.19)$$

donde $\gamma \in [0, 1)$ es el factor de descuento, que regula cuánto pesan las recompensas futuras frente a las inmediatas. El término $\max_{a'} Q(s_{t+1}, a')$ representa el valor de seguir decidiendo bien desde el estado siguiente. Por eso la decisión no es miope, sino que anticipa sus consecuencias.

Cuando el espacio de estados es amplio, Q no se tabula sino que se aproxima con un modelo. El *Fitted Q Iteration* es un método por lotes (*offline*) que estima Q de forma iterativa a partir de datos históricos. En cada iteración k ajusta el aproximador $\hat{Q}^{(k)}$ por regresión, tomando como variable objetivo el valor de Bellman estimado en la iteración previa,

$$y_t^{(k)} = R_t + \gamma \max_{a'} \hat{Q}^{(k-1)}(s_{t+1}, a'), \quad (5.20)$$

y repite el ajuste hasta que las estimaciones se estabilizan. Aproximar Q con una regresión Ridge separada por acción mantiene estable la estimación cuando los predictores están correlacionados, en la línea de la sección 5.10.

Conviene separar este componente de los anteriores para evitar confusiones de nomenclatura. El combinador ARIMAX-CSC (sección 5.11) es supervisado y no resuelve una ecuación de Bellman. La política buy, sell y hold es una política supervisada *offline* de un solo paso, sin transición de estados modelada. Solo el componente basado en Fitted Q Iteration constituye aprendizaje por refuerzo secuencial en sentido estricto, porque su estado incorpora la posición previa y su

recompensa se optimiza a lo largo del tiempo mediante la ecuación de Bellman. La evidencia económica de este componente corresponde al capítulo de Resultados.

5.15. Evaluación forward, benchmarks y capitalización

5.15.1. Métricas de evaluación

La comparación entre modelos requiere criterios cuantitativos de error. Para el retorno se usan dos métricas descriptivas. El error absoluto medio (MAE) promedia la magnitud de los errores sin distinguir su signo, $MAE = \frac{1}{N} \sum_t |y_t - \hat{y}_t|$, y es robusto frente a valores atípicos. La raíz del error cuadrático medio (RMSE), $RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_t (y_t - \hat{y}_t)^2}$, penaliza con más fuerza los errores grandes, lo que resulta relevante cuando un fallo en un día de alta volatilidad es más costoso que varios fallos pequeños.

Para la volatilidad, en cambio, el criterio principal es QLIKE (Patton, 2011),

$$\mathcal{L}_{\text{QLIKE}}(\hat{h}_t, RV_t) = \frac{RV_t}{\hat{h}_t} - \ln\left(\frac{RV_t}{\hat{h}_t}\right) - 1, \quad (5.21)$$

donde $\hat{h}_t$ es el pronóstico de volatilidad y RV_t la volatilidad realizada. QLIKE penaliza de forma asimétrica: subestimar la volatilidad cuesta más que sobreestimarla en igual proporción. Por ejemplo, si $RV_t = 2$ y el modelo predice $\hat{h}_t = 1$ (subestimación), la pérdida es $2 - \ln 2 - 1 \approx 0,307$. Si predice $\hat{h}_t = 4$ (sobreestimación mayor en proporción), la pérdida es $0,5 - \ln 0,5 - 1 \approx 0,193$. Esta asimetría es deseable en gestión de riesgo, porque subestimar el riesgo en días volátiles es más peligroso. QLIKE no se aplica al retorno. La evaluación del retorno usa el error absoluto y el error cuadrático por observación,

$$AE_t = |y_t - \hat{y}_t|, \quad SE_t = (y_t - \hat{y}_t)^2, \quad (5.22)$$

que son las pérdidas del Model Confidence Set de retorno. El MAE y el RMSE se usan como descriptivos.

5.15.2. Model Confidence Set

El Model Confidence Set (Hansen et al., 2011) responde a una dificultad concreta: comparar modelos por su error promedio puede ser engañoso si las diferencias son pequeñas frente a la variabilidad de los errores. En lugar de designar un único “mejor” modelo, el MCS parte del conjunto completo de candidatos y elimina iterativamente los significativamente peores, hasta que no puede rechazarse que los restantes sean equivalentes. La distribución del estadístico se estima con bootstrap estacionario. En volatilidad compara las especificaciones HAR-RV con QLIKE. En retorno compara las familias (ARIMAX, Ridge y combinador, en sus ramas fija y adaptativa) con AE y SE, y sobreviven los modelos que pertenecen al conjunto bajo ambos criterios. El nivel de significancia es $\alpha = 0,15$.

5.15.3. Capitalización y benchmarks

La evaluación forward es una validación pseudo fuera de muestra sobre un horizonte estrictamente posterior a todos los datos usados en entrenamiento, selección y filtrado por MCS. El período forward cubre del 2 de enero de 2026 al 29 de mayo de 2026 (22 semanas). Cada configuración y cada benchmark inician con un capital de \$1 000 USD por activo.

La decisión es de tipo *long/cash*: la posición p_t toma el valor 1 cuando la predicción del

retorno es favorable y 0 cuando no lo es. Como el retorno objetivo es logarítmico, el capital se acumula con la convención exponencial. Con $r_{strat,t} = p_t r_t$,

$$W_t = W_{t-1} \exp(r_{strat,t}), \quad W_T = W_0 \exp\left(\sum_t p_t r_t\right). \quad (5.23)$$

La regla primaria opera sin costos. Una variante de robustez descuenta un costo cuando la posición cambia. La forma (5.23) reemplaza la acumulación multiplicativa $W_t = W_{t-1}(1 + r_{strat,t})$, que solo sería válida para retornos simples. Los parámetros concretos corresponden a Metodología.

La trayectoria económica se describe, más allá del capital final, con tres indicadores. El *drawdown* mide la caída relativa desde el máximo alcanzado hasta el momento t , $DD_t = W_t / \max_{s \leq t} W_s - 1$, y su valor mínimo resume la peor pérdida acumulada. El *turnover* es la fracción de períodos en que la posición cambia, $\frac{1}{T} \sum_t \mathbb{1}[p_t \neq p_{t-1}]$, e indica cuánto opera la estrategia y, por lo tanto, su exposición a costos. La tasa de exposición (*exposure rate*) es la fracción de períodos con posición distinta de caja, y mide cuánto tiempo el capital estuvo efectivamente en riesgo. Estos indicadores complementan al capital final cuando se comparan configuraciones.

Para juzgar si las predicciones aportan valor, se comparan con reglas que no usan información: CASH ($W_t = W_0$), BUY_AND_HOLD ($W_t = W_{t-1} \exp(r_t)$) y ALWAYS_LONG_BY_OBSERVATION (exposición en todas las observaciones del candidato, sin usar predicciones). Ningún benchmark incurre en costos. El desempeño de un benchmark depende del régimen del período: que un benchmark supere a un modelo no invalida al modelo.

6. Metodología

6.1. Diseño empírico general

La metodología se organiza como un flujo empírico secuencial. Parte de datos intradía de criptoactivos, construye una medida diaria de volatilidad realizada, identifica señales asociadas a aperturas y cierres de mercados regulados, evalúa si esas señales mejoran modelos predictivos y analiza su desempeño económico en una evaluación pseudo fuera de muestra. La secuencia es deliberada: cada etapa solo se justifica si la anterior entrega un insumo válido, de modo que el lector puede seguir el razonamiento de principio a fin.

El flujo tiene tres etapas. La primera es el análisis de volatilidad: construye la base intradía de BTC, ETH y BNB, calcula $\log(RV_t)$, aplica un diagnóstico estadístico y un Event Study intradía sobre los horarios del S&P 500, el Euro Stoxx 50 y el Nikkei 225. Esta etapa produce dos lecturas complementarias: una caracterización agregada mediante modelos HAR-RV diarios y una selección de señales de volatilidad intradía asociadas a cada activo, mercado, evento y ventana. La segunda es el análisis de retorno: el pronóstico intradía de log-volatilidad seleccionado en esa etapa entra como variable exógena en un modelo ARIMAX de retorno por señal, sobre el que operan un corrector Ridge y un combinador supervisado, filtrados por un Model Confidence Set de retorno con error absoluto y error cuadrático. La tercera es la evaluación económica: sobre un universo de configuraciones predictivas previamente definidas, se compara el desempeño individual de los candidatos, el de reglas agregadas de selección y el de benchmarks operacionales en un horizonte forward 2026.

El Cuadro 6.1 sintetiza este flujo e indica, para cada bloque, su entrada, procedimiento, salida y función dentro de la memoria.

Cuadro 6.1: Embudo metodológico de la memoria: de la construcción de datos a la evaluación económica forward.

Bloque metodológico	Entrada	Procedimiento	Salida	Función
Construcción de datos	Precios cripto de 5 minutos y horarios bursátiles	Sincronización a UTC y retornos logarítmicos	Retornos intradía y $\log(RV)$	Base empírica del estudio
Caracterización diaria	$\log(RV_t)$ diaria	Diagnóstico estadístico y modelos HAR-RV	Lectura agregada de la volatilidad	Caracterizar la dinámica (no es ranking formal)
Event Study intradía	$\log(RV)$ intradía y eventos de apertura y cierre	Ventanas de 5 a 35 minutos frente a control	Señales por activo, mercado, evento y ventana	Detectar asociaciones intradía
Robustez econométrica complementaria	Pares evento-control del Event Study (126 combinaciones)	Correlaciones, pruebas no paramétricas, regresión con dummy, VIF y diagnósticos residuales con ajuste de Benjamini-Hochberg	Lectura de robustez del contraste evento-control	Capa de validación, no reemplaza el Event Study
Selección intradía	Señales candidatas	Model Confidence Set intradía (criterio 3de3)	Señales de volatilidad seleccionadas	Definir el insumo operativo hacia retorno
Transición a retorno	Pronóstico intradía de log-volatilidad	Incorporación como variable exógena	Conjunto de datos del ARIMAX	Conectar volatilidad con retorno
Modelos de retorno	Conjunto del ARIMAX	ARIMAX, Ridge y ARIMAX-CSC; filtro MCS de retorno (AE/SE)	Predicciones, errores y modelos sobrevivientes	Evaluar la capacidad predictiva
Evaluación económica forward	Predicciones de retorno	Reglas, selectores, costos y benchmarks	Capital final forward 2026	Evaluar la utilidad económica

Nota. La tabla sintetiza el flujo metodológico descrito en este capítulo y no introduce resultados nuevos. El bloque diario HAR-RV cumple un rol de caracterización agregada y no alimenta el bloque de retorno, que opera sobre las señales intradía seleccionadas mediante *Model Confidence Set*.

6.2. Datos, activos y mercados

La investigación usa los criptoactivos BTC, ETH y BNB y los mercados regulados de América, Europa y Asia, operacionalizados mediante los índices representativos S&P 500 (América), Euro Stoxx 50 (Europa) y Nikkei 225 (Asia). Estos índices se usan como referencia observable del horario de cada región y no como objeto de estudio en sí mismos. De cada uno se consideran su apertura y su cierre. Las series de criptoactivos se trabajan en frecuencia de 5 minutos y todos los horarios se estandarizan a tiempo universal coordinado (UTC), de modo que los eventos de distintas regiones sean comparables. El período principal de análisis cubre 2019 a 2025. El horizonte forward, reservado solo para la evaluación económica final, cubre del 2 de enero al 29 de mayo de 2026 (22 semanas).

La partición temporal impide que información futura influya en la estimación, selección o evaluación, lo que evita el sesgo conocido como fuga de información. El período 2019–2023 es entrenamiento inicial. El año 2024 es validación interna. El período 2019–2024 es reentrenamiento final. El año 2025 es evaluación pseudo fuera de muestra. El año 2026 es solo evaluación económica. Para cada fecha de pronóstico se usan únicamente datos disponibles hasta ese momento.

6.3. Construcción de retornos logarítmicos

El análisis no modela el precio directamente. Los tres criptoactivos operan en niveles muy distintos, de modo que un mismo movimiento relativo se traduce en cambios de tamaño difícil de comparar entre ellos. Por eso la unidad de trabajo es el retorno. El retorno logarítmico, en particular, permite comparar movimientos entre activos y se acumula sumando en lugar de multiplicar, lo que simplifica el paso posterior a capital. En el nivel intradía, dado el precio $P_{t,j}$ del intervalo j del día t ,

$$r_{t,j} = \ln(P_{t,j}) - \ln(P_{t,j-1}). \quad (6.1)$$

La variable objetivo del bloque de retorno es el retorno logarítmico por señal (definida por activo, mercado, evento y ventana) al horizonte de evaluación e indexado por fecha,

$$r_t = \ln(P_{t+h}) - \ln(P_t). \quad (6.2)$$

Conviene separar desde ya los dos usos del retorno en la memoria. Los retornos intradía de 5 minutos de la ecuación (6.1) son el insumo con el que se construye la volatilidad realizada de la etapa siguiente. El retorno por señal de la ecuación (6.2) es, en cambio, la variable que el bloque de retorno intentará predecir más adelante. Esta segunda variable no es un retorno diario genérico, sino el retorno asociado a una señal intradía concreta, definida por activo, mercado, evento y ventana, e indexada por fecha. El retorno logarítmico es además aditivo, de modo que $R_{0 \rightarrow T} = \sum_{t=1}^T r_t$, y a cada retorno logarítmico r le corresponde un factor bruto e^r . Esta propiedad fija la capitalización de la sección 6.18.

6.4. Construcción de RV y log(RV)

La volatilidad realizada resume en un solo número la intensidad con que se movió el precio durante un día. Se obtiene en tres pasos. Primero se toman los retornos de 5 minutos del día. Luego se elevan al cuadrado, con lo que cada uno aporta su magnitud y no su signo, ya que una subida y una bajada del mismo tamaño importan igual para medir riesgo. Por último se suman todos los cuadrados del día. A partir de los retornos intradía se construye así la volatilidad realizada diaria y

su logaritmo,

$$RV_t = \sum_{j=1}^{M_t} r_{t,j}^2, \quad y_t = \log(RV_t), \quad (6.3)$$

donde M_t es el número de intervalos del día (hasta 288 con frecuencia de 5 minutos). Se toma el logaritmo porque la distribución de RV_t es muy asimétrica a la derecha, y $\log(RV_t)$ se comporta de forma más cercana a la normalidad, lo que facilita la estimación. La elección de 5 minutos se respalda con *Volatility Signature Plots* por activo, que comparan la volatilidad estimada a distintas frecuencias.

6.5. HAR-RV y selección de modelos de volatilidad

Con la log-volatilidad diaria ya construida, el primer nivel de análisis la estudia a escala diaria. El diagnóstico estadístico de $\log(RV_t)$ incluye descriptivos y Jarque-Bera para normalidad, estacionariedad con ADF y KPSS, quiebre endógeno con Zivot-Andrews, persistencia con ACF/PACF y Ljung-Box, y heterocedasticidad con ARCH-LM. La estrategia de identificación de eventos intradía considera un universo de 756 combinaciones, la comparación `EVENT_vs_SHIFT` en escala logarítmica y la prueba de Mann-Whitney U con ajuste de Benjamini-Hochberg. El bloque incluye además la heterogeneidad por día de la semana, el ranking estricto de señales, las Event Features y los modelos HAR-RV en sus versiones base, macrofinanciero, con Event Features y con indicadoras de día. El HAR-RV base es

$$y_{t+1} = \alpha + \beta_D y_t + \beta_W \bar{y}_t^{(7)} + \beta_M \bar{y}_t^{(30)} + \varepsilon_{t+1}, \quad (6.4)$$

donde $y_t = \log(RV_t)$ es la log-volatilidad diaria y los componentes semanal y mensual $\bar{y}_t^{(7)}$ y $\bar{y}_t^{(30)}$ son promedios móviles de la propia log-volatilidad sobre ventanas de 7 y 30 días calendario, con mínimos operativos de 5 y 20 observaciones. Estas ventanas usan días calendario porque los criptoactivos se negocian de forma continua. Se evalúan variantes adaptativas (estática, *expanding*, *rolling* y corrección de residuales).

La evaluación de volatilidad usa QLIKE como criterio principal. Con $\widehat{RV}_t = \exp(\hat{y}_t)$,

$$QLIKE_t = \frac{RV_t}{\widehat{RV}_t} - \log\left(\frac{RV_t}{\widehat{RV}_t}\right) - 1. \quad (6.5)$$

QLIKE se utiliza como criterio descriptivo de comparación dentro del bloque diario, con MAE y RMSE como complementos. Este contraste no constituye un ranking formal de selección. La selección de volatilidad mediante MCS se realiza en la rama intradía (sección 6.8). Se aplican diagnósticos HAR complementarios (VIF para multicolinealidad, análisis residual, Chow y CUSUM de cuadrados para estabilidad).

6.6. Análisis complementario de asociación, predictibilidad y heterocedasticidad

De forma complementaria al Event Study, se evalúa la relación entre las aperturas y cierres regulados y la volatilidad mediante modelos econométricos por activo y evento. Para cada combinación activo-evento se estima un modelo de asociación cuyo coeficiente mide el cambio de volatilidad vinculado al evento, con errores estándar robustos a heterocedasticidad (HC3). La predictibilidad temporal se evalúa comparando el ajuste de un modelo con y sin el evento (variación

del R^2 y su significancia). La heterocedasticidad y la autocorrelación se diagnostican para emplear errores robustos (HC3 y HAC de Newey-West) en la inferencia. Este análisis se interpreta como evidencia de asociación y predictibilidad temporal, no de causalidad estructural, y actúa como puente hacia el bloque de modelamiento. Las cifras se presentan en Resultados.

Sobre esa misma relación entre evento y control se aplica una batería de robustez que contrasta la evidencia con herramientas econométricas tradicionales. Esta batería no recalcula la volatilidad realizada desde precios. Trabaja sobre los pares evento-control ya construidos en la etapa intradía, donde cada par compara la volatilidad de la ventana de evento con la de su ventana de control desplazada. La unidad de análisis es ese par, y la variable de interés es el cambio de log-volatilidad entre ambas ventanas,

$$\Delta \log(RV) = \log(RV)_{\text{EVENT}} - \log(RV)_{\text{SHIFT}}, \quad (6.6)$$

de modo que un valor positivo indica mayor volatilidad en la ventana de evento que en su ventana de comparación. La batería abarca 126 combinaciones de tres activos, tres mercados, dos tipos de evento y siete ventanas, sobre un total de 154.136 pares válidos del período de entrenamiento.

Para cada combinación se estiman asociaciones exploratorias de Pearson y Spearman, pruebas de distribución de Mann-Whitney y de Wilcoxon pareado, y regresiones con variable indicadora de evento. La inferencia de las regresiones usa errores estándar robustos a heterocedasticidad HC3 y errores agrupados por par, debido al emparejamiento entre evento y control y a la posible dependencia entre observaciones de una misma señal. Como el contraste entre evento y control ya

queda recogido en la diferencia de la ecuación (6.6), la regresión por combinación adopta la forma

$$\Delta \log(RV)_i = \alpha + \gamma' \mathbf{X}_i + \varepsilon_i, \quad (6.7)$$

donde $\mathbf{X}_i$ reúne los controles y el término α recoge el nivel medio del cambio de volatilidad asociado al evento. Una especificación pooled con la indicadora de evento y controles resume el resultado en un solo coeficiente comparable entre combinaciones.

Los p-values se ajustan mediante el procedimiento de Benjamini-Hochberg, que ordena los m contrastes de cada familia y retiene como significativos aquellos que cumplen

$$p_{(k)} \leq \frac{k}{m} q, \quad (6.8)$$

con q la tasa de falsos descubrimientos admitida. El ajuste se aplica por familia sobre las 126 combinaciones, con un umbral de significancia de $q < 0,05$. Los resultados se clasifican luego en consistentes fuertes, consistentes parciales y no concluyentes según cuántas pruebas superan su umbral ajustado, y los casos no concluyentes se mantienen visibles para evitar una lectura selectiva.

Algunas pruebas se descartan de manera explícita. La causalidad de Granger formal no se aplica sobre las indicadoras de apertura y cierre, porque son eventos calendarizados sin dinámica temporal propia. La prueba de White no resulta identificable cuando la especificación contiene una sola indicadora, porque su regresión auxiliar pierde rango. Tampoco se aplican contrastes de una única serie regular, como Breusch-Godfrey, CUSUM de cuadrados o Chow, porque el panel apilado de pares no constituye una serie temporal continua. Esta batería no modifica la identificación principal del Event Study. Entrega una lectura de robustez bajo herramientas econométricas

tradicionales, cuyas cifras se reportan en Resultados y cuyo detalle extendido se documenta en el anexo correspondiente.

6.7. Uso de la predicción de volatilidad como insumo

El pronóstico intradía de log-volatilidad seleccionado mediante *Model Confidence Set* se incorpora como variable exógena del modelo de retorno. Su rol es predictivo. No se reutiliza para capitalizar ni para construir la regla económica, que opera sobre el retorno realizado. En la implementación, este pronóstico intradía de log-volatilidad queda registrado en el conjunto de datos de retorno como `pred_log_rv_feature`.

6.8. Relación entre volatilidad diaria e intradía en el diseño empírico

El diseño distingue dos niveles de modelamiento de la volatilidad, con funciones distintas. El bloque diario HAR-RV caracteriza la persistencia y la dinámica agregada de la volatilidad realizada de BTC, ETH y BNB a nivel activo-fecha. El bloque intradía conserva la identificación del activo, el mercado regulado, el tipo de evento, apertura o cierre, y la ventana temporal de 5 a 35 minutos. Esta separación evita tratar como equivalentes objetivos definidos a frecuencias distintas: la rama diaria opera a nivel activo-fecha y la rama intradía a nivel activo-fecha-mercado-evento-ventana.

Ambas ramas no compiten de forma directa, porque no modelan la misma variable objetivo. Su comparación, presentada en Resultados, es funcional y de cobertura, no una competencia predictiva: las métricas de cada bloque solo son comparables dentro de él.

El bloque diario HAR-RV se utiliza para caracterizar la dinámica agregada de la volatilidad realizada. No se emplea como ranking formal de selección fuera de muestra para 2025, dado que la evaluación diaria ampliada fue descartada por falta de respaldo computacional crudo suficiente. La rama operativa que alimenta el bloque de retorno corresponde a la selección intradía de señales de volatilidad mediante *Model Confidence Set*.

El insumo del bloque de retorno proviene de la rama intradía. Sobre el universo de señales de volatilidad intradía se aplica un *Model Confidence Set* por celda y pérdida: se evalúan 756 señales bajo QLIKE, error absoluto y error cuadrático, y se retienen las 332 que sobreviven de forma simultánea los tres criterios (criterio 3de3). El pronóstico intradía de log-volatilidad de estas señales es la variable exógena que ingresa al ARIMAX de retorno. La volatilidad diaria HAR-RV, en cambio, se mantiene como caracterización agregada y no alimenta el bloque de retorno.

6.9. Modelos de retorno

El bloque de retorno define un conjunto de datos de retorno por señal intradía, indexado por fecha, con el retorno como variable objetivo y regresores que incluyen el pronóstico de volatilidad intradía. Sobre ese conjunto se construyen tres familias: un ARIMAX base, un corrector Ridge y un combinador supervisado, cada una en una rama fija y una adaptativa, con la excepción del combinador, que existe solo en la rama fija.

6.10. ARIMAX

Llegado este punto la metodología ya dispone de un pronóstico de volatilidad intradía por señal. El modelo ARIMAX se usa para poner a prueba una pregunta concreta. Esa volatilidad esperada, ¿aporta información para anticipar el retorno? Para responderla, el retorno se modela como función de su propio pasado, de los errores recientes y de la volatilidad pronosticada como variable exógena,

$$r_{t+1} = c + \sum_{i=1}^p \phi_i r_{t+1-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \epsilon_{t+1-j} + \delta_1 \widehat{\log RV}_{t+1}^{intra} + \epsilon_{t+1}. \quad (6.9)$$

La variable dependiente es el retorno por señal intradía. Las explicativas son sus rezagos, los errores pasados y el pronóstico intradía de log-volatilidad $\widehat{\log RV}_{t+1}^{intra}$, proveniente de la selección mediante *Model Confidence Set*. El modelo se estima como una especificación ARIMAX con $d = 0$ sobre el retorno objetivo (equivalente a $d = 1$ sobre el log-precio, según la identidad descrita en el marco teórico) y orden (p, q) elegido por AIC con $p, q \in \{0, 1, 2\}$.¹ La rama fija estima los coeficientes una vez sobre el entrenamiento. La rama adaptativa los reestima en *walk-forward* semanal con ventana expansiva.

6.11. Ridge

El ARIMAX deja un residuo, esto es, la parte del retorno que no alcanza a explicar. El corrector Ridge intenta modelar ese residuo mediante una regresión penalizada (Hoerl & Kennard, 1970). La penalización L_2 estabiliza los coeficientes cuando los regresores están correlacionados,

¹Desde el punto de vista de implementación, la estimación se realizó mediante una clase SARIMAX sin componente estacional, equivalente en este contexto a la especificación ARIMAX descrita.

problema frecuente al combinar volatilidad esperada, señales de eventos y rezagos del retorno,

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_{\text{Ridge}}(\lambda) &= (\mathbf{X}'\mathbf{X} + \lambda\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{y}, \\ \hat{r}_{t+1}^{\text{Ridge}} &= \hat{r}_{t+1}^{\text{base}} + \mathbf{x}_t' \hat{\beta}_{\text{Ridge}}(\lambda).\end{aligned}\tag{6.10}$$

El parámetro λ se elige por validación cruzada temporal sobre el entrenamiento. El corrector se evalúa en rama fija y adaptativa.

6.12. Combinador supervisado contextual (ARIMAX-CSC)

El tercer modelo no agrega información nueva. Su tarea es decidir, en cada caso, cuánto peso dar a la predicción del ARIMAX base y cuánto a su corrección Ridge,

$$\hat{r}_{t+1}^{\text{CSC}} = \hat{r}_{t+1}^{\text{ARIMAX}} + \lambda_t (\hat{r}_{t+1}^{\text{Ridge}} - \hat{r}_{t+1}^{\text{ARIMAX}}), \quad \lambda_t \in \{-1, -0,5, 0, 0,5, 1, 1,5, 2\}.\tag{6.11}$$

El coeficiente λ_t pondera la combinación entre el ARIMAX base y su corrección Ridge, y se elige con una regresión logística multinomial común a todas las señales. Se denomina ARIMAX-CSC porque es un combinador supervisado contextual, no un algoritmo de aprendizaje por refuerzo. El combinador existe solo en la rama fija.

6.13. MCS de retorno con AE/SE

La comparación de modelos de retorno usa dos pérdidas por observación,

$$AE_t = |y_t - \hat{y}_t|, \quad SE_t = (y_t - \hat{y}_t)^2. \quad (6.12)$$

El Model Confidence Set se aplica por separado bajo AE y bajo SE. Un modelo sobrevive si pertenece al conjunto bajo ambos criterios (intersección $AE \cap SE$, criterio 2 de 2). El procedimiento usa $\alpha = 0,15$, 1000 remuestreos, bloques de longitud 5 y semilla fija. QLIKE no se usa en retorno. Conviene leer con cuidado qué significa sobrevivir. Un modelo que sobrevive no es necesariamente el mejor, sino uno que no puede descartarse como estadísticamente inferior bajo el criterio aplicado. Este filtro de retorno tampoco debe confundirse con el Model Confidence Set de la etapa de volatilidad. Aquel operó antes, sobre señales de volatilidad intradía y con tres pérdidas (QLIKE, error absoluto y error cuadrático). Este opera después, sobre modelos de retorno y solo con error absoluto y error cuadrático.

6.14. Universo experimental de configuraciones

La evaluación económica opera sobre un universo de configuraciones predictivas previamente definidas. Cada configuración candidata combina un activo, una región, un tipo de evento, un horizonte y una familia predictiva (en su rama correspondiente). El conjunto se fija antes del horizonte forward y no se amplía después, lo que permite interpretar el forward como una comparación entre configuraciones de un conjunto cerrado y evita elegir el ganador después de observar el resultado.

6.15. Evaluación individual forward de modelos candidatos

El primer nivel compara el desempeño individual de cada configuración candidata en el forward. Para cada candidato se construye la trayectoria de capital bajo la regla económica (sección 6.18) y se reporta su resultado al cierre del horizonte. La configuración con mejor resultado se interpreta como el mejor desempeño dentro de la familia de modelos predictivos base, sin constituir una estrategia desplegable ni una rentabilidad garantizada. Este nivel alimenta el ranking consolidado posterior, que incorpora otras familias de decisión. Las cifras se presentan en Resultados.

6.16. Reglas agregadas de selección dinámica

El segundo nivel evalúa reglas agregadas de selección, que eligen en cada período un único modelo activo según su desempeño reciente, sin conocer el desempeño futuro. La memoria evalúa cuatro reglas que combinan dos ramas (fija y adaptativa) con dos conjuntos elegibles (ALL y MCS): FIXED-ALL, FIXED-MCS, ADAPTIVE-ALL y ADAPTIVE-MCS. La rotación elige el modelo con menor error absoluto acumulado hasta la semana anterior, con desempate por error cuadrático y luego por simplicidad. La primera semana usa el ARIMAX. A diferencia del nivel individual, una regla agregada sí podría aplicarse en la práctica, porque decide solo con información pasada.

6.17. Forward 2026

La evaluación forward es una validación pseudo fuera de muestra sobre un horizonte estrictamente posterior a todos los datos usados en entrenamiento, selección y filtrado por MCS.

Cubre del 2 de enero al 29 de mayo de 2026 (22 semanas). Ningún dato de 2026 retroalimenta los modelos ni las reglas de selección. Cada configuración y cada benchmark inician con un capital de \$1 000 USD por activo.

6.18. Capitalización exponencial

La decisión de exposición es de tipo *long/cash*: se toma posición cuando la predicción del retorno es favorable y se permanece en caja en caso contrario,

$$p_t = \begin{cases} 1 & \text{si } \hat{r}_t > 0 \quad (\text{exposición}), \\ 0 & \text{en caso contrario} \quad (\text{caja}). \end{cases} \quad (6.13)$$

Con $r_{strat,t} = p_t r_t$ y r_t logarítmico, el capital se acumula con la convención exponencial,

$$W_t = W_{t-1} \exp(r_{strat,t}), \quad W_T = W_0 \exp\left(\sum_{t=1}^T p_t r_t\right). \quad (6.14)$$

Esta convención reemplaza la forma multiplicativa $W_t = W_{t-1}(1 + r_{strat,t})$, válida solo para retornos simples. Todas las familias de evaluación económica forward se calcularon bajo esta convención.

La regla base *long/cash* restringe la posición a $p_t \in \{0, 1\}$, donde 1 es exposición larga y 0 permanencia en caja. Las familias direccionales evaluadas más adelante amplían el dominio a $p_t \in \{-1, 0, 1\}$, donde -1 representa una posición corta sintética, 0 una posición neutral o caja y 1 una posición larga. En todos los casos la capitalización conserva la misma lógica exponencial sobre

retornos logarítmicos netos de costos,

$$W_t = W_{t-1} \exp(p_t r_t - c_t), \quad (6.15)$$

donde p_t es la posición del período, r_t el retorno logarítmico observado y c_t el costo en escala logarítmica según la convención de cada estrategia (nulo en la regla primaria y equivalente a 10 puntos base por cambio de posición en las variantes con costos). La ecuación (6.15) generaliza la regla *long/cash*: con $p_t \in \{0, 1\}$ reproduce la ecuación (6.14), y con $p_t \in \{-1, 0, 1\}$ describe las reglas direccionales.

6.19. Costos

La regla económica primaria opera sin costos. Como análisis de robustez se evalúa una variante que descuenta un costo cuando la posición cambia entre períodos,

$$W_t = W_{t-1} \exp(r_{strat,t}) (1 - c \mathbb{K}[p_t \neq p_{t-1}]), \quad (6.16)$$

con $c = 10$ puntos base por cambio de posición y posición inicial neutral, $p_0 = 0$. El indicador $\mathbb{K}[p_t \neq p_{t-1}]$ vale 1 solo cuando la posición cambia. Por ello, mantener una posición no genera costo y un giro directo de larga a corta, o de corta a larga, recibe un único cargo de 10 puntos base. En escala logarítmica, la penalización equivalente es $c_{\log,t} = -\log(1 - 0,001 \mathbb{K}[p_t \neq p_{t-1}])$. El costo no incorpora *spread* variable, *slippage* ni variaciones de liquidez.

6.20. Benchmarks

Las configuraciones se comparan con reglas que no usan información, todas capitalizadas con la convención exponencial y sin costos:

- CASH: capital constante, $W_t = W_0 = 1000$.
- BUY_AND_HOLD: $W_t = W_{t-1} \exp(r_t)$ (equivale a $p_t = 1$ en todo período).
- ALWAYS_LONG_BY_OBSERVATION: exposición en todas las observaciones del candidato, sin usar predicción.

CASH y ALWAYS_LONG se calcularon en la evaluación forward principal. BUY_AND_HOLD se calculó en el análisis de sensibilidad con benchmarks. El desempeño de un benchmark depende del régimen del período.

6.21. Familias de evaluación económica forward

La evaluación económica final se organiza como un conjunto consolidado de familias metodológicas. Este conjunto incluye modelos predictivos base, reglas de selección dinámica, benchmarks operacionales, configuraciones direccionales y políticas forward evaluadas. Dentro de las configuraciones direccionales se comparan una variante con compuerta de volatilidad, una regla *long/cash* con gestión dinámica y una regla con triple barrera e histéresis. Todas las familias respetan la ventana forward, la capitalización exponencial y la trazabilidad descritas en este capítulo. Sus resultados se integran en un ranking consolidado, sin que la comparación por capital borre la naturaleza metodológica de cada fila.

El Cuadro 6.2 resume las familias comparadas en el ranking consolidado: qué evalúa cada una, su entrada, su regla económica y su rol.

Cuadro 6.2: Familias metodológicas comparadas en la evaluación económica forward consolidada. En todas, la salida es el capital final forward bajo una misma ventana y convención de capitalización.

Familia	Qué evalúa	Entrada	Regla económica	Rol en el ranking
Modelos predictivos base	Capacidad predictiva individual de retorno	Predicción de retorno por configuración	Posición según la señal del modelo	Referencia principal del análisis
Reglas de selección forward	Si una regla que elige configuraciones supera la caja	Ranking de desempeño previo (2025)	Seleccionar y rotar configuraciones	Prueba de agregación desplegable
Benchmarks operacionales forward	Desempeño de una referencia pasiva	Precio del activo	Posición larga permanente	Referencia de mercado
Configuraciones de optimización económica forward	Mejor capital al optimizar entradas y salidas	Señal con triple barrera e histéresis	Entradas y salidas optimizadas	Máximo de optimización, no robusto agregado
Reglas direccionales forward	Traducción de la señal a dirección	Señal con compuerta de volatilidad	<i>Long/cash</i> o compuerta direccional	Exploratoria
Política supervisada offline	Si ampliar el espacio de acciones mejora el resultado	Variables de contexto (retorno, volatilidad, evento)	Comprar, vender o mantener (BUY/SELL/HOLD)	Diagnóstico de política
Aprendizaje por refuerzo secuencial	Si una política optimiza recompensas futuras condicionadas al estado	Predicciones, volatilidad, historia y posición previa	LONG, SHORT o NEUTRAL mediante FQI-Ridge	Familia RL real

6.22. Familia long, short y neutral y política buy, sell y hold

La familia long, short y neutral amplía la regla *long/cash* hacia posiciones largas, posiciones cortas sintéticas y posiciones neutrales (LONG/SHORT/NEUTRAL). Esta familia evalúa si un espacio de acción direccional más amplio mejora la traducción económica de las señales, sin reabrir el modelamiento base ni alterar la ventana forward.

La política buy, sell y hold incorpora una política supervisada offline de decisión de comprar,

vender y mantener (BUY/SELL/HOLD). Sus etiquetas se construyen fuera de línea condicionadas a la posición previa. No resuelve una ecuación de Bellman. La política utiliza señales generadas por el flujo predictivo, incluyendo predicciones de retorno, variables de volatilidad, eventos de mercado, activo, región y horizonte. Las acciones se definen como BUY para posición larga, SELL para posición corta sintética y HOLD para caja.

La recompensa de la política buy, sell y hold se calcula sobre retornos logarítmicos netos de costo. El capital se actualiza mediante capitalización exponencial, de forma consistente con el resto de la evaluación económica: un *reward* logarítmico acumulado se transforma en capital mediante $\exp(\text{reward})$. El costo de transacción se fija en 10 puntos base cuando cambia la acción o la exposición. La selección de configuración se realiza con particiones de entrenamiento, validación y forward, y la evaluación forward queda congelada antes de observar el período 2026.

La familia long, short y neutral y la política buy, sell y hold forman parte del bloque de evaluación económica forward consolidada. La primera corresponde a una configuración direccional y la segunda a una política forward evaluada. Se comparan con modelos predictivos, reglas agregadas y benchmarks, pero no se confunden con ellos: la clasificación identifica su mecanismo de decisión, no un nivel inferior de validez.

6.23. Fitted Q Iteration con aproximación Ridge

La familia de aprendizaje por refuerzo real utiliza *Fitted Q Iteration* (FQI). El estado s_t contiene las cinco predicciones de retorno disponibles, agregados de esas predicciones, volatilidad esperada, rezagos contruidos con información disponible hasta $t - 1$, variables del evento y la posición previa. Las acciones son $a_t \in \{-1, 0, 1\}$, correspondientes a SHORT, NEUTRAL y LONG.

La recompensa es

$$R_t(s_t, a_t) = a_t r_t - c_{\log, t}, \quad c_{\log, t} = -\log(1 - 0,001 \mathbb{I}[a_t \neq p_{t-1}]) . \quad (6.17)$$

FQI aproxima $Q(s, a)$ mediante una regresión Ridge separada por acción y actualiza los objetivos con $R_t + \gamma \max_{a'} Q(s_{t+1}, a')$, usando $\gamma = 0,95$. El entrenamiento comprende enero a septiembre de 2025. Octubre a diciembre se reserva para elegir $\alpha \in \{0,1, 1, 10\}$. Tras congelar α , el aproximador se reestima con 2025 completo y se abre una sola vez el forward 2026. Ninguna variable objetivo futura forma parte del estado.

6.24. Criterios de interpretación

La lectura económica se organiza por familias: modelos predictivos base, reglas agregadas de selección, benchmarks operacionales, configuraciones direccionales y políticas forward evaluadas. El ranking se ordena por capital final reportado, mientras que la interpretación conserva la identidad metodológica de cada configuración. Así, el mayor capital consolidado puede provenir de una familia direccional y el mejor candidato predictivo base de una familia distinta. La memoria no presenta ninguna cifra como rentabilidad garantizada. La procedencia y trazabilidad de las cifras económicas se documentan en el anexo de trazabilidad.

6.25. Cierre metodológico

Visto en conjunto, el capítulo describe un solo camino que avanza desde los datos hasta la evaluación económica. Primero se construye la base intradía y se definen los retornos. Sobre ellos

se mide la volatilidad realizada y se la estudia en dos niveles, uno diario que caracteriza su dinámica y uno intradía que conserva la ubicación de cada evento. La rama intradía selecciona un conjunto de señales y entrega un pronóstico de volatilidad. Ese pronóstico entra como insumo en los modelos de retorno, que luego se filtran y se comparan. Por último, las predicciones se traducen en decisiones de posición y se evalúan en una ventana forward.

El diseño mantiene separadas tres preguntas que es fácil confundir. La primera es medir y modelar la volatilidad. La segunda es comprobar si esa información aporta al retorno. La tercera es contrastar si las predicciones generan valor económico fuera de muestra. Separarlas cumple dos propósitos. Evita leer un buen ajuste estadístico como si fuera, por sí solo, una estrategia rentable. Y reduce el riesgo de usar información futura, porque cada etapa se estima y se evalúa solo con datos anteriores al período que pretende explicar.

7. Resultados

Este capítulo presenta los resultados empíricos y económicos del flujo metodológico el cual avanza desde los datos y el diagnóstico estadístico hacia el Event Study intradía, la selección intradía de señales mediante MCS, los modelos de retorno, el MCS de retorno y la evaluación económica forward. La rama diaria HAR-RV aparece a un costado, como caracterización agregada que no alimenta el bloque de retorno, y la trazabilidad detallada de cada etapa se documenta en los anexos. La figura 7.1 ordena la lectura del capítulo. En particular, distingue el mejor candidato predictivo base del mayor capital observado en el ranking forward consolidado, y ubica la política de compra, venta y mantención como una política evaluada en forward cuyo resultado económico se interpreta junto con el resto de familias.

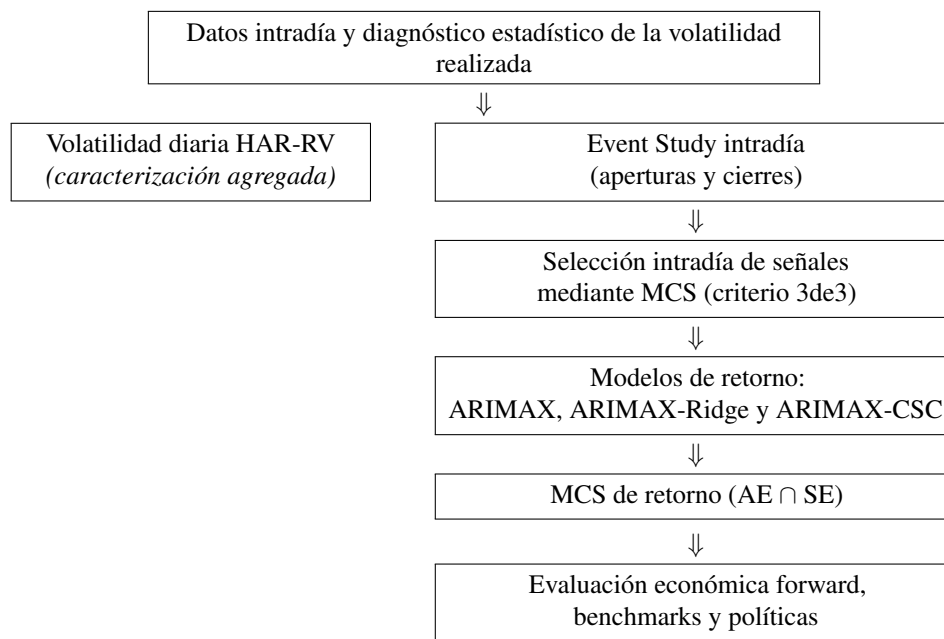


Figura 7.1: Flujo metodológico

7.1. Construcción de datos y variables

La base final cubre el período 2019–2025 y combina precios intradía de BTC, ETH y BNB con información horaria de mercados regulados (S&P 500, Euro Stoxx 50, Nikkei 225). La separación muestral define el entrenamiento base en 2019–2024 (2.182 observaciones consolidadas por activo) y la evaluación fuera de muestra (OOS) de forma aislada en el período 2025.

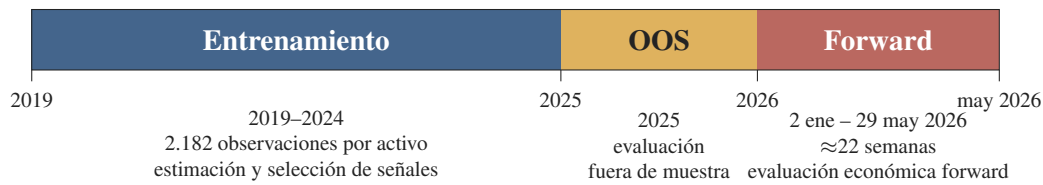


Figura 7.2: Diseño temporal del estudio. El entrenamiento y la selección de señales usan 2019–2024; la evaluación fuera de muestra se realiza sobre 2025; y la evaluación económica forward cubre del 2 de enero al 29 de mayo de 2026 (aproximadamente 22 semanas). La separación impide que información del período forward influya en la estimación o la selección.

La variable dependiente principal es la volatilidad realizada diaria en escala logarítmica, $\log(RV_t)$. La transformación logarítmica se usa para estabilizar la varianza de la serie y reducir la fuerte asimetría positiva, habitual en datos financieros. Al volver la distribución más simétrica, también facilita la estimación por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) en los modelos diarios.

Cuadro 7.1: Estadística descriptiva de $\log(RV_t)$ en la muestra final de entrenamiento (2019–2024).

Activo	N	Media	Mediana	Desv. est.	Mín.	Máx.	Asimetría	Curtosis exc.	JB	p-valor JB
BTC	2182	-7.276	-7.294	1.071	-11.700	-2.202	0.126	0.922	83.027	9.353e-19
ETH	2182	-6.822	-6.847	1.040	-11.244	-1.808	0.145	0.997	97.915	5.470e-22
BNB	2182	-6.791	-6.831	1.078	-9.901	-1.785	0.322	0.713	83.892	6.069e-19

El análisis descriptivo (Cuadro 7.1) confirma que la variable construida es adecuada. Las tres series tienen medias cercanas a $-7,0$ y una dispersión similar (desviación estándar $\sim 1,07$). La transformación reduce de forma marcada el sesgo de la cola derecha: las asimetrías quedan acotadas (entre 0,126 en BTC y 0,322 en BNB) y la curtosis excedente es inferior a 1,0 (por ejemplo, 0,997

en ETH).

Como la transformación logarítmica reduce la asimetría, comprime la escala y facilita la comparación entre activos, aunque no elimina las observaciones extremas ni los cambios de régimen, se adopta como variable central del estudio y se procede con su diagnóstico estadístico preliminar.

7.2. Análisis estadístico preliminar

Para caracterizar el comportamiento estocástico de la volatilidad y justificar la estructura de modelamiento elegida, se ejecutan contrastes de hipótesis sobre la muestra de entrenamiento in-sample (2019–2024). Todas las decisiones estadísticas en esta sección asumen un nivel de significancia $\alpha = 0,05$. Dado que la memoria estudia BTC, ETH y BNB como criptoactivos centrales, cada diagnóstico visual se presenta de forma comparativa para los tres activos, lo que permite contrastar diferencias de escala, persistencia y distribución antes del modelamiento posterior.

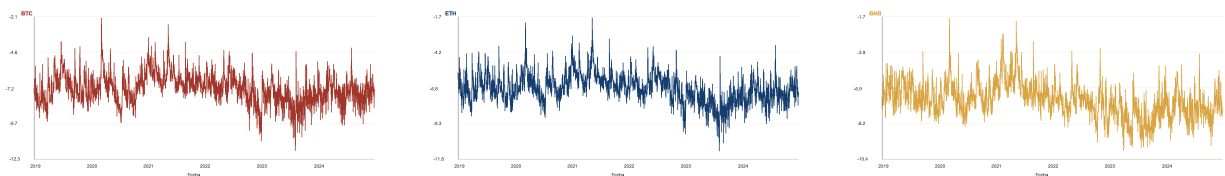


Figura 7.3: Serie temporal de $\log(RV_t)$ para BTC, ETH y BNB (de izquierda a derecha) en la muestra 2019–2024.

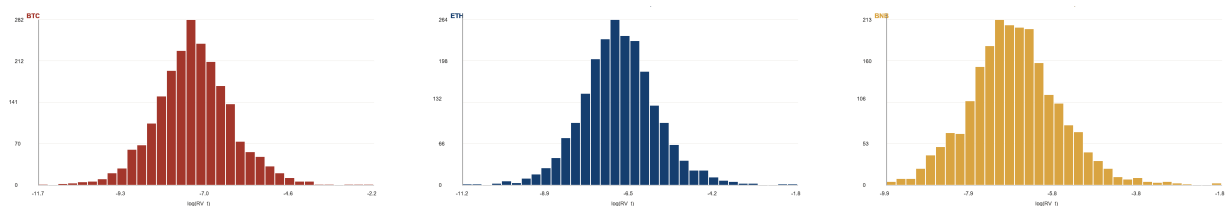


Figura 7.4: Distribución empírica de $\log(RV_t)$ para BTC, ETH y BNB (de izquierda a derecha) en la muestra 2019–2024.

Cuadro 7.2: Pruebas preliminares de normalidad, estacionariedad y quiebre sobre $\log(RV_t)$ (2019–2024).

Activo	Prueba	Est.	p-valor	Rezagos	Quiebre	Crít. 5 %	Decisión 5 %
BTC	Jarque-Bera	83.027	9.353e-19				Rechaza normalidad
BTC	ADF	-3.970		27		-2.860	Rechaza raíz unitaria
BTC	KPSS nivel	1.526		25		0.463	Rechaza estacionariedad
BTC	Zivot-Andrews intercepto	-7.085		12	2022-09-30	-4.800	Rechaza raíz unitaria con quiebre
ETH	Jarque-Bera	97.915	5.470e-22				Rechaza normalidad
ETH	ADF	-3.728		27		-2.860	Rechaza raíz unitaria
ETH	KPSS nivel	2.274		25		0.463	Rechaza estacionariedad
ETH	Zivot-Andrews intercepto	-7.561		12	2022-11-11	-4.800	Rechaza raíz unitaria con quiebre
BNB	Jarque-Bera	83.892	6.069e-19				Rechaza normalidad
BNB	ADF	-3.658		27		-2.860	Rechaza raíz unitaria
BNB	KPSS nivel	3.264		25		0.463	Rechaza estacionariedad
BNB	Zivot-Andrews intercepto	-7.522		12	2022-08-04	-4.800	Rechaza raíz unitaria con quiebre

En primer término, el test de Jarque-Bera evalúa la hipótesis nula H_0 de normalidad. Los estadísticos son muy altos (por ejemplo, 97,915 en ETH) y rechazan esa hipótesis ($p < 0,001$). Esto confirma que la volatilidad tiene colas pesadas, por lo que el modelamiento no debe suponer una distribución estrictamente normal.

En el dominio temporal, el test ADF (con H_0 de raíz unitaria) rechaza la presencia de un paseo aleatorio (BTC: estadístico $-3,970$ frente al umbral crítico $-2,860$), lo que sugiere reversión a la media. La prueba KPSS (con H_0 de estacionariedad en nivel) también rechaza su hipótesis nula (BTC: 1,526 frente a 0,463). Que ambas pruebas rechacen su hipótesis nula muestra que la clasificación de estacionariedad no es directa: este patrón puede ser compatible con persistencia, quiebres estructurales o cambios de régimen, por lo que debe interpretarse junto con los correlogramas, los coeficientes HAR y los diagnósticos complementarios.

Para examinar esa inestabilidad estructural se aplicó la prueba de Zivot-Andrews (con H_0 de raíz unitaria sin quiebre). Los resultados rechazan la hipótesis nula (por ejemplo, BTC: $-7,085$ frente al valor crítico $-4,800$) e identifican fechas concretas de cambio de nivel, como el 30 de septiembre de 2022 en Bitcoin.

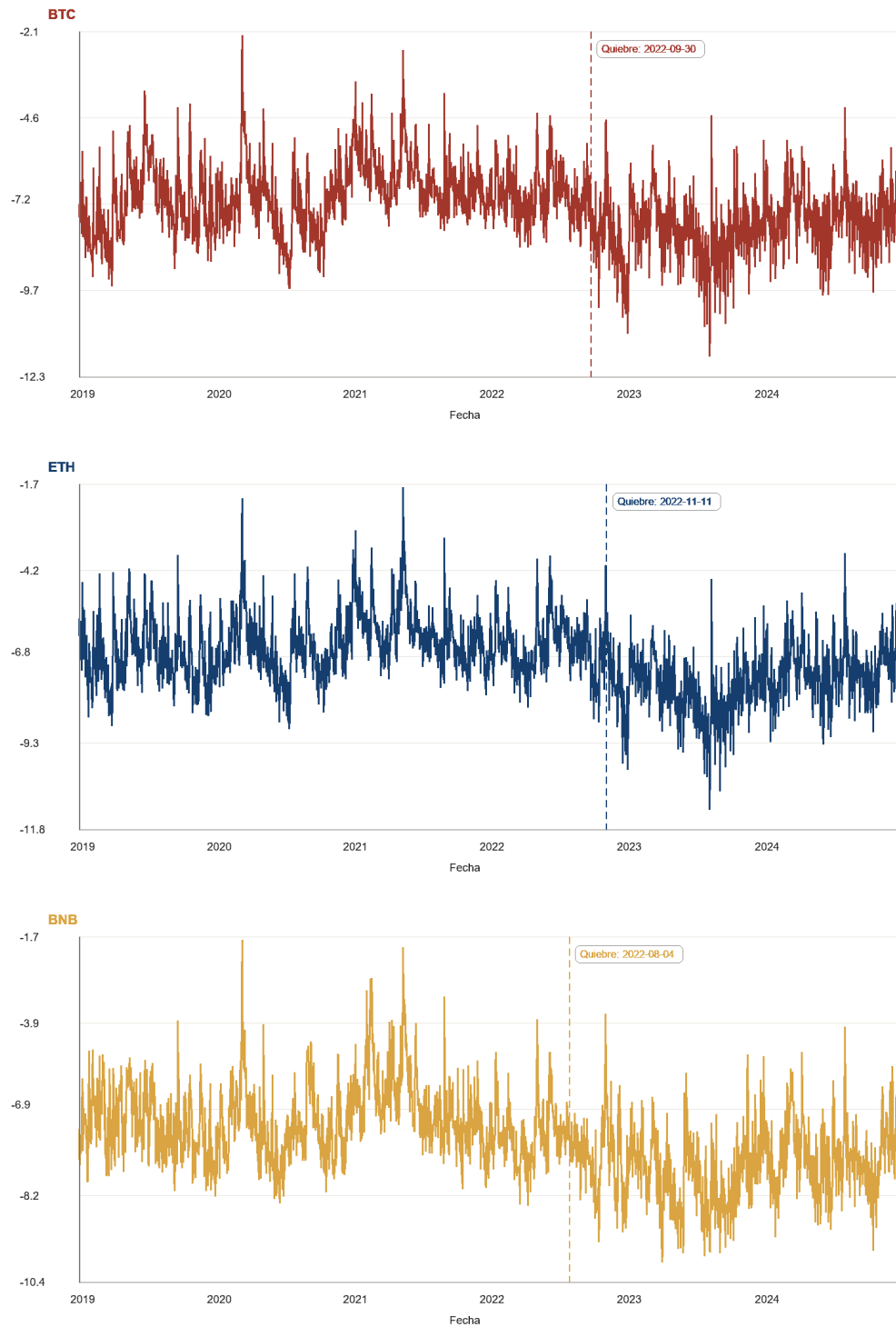


Figura 7.5: Quiebre endógeno identificado mediante Zivot-Andrews sobre $\log(RV_t)$ para BTC, ETH y BNB (de izquierda a derecha).

Cuadro 7.3: Diagnósticos de heterocedasticidad condicional y persistencia de $\log(RV_t)$ (2019–2024).

Activo	Diagnóstico	Rezagos	Est.	p-valor	Decisión 5 %
BTC	ARCH-LM sobre $\log(RV_t)$	12	705.398	3.082e-143	Evidencia de heterocedasticidad condicional
BTC	Ljung-Box $\log(RV_t)$	10	5.759e+03	0.000	Autocorrelacion significativa
BTC	Ljung-Box $\log(RV_t)$	20	8.542e+03	0.000	Autocorrelacion significativa
ETH	ARCH-LM sobre $\log(RV_t)$	12	764.518	6.690e-156	Evidencia de heterocedasticidad condicional
ETH	Ljung-Box $\log(RV_t)$	10	6.678e+03	0.000	Autocorrelacion significativa
ETH	Ljung-Box $\log(RV_t)$	20	1.013e+04	0.000	Autocorrelacion significativa
BNB	ARCH-LM sobre $\log(RV_t)$	12	902.002	2.135e-185	Evidencia de heterocedasticidad condicional
BNB	Ljung-Box $\log(RV_t)$	10	7.622e+03	0.000	Autocorrelacion significativa
BNB	Ljung-Box $\log(RV_t)$	20	1.164e+04	0.000	Autocorrelacion significativa

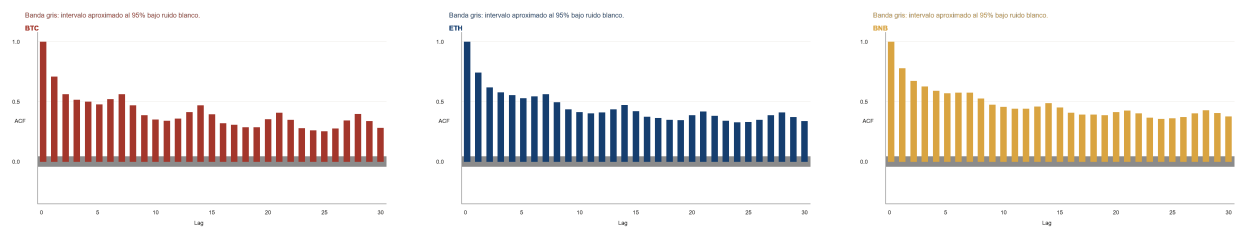


Figura 7.6: Función de autocorrelación de $\log(RV_t)$ para BTC, ETH y BNB (de izquierda a derecha).

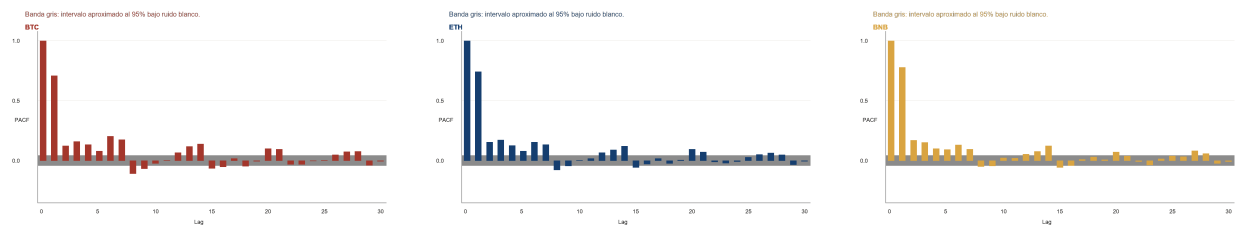


Figura 7.7: Función de autocorrelación parcial de $\log(RV_t)$ para BTC, ETH y BNB (de izquierda a derecha).

a prueba ARCH-LM con 12 rezagos contrasta la H_0 de varianza condicional constante. Los resultados rechazan esa hipótesis (estadístico 705,398 para BTC, con $p < 0,001$), lo que indica agrupamiento de volatilidad. En la misma línea, los correlogramas y la prueba de Ljung-Box muestran autocorrelación significativa ($p = 0,000$).

En conjunto, la evidencia describe una serie con memoria larga, componentes estacionales y varianza que cambia en el tiempo. Estas propiedades justifican el uso de modelos autorregresivos.

7.3. Asociación, predictibilidad y heterocedasticidad sobre volatilidad

Antes de analizar ventanas intradía específicas mediante Event Study, se ejecuta una capa econométrica preliminar sobre la relación entre aperturas/cierres de mercados regulados y volatilidad cripto. El objetivo es verificar si estos eventos presentan una asociación general con cambios en $\log(RV)$, si agregan capacidad predictiva temporal frente a un modelo base con rezagos, y si la inferencia requiere errores robustos por heterocedasticidad. Esta etapa no reemplaza el Event Study: funciona como puente entre el diagnóstico estadístico anterior y el análisis intradía por ventanas.

Para mantener la interpretación acotada, este análisis complementario construye un panel evento-activo con ventanas de 60 minutos antes y después de cada apertura o cierre de Asia, Europa y Estados Unidos. La variable de asociación es el cambio $\Delta \log(RV)$ entre la ventana posterior y la ventana previa. La muestra excluye 2026, de modo que el análisis no contamina la evaluación económica forward ni usa información futura respecto de los bloques posteriores.

Cuadro 7.4: Resumen del análisis complementario de asociación entre aperturas/cierres regulados y cambios de volatilidad cripto

Evento regulado	Mayor volatilidad	Menor volatilidad	Rango coef. $\Delta \log(RV)$	Lectura sintética
Apertura Asia	3	0	[0,305, 0,404]	Asociación positiva en BTC, ETH y BNB
Cierre Asia	3	0	[0,080, 0,087]	Asociación positiva, de menor magnitud
Apertura Europa	3	0	[0,140, 0,143]	Asociación positiva homogénea
Cierre Europa	0	3	[-0,199, -0,140]	Asociación negativa en los tres activos
Apertura EE.UU.	3	0	[0,301, 0,465]	Asociación positiva marcada
Cierre EE.UU.	0	3	[-0,177, -0,077]	Asociación negativa en los tres activos

Nota. La tabla resume 18 combinaciones activo-evento estimadas en el análisis complementario con ventanas de 60 minutos antes y después de cada apertura o cierre bursátil, usando datos hasta 2025. La columna “Mayor volatilidad” indica cuántos activos presentan coeficiente positivo y estadísticamente significativo; “Menor volatilidad” indica coeficiente negativo y significativo. La evidencia debe leerse como asociación estadística y predictibilidad temporal, no como causalidad estructural.

Los resultados muestran una pauta clara pero heterogénea. Las aperturas de Asia, Europa y

Estados Unidos se asocian con aumentos de volatilidad en BTC, ETH y BNB. En cambio, los cierres de Europa y Estados Unidos se asocian con disminuciones de volatilidad en los tres activos. El cierre asiático también aparece con asociación positiva, aunque de menor magnitud que las aperturas. En conjunto, 12 de las 18 combinaciones activo-evento presentan mayor volatilidad post-evento y 6 presentan menor volatilidad post-evento.



Figura 7.8: Lectura del análisis complementario de asociación entre eventos regulados y volatilidad crypto. La figura sintetiza si cada combinación activo-evento se asocia con mayor volatilidad, menor volatilidad o ausencia de evidencia concluyente.

La comparación entre modelos base y modelos ampliados con eventos muestra capacidad predictiva temporal en los tres activos: el incremento de R^2 es de aproximadamente 0.014 en BNB, 0.020 en BTC y 0.017 en ETH, con pruebas conjuntas estadísticamente significativas. Esta mejora no debe interpretarse como causalidad estructural. Indica que las aperturas y cierres contienen información temporal útil para anticipar parte de la variación de la volatilidad en torno a esos horarios.

El diagnóstico de inferencia también refuerza la necesidad de cautela. Las pruebas Breusch–Pagan, White y ARCH detectan heterocedasticidad en 8 de 9 contrastes aplicados a los modelos por activo. Por ello, las estimaciones de este análisis complementario deben reportarse con errores robustos, especialmente HC3 o HAC/Newey–West. Este resultado es coherente con el diagnóstico

preliminar de memoria, colas pesadas y varianza cambiante, y justifica que el Event Study posterior mantenga controles estrictos de significancia y comparaciones múltiples.

7.4. Evidencia intradía (Event Study)

El diagnóstico anterior caracteriza la volatilidad realizada en escala diaria y el análisis complementario muestra que las aperturas y cierres regulados se asocian con cambios sistemáticos, aunque heterogéneos, en la intensidad de la volatilidad cripto. Ese resultado motiva la siguiente pregunta: si existe una relación estadística general, ¿en qué ventanas intradía específicas aparece esa señal?

El análisis de microestructura, mediante Event Study, tiene el propósito de cuantificar si las ventanas de apertura y cierre de mercados tradicionales (S&P 500, Euro Stoxx 50, Nikkei 225) se asocian con cambios medibles en la volatilidad temporal $\log(RV_t)$ en criptoactivos. Se emplea una prueba estricta comparando el efecto estandarizado EVENT vs SHIFT con ventanas acotadas de entre 5 y 35 minutos.

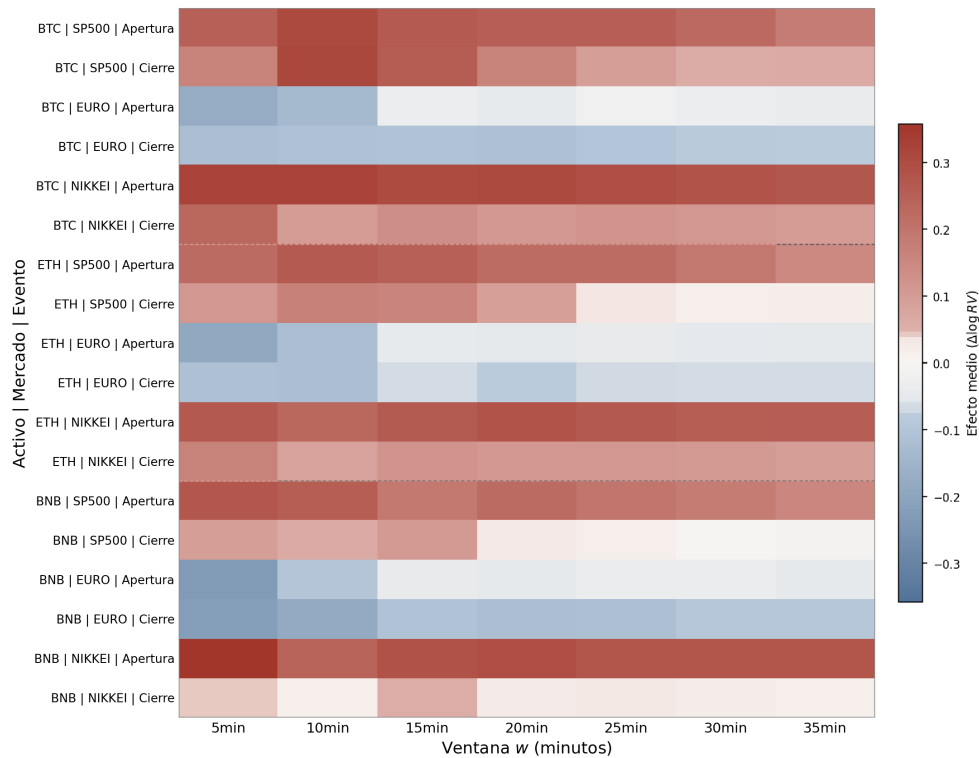


Figura 7.9: Mapa de calor del efecto promedio en log-volatilidad por activo, mercado y evento (apertura y cierre), para el contraste evento frente a control `EVENT_vs_SHIFT` en la grilla final de 5 a 35 minutos.

El mapa de calor de impactos medios muestra que el efecto sobre la volatilidad no es uniforme. Las celdas de mayor magnitud se concentran en torno al mercado estadounidense (S&P 500) y, en segundo lugar, al mercado asiático (Nikkei 225). La prueba de validación (con H_0 : el efecto medio del evento es igual o menor que en los periodos de control) detecta significancia sobre todo en las aperturas bursátiles ($\alpha = 0,05$).

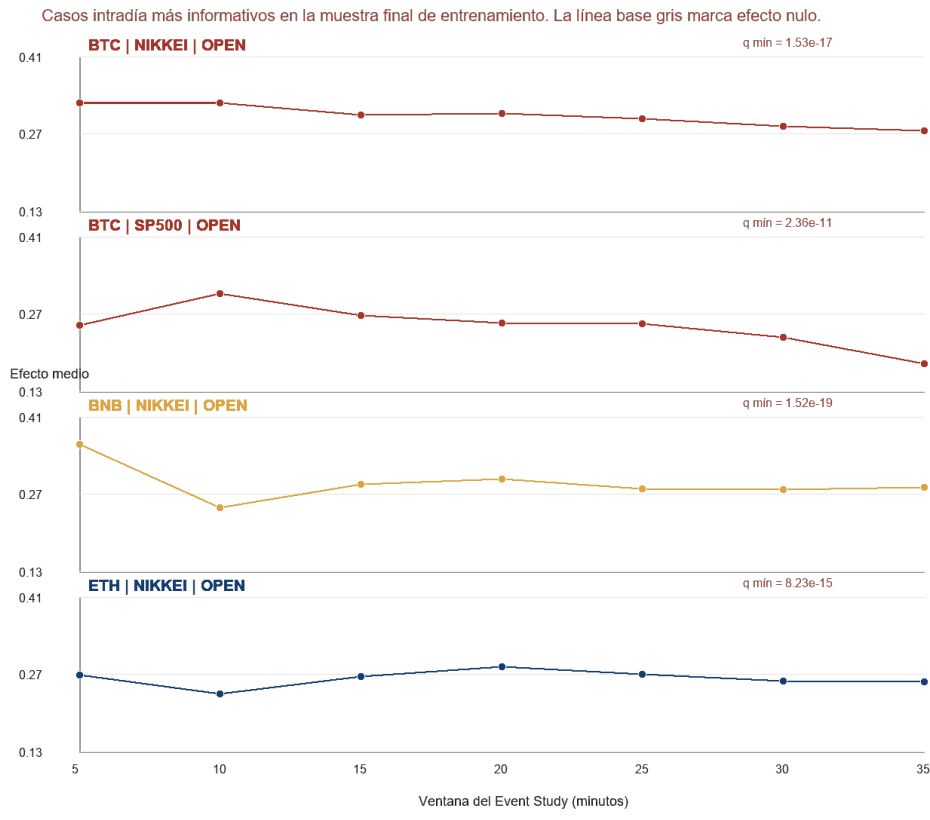


Figura 7.10: Evolución del efecto medio por ventana para los casos intradía más informativos detectados en la grilla final.

El seguimiento del efecto medio por ventana muestra cómo se asienta la información. Las ventanas muy cortas (5 a 10 min) presentan magnitudes inestables, dominadas por ruido, mientras que el impacto se estabiliza hacia los ± 25 y ± 35 minutos, con efectos que persisten durante una parte mayor de la sesión.

Cuadro 7.5: Señales Event Study principales utilizadas en el bloque HAR diario.

Activo	Mercado	Evento	Ventana	q (valid.)	q (entren.)	Score	Comentario 25/35
BNB	S&P 500	Apertura	20	0.0343	< 0,001	0.708	ventana común
BNB	S&P 500	Apertura	25	0.0498	< 0,001	0.682	25m confirma patrón de 20m
BNB	S&P 500	Apertura	30	0.0139	< 0,001	0.665	ventana común
BNB	S&P 500	Apertura	35	0.0153	< 0,001	0.620	35m extiende patrón de 30m
BNB	S&P 500	Apertura	15	0.0566	0.0005	0.615	ventana común
BTC	S&P 500	Apertura	25	< 0,001	< 0,001	0.816	25m confirma patrón de 20m
BTC	S&P 500	Cierre	10	0.0116	< 0,001	0.811	ventana común
BTC	S&P 500	Apertura	10	0.0009	< 0,001	0.798	ventana común
BTC	S&P 500	Apertura	20	0.0001	< 0,001	0.785	ventana común
BTC	S&P 500	Apertura	15	< 0,001	< 0,001	0.782	ventana común
ETH	S&P 500	Apertura	15	0.0003	< 0,001	0.741	ventana común
ETH	S&P 500	Apertura	25	< 0,001	< 0,001	0.740	25m confirma patrón de 20m
ETH	S&P 500	Apertura	20	< 0,001	< 0,001	0.721	ventana común
ETH	S&P 500	Apertura	30	< 0,001	< 0,001	0.707	ventana común
ETH	S&P 500	Apertura	35	< 0,001	< 0,001	0.620	35m extiende patrón de 30m

Nota. q (valid.) y q (entren.) son q -valores ajustados por la tasa de falsos descubrimientos (Benjamini–Hochberg), calculados sobre las muestras de validación y de entrenamiento del Event Study; un valor menor indica mayor significancia. Las entradas reportadas como < 0,001 corresponden a q -valores muy pequeños que, con cuatro decimales, se redondean a cero.

Aunque el análisis agregado muestra impactos consistentes que superan los umbrales de validación, conviene revisar el comportamiento intradía según el día de la semana.

Cuadro 7.6: Principales señales intradía condicionadas por día de la semana bajo el ranking de selección estricta.

Rank Estricto	Activo	Mercado	Evento	Vent.	Día	Score
3	BTC	S&P 500	Apertura	25	Miércoles	0.803
8	BTC	S&P 500	Apertura	15	Miércoles	0.747
11	BNB	S&P 500	Apertura	30	Miércoles	0.734
12	BTC	S&P 500	Apertura	30	Miércoles	0.729
14	ETH	Euro Stoxx 50	Apertura	5	Viernes	0.718
17	BNB	S&P 500	Apertura	25	Miércoles	0.701
18	BNB	S&P 500	Apertura	10	Martes	0.693
21	BNB	S&P 500	Apertura	15	Miércoles	0.682

Fuente: ranking estricto global de señales. Se reportan las principales señales con día específico distinto del agregado semanal y que superan las compuertas estrictas de signo, significancia, estabilidad y calidad muestral. El score corresponde al puntaje estricto final; la muestra 2025 no interviene en la selección.

La partición temporal evidencia alta variabilidad: existen eventos bursátiles asociados con

aumentos de volatilidad solo en días precisos. Por ejemplo, la apertura del S&P 500 alcanza picos de magnitud en los días miércoles para BTC y BNB ($Score > 0,8$), mientras el mercado Europeo se asocia con respuestas focalizadas los viernes sobre ETH.

Como la evidencia intradía depende del mercado, de las ventanas extendidas (25–35 min) y del día de la semana, se descarta un indicador intradía único y uniforme. Por eso es necesario un filtrado estadístico formal para construir variables útiles a escala diaria.

7.4.1. Diagnóstico de ventanas extendidas de 25 y 35 minutos

El diagnóstico específico de las ventanas de 25 y 35 minutos permite verificar si las señales retenidas por el ranking estricto mantienen evidencia estadística cuando se amplía el horizonte alrededor de la apertura o cierre bursátil. En la figura, cada barra resume el q-value medio por combinación de activo y mercado. El q-value corresponde al p-value ajustado por comparaciones múltiples. Por ello, valores menores indican evidencia más estricta contra la hipótesis nula una vez considerado el problema de probar muchas ventanas y eventos en paralelo. La línea horizontal en $q = 0,10$ representa el umbral de referencia utilizado para distinguir asociaciones intradía que siguen siendo informativas bajo control de falsos descubrimientos.

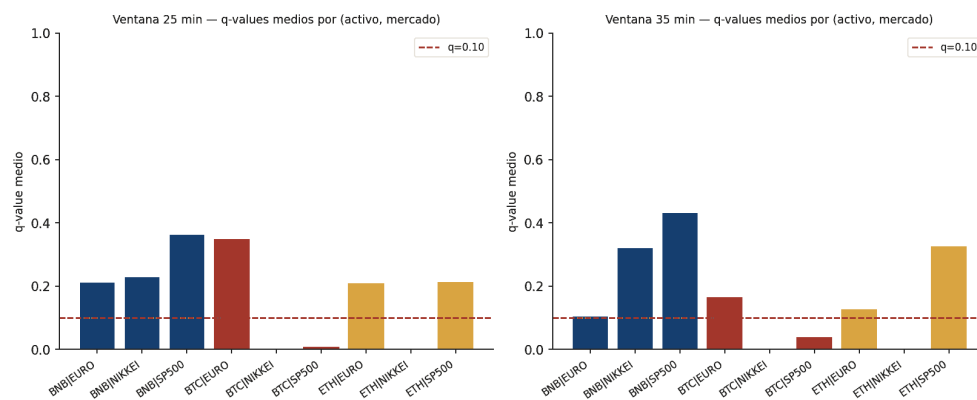


Figura 7.11: Diagnóstico de q-values medios para ventanas extendidas de 25 y 35 minutos.

La lectura conjunta muestra que las ventanas extendidas no se incorporan por conveniencia gráfica, sino porque algunas combinaciones activo-mercado conservan q-values cercanos o inferiores al umbral de referencia. Esta evidencia ayuda a justificar que el diseño final no se limite a respuestas inmediatas de 5 o 10 minutos, sino que considere efectos que pueden persistir durante una fracción mayor de la sesión. En la etapa siguiente, esa información se traduce en Event Features diarios. La interpretación sigue siendo asociativa: el diagnóstico identifica regularidades intradía estadísticamente detectables, pero no establece causalidad estructural fuerte entre los horarios bursátiles y la volatilidad de los criptoactivos.

7.4.2. Robustez econométrica complementaria del contraste evento-control

La capa preliminar de la Sección 7.3 y el Event Study describen una asociación entre los horarios bursátiles y la volatilidad cripto. Para revisar si esa evidencia resiste el contraste con herramientas econométricas tradicionales, se aplica una batería complementaria sobre los mismos pares evento-control del Event Study. A diferencia del panel preliminar de 60 minutos, esta batería opera sobre las 126 combinaciones de activo, mercado, evento y ventana del contraste EVENT frente a SHIFT, con 154.136 pares válidos. Su función es de robustez. No reemplaza al Event Study ni agrega una fuente de identificación independiente.

Cuadro 7.7: Resumen de la batería econométrica complementaria sobre el contraste evento-control intradía.

Bloque	Resultado principal	Lectura
Cobertura empírica	154.136 pares válidos y 126 combinaciones	La batería cubre el universo evento-control de la validación complementaria
Consistencia conjunta	69 fuertes, 25 parciales, 32 no concluyentes y 0 contradictorias	Las pruebas tradicionales no contradicen el Event Study
Correlaciones	Pearson significativo en 66 combinaciones y Spearman en 70	Existe asociación exploratoria en una parte importante del universo
Distribuciones	Mann-Whitney significativo en 70 combinaciones y Wilcoxon pareado en 93	La diferencia entre evento y control se mantiene bajo pruebas no paramétricas
Regresión EVENT	$\beta_{\text{EVENT}} = 0,012834$, $p = 0,00326$, $R^2 = 0,2343$	La ventana de evento se asocia de forma positiva con el cambio de volatilidad
Colinealidad	VIF máximo igual a 1,718	No se detecta colinealidad problemática
Granger formal	No aplicable a dummies calendarizadas	Se evita una interpretación causal espuria

El Cuadro 7.7 resume la batería. De las 126 combinaciones evaluadas, 69 se clasifican como consistentes fuertes y 25 como consistentes parciales, mientras que 32 quedan como no concluyentes y ninguna resulta contradictoria. Las correlaciones de Pearson y Spearman son significativas en 66 y 70 combinaciones, y las pruebas de distribución de Mann-Whitney y Wilcoxon pareado conservan significancia en 70 y 93 combinaciones tras el ajuste por comparaciones múltiples. Esta coincidencia entre pruebas de distinto tipo respalda la lectura de asociación obtenida en el Event Study.

La regresión pooled controlada entrega un coeficiente de evento positivo y significativo, con $\beta_{\text{EVENT}} = 0,012834$, $p = 0,00326$ y $R^2 = 0,2343$. El signo de ese coeficiente coincide con el efecto del Event Study en las 126 combinaciones, lo que indica que la dirección general de la evidencia se mantiene cuando se la examina mediante regresión con variable indicadora. El diagnóstico de colinealidad acompaña esta lectura, ya que el VIF máximo es 1,718 y ningún regresor supera los

umbrales convencionales, de modo que los controles no se solapan de forma problemática.

La causalidad de Granger formal no se aplica en esta etapa. Las indicadoras de apertura y cierre son eventos calendarizados, fijos dentro de cada combinación y sujetos al calendario bursátil, por lo que una prueba de Granger sobre ellas podría inducir una lectura causal espuria. El contraste prudente sigue siendo la comparación contemporánea entre la ventana de evento y su control, interpretada como asociación y no como causalidad estructural.

Estos resultados deben leerse con prudencia. Las correlaciones, las pruebas de distribución y las regresiones con variable indicadora reexpresan la misma estructura entre evento y control del Event Study, por lo que no deben sumarse como evidencia independiente. Su aporte es documentar que la asociación intradía es coherente bajo varias herramientas tradicionales, lo que fortalece la lectura de robustez sin modificar el criterio principal de inferencia.

El hecho de no observar combinaciones contradictorias entrega una señal favorable para la consistencia interna del análisis. Esto no implica que todas las combinaciones sean estadísticamente concluyentes, ya que 32 quedan en esa categoría, pero sí muestra que la batería tradicional no entrega evidencia opuesta al Event Study. En términos metodológicos, este resultado reduce el riesgo de que la asociación intradía dependa de una sola forma de contraste, y deja el detalle extendido de cada prueba en el Anexo E.3.

7.5. Ranking estricto y selección de señales

Para evitar que los modelos incorporen falsos positivos o señales pasajeras del Event Study, las variables exógenas (Event Features) se construyen aplicando un filtro de selección estadística estricto.

Mayor score estricto indica mejor combinación de magnitud, significancia, estabilidad y calidad muestral.

Activo	Señal	q final	Score estricto final
BTC	SP500 OPEN 25 min all weekdays	2.36e-11	0.816
BTC	SP500 CLOSE 10 min all weekdays	7.27e-08	0.811
BTC	SP500 OPEN 25 min Wednesday	8.93e-06	0.803
BTC	SP500 OPEN 10 min all weekdays	5.59e-08	0.798
BTC	SP500 OPEN 20 min all weekdays	8.92e-10	0.785
BTC	SP500 OPEN 15 min all weekdays	7.89e-09	0.782
BTC	SP500 OPEN 30 min all weekdays	1.79e-10	0.778
BTC	SP500 OPEN 15 min Wednesday	1.25e-03	0.747
ETH	SP500 OPEN 15 min all weekdays	1.41e-07	0.741
ETH	SP500 OPEN 25 min all weekdays	8.16e-09	0.740
BNB	SP500 OPEN 30 min Wednesday	3.36e-04	0.734
BTC	SP500 OPEN 30 min Wednesday	1.53e-04	0.729
ETH	SP500 OPEN 20 min all weekdays	1.30e-07	0.721
ETH	EURO OPEN 5 min Friday	7.88e-02	0.718
BNB	SP500 OPEN 20 min all weekdays	1.30e-07	0.708
ETH	SP500 OPEN 30 min all weekdays	5.59e-08	0.707
BNB	SP500 OPEN 25 min Wednesday	1.53e-03	0.701
BNB	SP500 OPEN 10 min Tuesday	5.36e-02	0.693
BTC	SP500 OPEN 35 min all weekdays	1.27e-07	0.684
BNB	SP500 OPEN 25 min all weekdays	1.47e-07	0.682

Figura 7.12: Top 20 de señales intradía bajo la selección estricta previo a la construcción de Event Features.

El filtro exige tres condiciones de forma simultánea. La primera es un efecto de signo positivo. La segunda es significancia en una prueba t unilateral ($p \leq 0,05$) sobre todo el bloque de entrenamiento. La tercera es que esa significancia se mantenga al aislar el último período de validación interna (2024), como control de consistencia temporal.

Estas condiciones descartan las señales espurias y retienen solo las más estables, recogidas en el Top 20 validado. Con ese conjunto de Event Features diarias ya construido, el análisis avanza hacia el valor de referencia de los modelos autorregresivos (HAR).

7.6. Modelos HAR (Base y Macro)

El modelo HAR (Heterogeneous Autoregressive) sirve como referencia principal para caracterizar la volatilidad diaria, porque incorpora la memoria larga mediante componentes de 1, 7 y 30 días sobre la log-volatilidad. Se compara con una extensión, el HAR Macro, que agrega información estructural: variables estacionales del mercado y dinámicas de los índices financieros. El bloque diario cumple una función de caracterización agregada de la volatilidad realizada. No se presenta un ranking formal diario fuera de muestra para 2025, porque la evaluación ampliada no conserva respaldo computacional crudo suficiente (sección 7.8). La lectura se apoya en la estructura del modelo, en sus coeficientes estimados en muestra y en una validación histórica interna de 2024 utilizada únicamente como referencia de ajuste.

Una lectura econométrica complementaria de los coeficientes estimados con errores HAC, reportados en las Tablas C.1 a C.6, muestra un patrón estable en los tres activos. En los modelos base, los componentes diario, semanal y mensual son positivos y estadísticamente significativos con $p < 0,001$ para BTC (0,4762, 0,2901 y 0,1457), ETH (0,4731, 0,3127 y 0,1346) y BNB (0,5061, 0,2855 y 0,1349). El mismo orden se preserva en las especificaciones HAR macro: el rezago diario sigue siendo el de mayor magnitud en BTC (0,4717), ETH (0,4676) y BNB (0,5038), el componente semanal permanece entre 0,2894 y 0,3168, y el mensual conserva un aporte positivo más acotado entre 0,1340 y 0,1506. En conjunto, esta estructura sugiere que la memoria de la volatilidad es jerárquica y persistente: el corto plazo domina, pero no absorbe por completo la información semanal y mensual. En términos comparativos, BNB exhibe la mayor inercia diaria, ETH la mayor carga semanal y BTC el componente mensual ligeramente más alto dentro de las especificaciones macro, diferencias que anticipan respuestas heterogéneas frente a extensiones con variables exógenas.

Cuadro 7.8: Resumen de VIF por bloque de regresores en HAR+Macro (BTC).

Bloque	Rango VIF	Lectura
Componentes HAR ($y_t, \bar{y}_t^{(7)}, \bar{y}_t^{(30)}$)	170–397	Colinealidad estructural alta
Dummies de sesion bursatil	13–26	Colinealidad moderada-alta
Dummies de día de semana	2,7–3,0	Colinealidad baja-moderada
Retornos macro interactuados (ret_x)	1,07–1,23	Sin problema relevante

El diagnóstico de multicolinealidad (factor de inflación de la varianza, VIF) muestra que los rezagos base del HAR están muy correlacionados entre sí ($VIF \sim 170 - 397$), como es esperable. En cambio, las variables macrofinancieras y las interacciones de mercado aportan información poco correlacionada con esos rezagos, con valores VIF bajos ($1,07 - 1,23$).

Por su estructura interpretable y por el bajo VIF de las variables macrofinancieras, el HAR Macro se adopta como especificación de referencia para la caracterización diaria. La selección de señales de volatilidad que alimenta el bloque de retorno, en cambio, se realiza en la rama intradía mediante *Model Confidence Set*.

7.7. Modelos con Event Features y adaptación

Con las Event Features ya construidas, se evalúa si incorporar la microestructura bursátil aporta a la especificación HAR, junto con variantes adaptativas que reestiman los coeficientes (esquemas estático, *expanding* y *rolling*). Las comparaciones cuantitativas de ajuste fuera de muestra para 2025 no se reportan en el cuerpo por no conservar respaldo computacional reproducible (sección 7.8). A continuación se retienen únicamente las lecturas que se sostienen sobre la estructura de coeficientes estimados en muestra.

BNB admite una lectura diferenciada y trazable a partir de esa estructura. El rezago diario

es el de mayor magnitud del bloque (0,5038 en la especificación HAR macro), mientras que las interacciones de retornos con sesiones reguladas no resultan estadísticamente significativas y el término D_{NIKKEI} tampoco lo es al 5 % en la especificación principal. En consecuencia, la evidencia disponible sugiere que la volatilidad de BNB está más dominada por su propia inercia de corto plazo que por señales exógenas estables provenientes de los mercados regulados. Con los datos utilizados no es posible atribuir ese comportamiento, de manera identificada, a su dependencia del ecosistema Binance o a su menor tamaño relativo. Lo que sí puede sostenerse es que su estructura estimada es más idiosincrática.

Nota. Las secciones anteriores (7.7 y previas) comparan de forma descriptiva los modelos HAR y sus extensiones con *Event Features*. Estas comparaciones caracterizan el ajuste del bloque diario. No constituyen la selección formal que alimenta el retorno, la cual se realiza mediante el *Model Confidence Set* intradía. Las secciones siguientes precisan la trazabilidad del bloque diario, los correctores de retorno (ARIMAX y Ridge) y la evaluación económica forward.

Las visualizaciones se presentan a continuación según su función: las de ajuste de volatilidad acompañan la predicción HAR-RV, y las de retorno acompañan el bloque de correctores ARIMAX y Ridge.

7.8. Volatilidad diaria HAR-RV: caracterización y trazabilidad

Esta sección consolida la lectura del bloque de volatilidad diaria, cuya función es de caracterización agregada de la dinámica de la volatilidad realizada, no de insumo del bloque de retorno (sección 6.8). Por ello, los ordenamientos por QLIKE de las secciones anteriores se interpretan como comparaciones descriptivas del ajuste y no como una selección formal de modelos.

La validación histórica interna de 2024 conserva predicciones, pérdidas y métricas de 18 especificaciones, seis por activo, pero se utiliza solo como referencia de ajuste y no como ranking vigente ni como fuente del ARIMAX. La evaluación diaria ampliada fuera de muestra de 2025 y su *Model Confidence Set* fueron descartados por falta de respaldo computacional crudo suficiente y no se presentan como resultado formal. La selección operativa de volatilidad se realiza mediante un *Model Confidence Set* intradía con criterio 3de3, y es esa rama la que alimenta el bloque de retorno.

7.8.1. Implicaciones para el embudo

La lectura para el embudo es directa. Como el bloque diario cumple una función de caracterización y no selecciona el insumo del retorno, las diferencias del desempeño económico final no dependen de elegir un único modelo de volatilidad diaria superior, sino de las señales seleccionadas mediante el *Model Confidence Set* intradía y de las correcciones aplicadas en el bloque de retorno. La evidencia diaria se interpreta como caracterización agregada y no como un ordenamiento formal que aísle un modelo dominante.

7.9. Modelos de retorno

Hasta aquí el análisis ha ordenado modelos de volatilidad, que describen la intensidad del mercado. Una buena predicción de esa intensidad, sin embargo, no implica saber en qué dirección se moverá el precio. El paso hacia el retorno es una hipótesis empírica que solo la evaluación posterior puede respaldar.

La predicción de volatilidad se utiliza como insumo para modelos de retorno. Sin embargo, el capítulo separa explícitamente precisión predictiva y utilidad económica. Un modelo puede

reducir error estadístico sin generar una regla de posición rentable, y una configuración individual puede obtener buen desempeño económico sin ser capturada por un selector agregador.

7.9.1. Comparación funcional entre volatilidad diaria e intradía

El bloque de retorno se alimenta de señales de volatilidad intradía, no del bloque diario HAR-RV. Conviene, por ello, hacer explícita la diferencia de función entre ambos. La comparación que sigue no busca una frecuencia ganadora, sino aclarar qué información conserva cada bloque y por qué la rama intradía es la que ingresa al modelamiento de retorno.

Los modelos diarios HAR-RV resumen la evolución agregada de la volatilidad realizada por activo. Las señales seleccionadas mediante el *Model Confidence Set* intradía incorporan, además, el mercado regulado, el tipo de evento, apertura o cierre, y la ventana temporal. El Cuadro 7.9 ordena los bloques del embudo y muestra cuáles alimentan el ARIMAX. El Cuadro 7.10 compara ambas ramas por unidad de análisis y cobertura. El Cuadro 7.11 resume las dimensiones que conserva cada una.

Cuadro 7.9: Embudo metodológico de volatilidad: función de cada bloque y su conexión con el retorno.

Bloque	Frecuencia	Unidad de análisis	Función	¿Alimenta ARIMAX?
Volatilidad diaria HAR-RV	diaria	activo-fecha	Caracterización agregada	No
Event Study intradía	intradía	activo-mercado-evento-ventana	Definición de eventos	Indirecto
Selección intradía mediante MCS	intradía	+ modelo (V0–V5)	Selección formal de volatilidad	Sí (puente)
Señales 3de3	intradía	señal (332)	Universo oficial de señales	Sí
Conjunto de retorno para ARIMAX	intradía	señal-fecha	Transición mediante el pronóstico de log-volatilidad	Sí
ARIMAX de retorno	intradía	señal-fecha	Modelamiento de retorno	—
Filtro MCS de retorno	intradía	modelo-señal	Evaluación de retorno (AE/SE)	—
Selectores dinámicos	intradía	selector-fecha	Selección operativa	—
Evaluación forward 2026	forward 2026	modelo-fecha	Validación económica	—

Nota. La rama diaria HAR-RV caracteriza la dinámica agregada y no alimenta el bloque de retorno; la rama intradía retiene, bajo el criterio 3de3 (QLIKE, AE y SE), 332 señales cuyo pronóstico de log-volatilidad se incorpora al ARIMAX como variable exógena. Fuente: auditoría de trazabilidad y comparación de volatilidad diaria e intradía.

Cuadro 7.10: Comparación funcional entre el bloque de volatilidad diaria HAR-RV y la selección intradía de señales de volatilidad.

Criterio	Volatilidad HAR-RV	diaria	Volatilidad intradía seleccionada	Implicancia metodológica
Unidad temporal	día		ventana intradía de 5 a 35 minutos	Las escalas no son intercambiables
Unidad de análisis	activo-fecha		activo-fecha-mercado-evento-ventana-familia	La rama intradía preserva las dimensiones del evento
Variable objetivo	$\log(RV)$ diaria		$\log$ -volatilidad de la ventana	No es exactamente la misma variable objetivo
Distingue mercado regional	No (como salida)		Sí: Euro Stoxx, Nikkei y S&P 500	Relevante para aperturas y cierres
Distingue apertura o cierre	No (salida diaria)		Sí: apertura y cierre	La agregación diaria diluye la localización del evento
Distingue venta- na intradía	No		Sí: 5 a 35 minutos	Permite estudiar persistencia alrededor del evento
Uso posterior en ARIMAX	No (solo caracterización agregada)		Sí: 332 señales 3de3 $\rightarrow$ pronóstico de $\log$ -volatilidad	La conexión al retorno está comprobada para la rama intradía
Ventaja principal	Síntesis de persistencia y dinámica agregada		Conserva estructura del evento y del mercado	Los bloques son complementarios, no competidores

Nota. La comparación es funcional y de cobertura, no una competencia predictiva directa: ambos bloques modelan objetivos definidos a frecuencias distintas, por lo que sus métricas solo son comparables dentro de cada bloque. Fuente: comparación de volatilidad diaria e intradía.

Cuadro 7.11: Cobertura metodológica de cada bloque de volatilidad.

Dimensión	Volatilidad diaria HAR-RV	Volatilidad intradía seleccionada
Activos	3: BTC, ETH y BNB	3: BTC, ETH y BNB
Mercados regionales	no aplica	3: Euro Stoxx, Nikkei y S&P 500
Tipos de evento	no aplica	2: apertura y cierre
Ventanas intradía	no aplica	7: de 5 a 35 minutos
Familias de modelo	4: base, macro, Event Features, adaptativo	6: V0 a V5 (variantes históricas y HAR de evento)
Modelos con respaldo computacional	18 (validación histórica interna de 2024)	756 evaluadas; 332 sobreviven el criterio 3de3
Unidad mínima	activo-fecha	activo-fecha-mercado-evento-ventana-familia

Nota. La rama intradía conserva mayor estructura del evento (mercado, apertura o cierre y ventana), lo que la hace más coherente con la pregunta de investigación. Mayor cobertura no implica superioridad predictiva universal. En la rama diaria solo se reporta la validación histórica interna de 2024 con respaldo computacional trazable; la evaluación ampliada de 2025 sin evidencia cruda reproducible no se usa como resultado formal. Las 332 señales 3de3 representan 123 celdas de evento en la transición al retorno. Fuente: comparación de volatilidad diaria e intradía.

Las métricas de ajuste de cada bloque solo son comparables dentro de él, porque las ramas modelan objetivos definidos a frecuencias distintas: un QLIKE diario y un QLIKE de ventana intradía no son intercambiables. Por eso la rama intradía se utiliza como insumo del retorno por su mayor cobertura del evento horario, y no por una superioridad predictiva universal sobre la rama diaria. La volatilidad diaria HAR-RV se conserva como caracterización agregada complementaria.

Para identificar cada modelo de retorno se emplea una nomenclatura compacta que combina la señal intradía y el corrector. Cada configuración corresponde a una señal seleccionada mediante el *Model Confidence Set* intradía (definida por activo, mercado, evento y ventana), cuyo pronóstico intradía de log-volatilidad entra como variable exógena del ARIMAX para producir el retorno predicho. Sobre ese ARIMAX operan dos correctores: Ridge, que ajusta el residual a partir de las variables disponibles, y ARIMAX-CSC, un combinador supervisado contextual entre la predicción ARIMAX y su corrección Ridge.

La evaluación de retorno intradía se realiza bajo la convención vigente de retornos logarítmicos y capitalización exponencial. El capital inicial de referencia es 1000.00. En la evaluación individual forward, el mejor candidato de la familia de modelos predictivos base alcanza un capital final de 1093.25 y 1092.16 con costos.

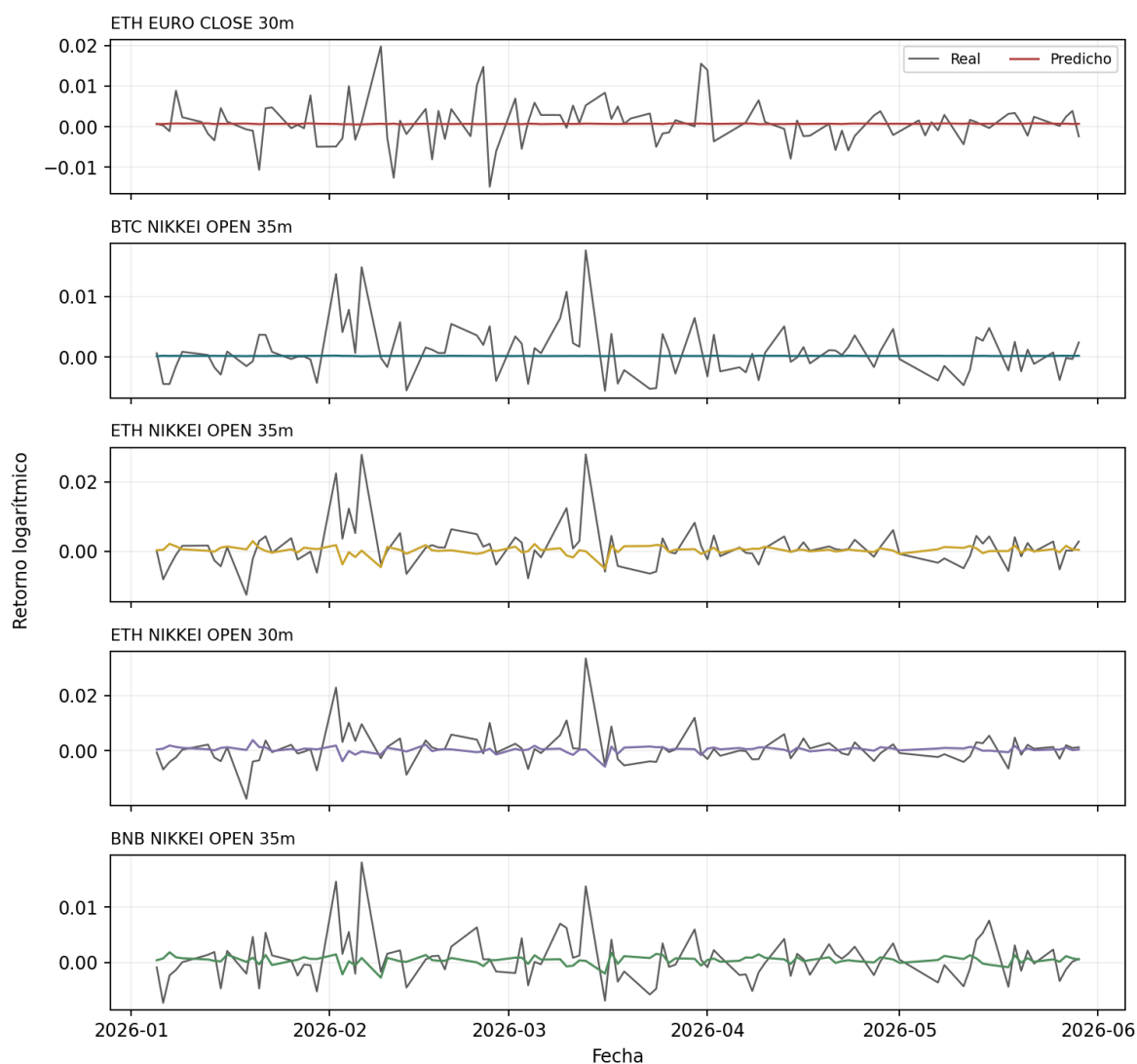


Figura 7.13: Retorno logarítmico real y predicho para candidatos destacados de la evaluación individual forward.

La figura muestra un representante por configuración económica distinta (activo, mercado, evento y ventana), sin repetir variantes de señal o corrector con resultado idéntico, y tiene carácter diagnóstico, sin usarse para recalibrar umbrales ni seleccionar reglas con información de 2026. La figura 7.13 muestra que la precisión direccional diaria sigue siendo irregular aun en candidatos económicamente favorables. Por ello, la evaluación económica no se reduce a ajuste visual de predicción, sino al capital forward calculado con retornos logarítmicos.

7.9.2. Filtro de modelos de retorno mediante MCS

Antes de la evaluación económica, las combinaciones modelo–señal de retorno se filtran con un Model Confidence Set bajo error absoluto (AE) y error cuadrático (SE). Una combinación sobrevive si pertenece al conjunto de confianza bajo *ambas* pérdidas (criterio $AE \cap SE$, $\alpha = 0,15$). El Cuadro 7.12 resume los sobrevivientes por rama y familia.

Cuadro 7.12: Sobrevivientes del MCS de retorno por rama y familia (criterio $AE \cap SE$, $\alpha=0.15$).

Rama	Familia	Evaluidas	Sobrevivientes	%
Fija	ARIMAX base	332	300	90.4
Fija	Ridge	332	254	76.5
Fija	ARIMAX-CSC	332	273	82.2
<i>Fija</i>	<i>Total</i>	<i>996</i>	<i>827</i>	<i>83.0</i>
Adaptativa	ARIMAX base	332	330	99.4
Adaptativa	Ridge	332	222	66.9
<i>Adaptativa</i>	<i>Total</i>	<i>664</i>	<i>552</i>	<i>83.1</i>

Criterio $AE \cap SE$: la combinación sobrevive bajo error absoluto y error cuadrático ($\alpha=0.15$).

Fuente: salida consolidada del *Model Confidence Set* de retorno.

La alta proporción de sobrevivientes (en torno al 83 % en ambas ramas) indica que el MCS de retorno tuvo una capacidad discriminante acotada dentro del universo evaluado. Por ello no debe interpretarse como una selección estricta de una élite de modelos, sino como un filtro estadístico que descarta solo aquellas alternativas con evidencia suficiente de peor desempeño bajo las pérdidas consideradas. La rama fija compara tres familias por señal (ARIMAX base, Ridge y ARIMAX-CSC), mientras que la rama adaptativa compara dos, según la disponibilidad del diseño implementado.

7.10. Ranking forward consolidado

La evaluación económica forward se presenta mediante un ranking consolidado que integra familias metodológicas evaluadas bajo la misma lógica temporal, de capitalización y trazabilidad. Estas familias incluyen modelos predictivos base, reglas de selección, benchmarks operacionales, configuraciones direccionales y políticas forward evaluadas. En este ranking, el mayor capital final corresponde a la configuración direccional long, short y neutral, con 1147.22. En cambio, el mejor candidato dentro de la familia de modelos predictivos base alcanza 1093.25. Esta distinción no establece una jerarquía de validez: identifica la familia de la que proviene cada resultado.

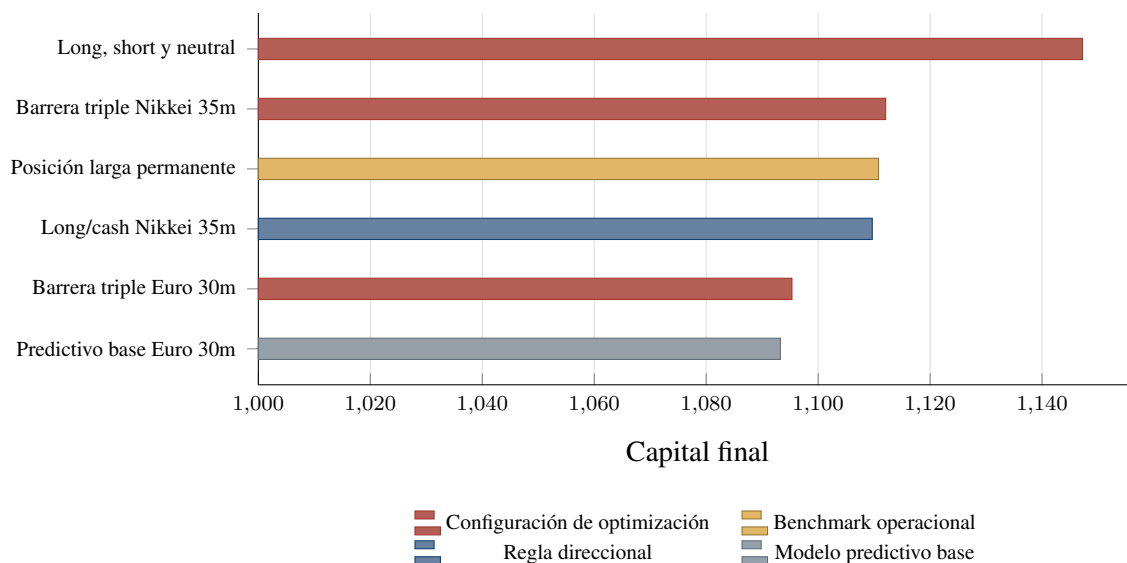


Figura 7.14: Configuraciones forward con mayor capital final, una por configuración económica distinta.

Las barras distinguen modelos predictivos, benchmarks operacionales, reglas direccionales y configuraciones de optimización económica forward. Las variantes de construcción de señal con idéntico capital se representan por una sola barra, y el eje horizontal comienza en el capital inicial de referencia (1000.00).

Cuadro 7.13: Ranking consolidado de desempeño económico forward

Ord.	Configuración forward	Tipo	Capital	Lectura
1	Long, short y neutral. S&P 500 apertura 25m	Configuración de optimización	1147.22	Mayor capital consolidado
2	Barrera triple. Nikkei apertura 35m	Configuración de optimización	1112.06	Capital forward optimizado
3	Posición larga permanente	Benchmark operacional	1110.78	Referencia direccional pasiva
4	Long/cash. Nikkei apertura 35m	Regla direccional	1109.67	Evaluación forward
5	Barrera triple. Euro cierre 30m	Configuración de optimización	1095.32	Capital forward optimizado
6	Modelo predictivo base. Euro cierre 30m	Modelo predictivo base	1093.25	Mejor candidato base

Nota. El ranking se ordena por capital final reportado en cada familia forward. Cuando existe capital con costos, este se presenta como referencia complementaria. La comparación debe interpretarse considerando la naturaleza metodológica de cada configuración. Cada fila corresponde a una configuración económica distinta. Las variantes de construcción de señal (pre-evento o desplazada) con idéntico capital forward se representan una sola vez. Las descripciones se muestran abreviadas por activo, mercado, evento y horizonte.

La lectura central es que el ranking consolidado separa dos preguntas: cuál es el mejor candidato predictivo base y cuál es el mayor capital observado dentro de las familias económicas forward. El mejor candidato predictivo base alcanza 1093.25, mientras que el mayor capital consolidado alcanza 1147.22 en la familia long/short/neutral. Por ello, la interpretación distingue entre desempeño predictivo, desempeño económico y naturaleza metodológica de cada configuración.

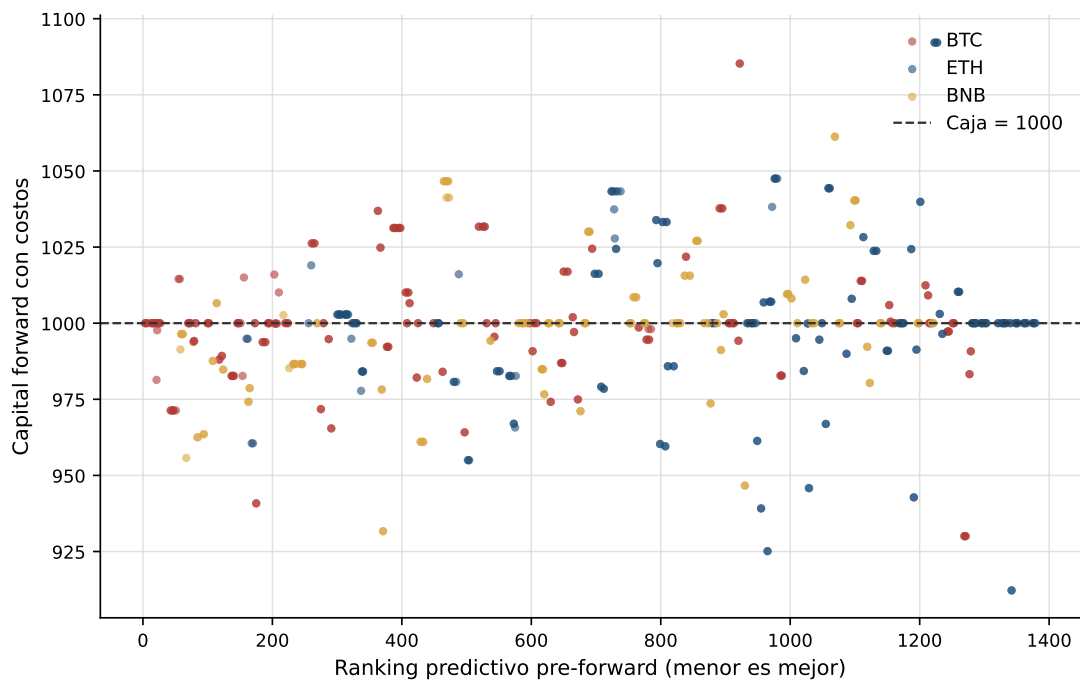


Figura 7.15: Relación entre ranking predictivo pre-forward y capital forward con costos.

La figura 7.15 refuerza la distinción entre buen ordenamiento predictivo y utilidad económica. Esta brecha explica por qué el capítulo privilegia la separación entre modelos individuales, reglas agregadas y benchmarks.

El Cuadro 7.14 ordena el ranking forward consolidado por etapa y rol metodológico, y distingue las familias que superan el capital inicial de aquellas que lo igualan o quedan por debajo, como la regla agregada de selección y las políticas evaluadas. Las secciones siguientes detallan cada familia en el orden en que se introduce.

Cuadro 7.14: Resumen del ranking forward consolidado (capital inicial de referencia: 1000.00).

Etapas	Rol	Capital forward	Lectura
Caja	Referencia sin exposición	1000.00	Umbral a superar
Evaluación individual forward	Mejor candidato predictivo base del flujo empírico	1093.25	Sobre el capital inicial; 1092.16 con costos
Regla agregada de selección	Mejor selector dinámico forward	998.57	Por debajo del capital inicial
Benchmark de posición larga permanente	Referencia direccional pasiva	1110.78	Referencia direccional exigente, no predictiva
Configuraciones de optimización económica forward	Reglas long/cash y barrera triple	992.15–997.64	Medianas cercanas a caja; mayor capital 1112.06
Familia long, short y neutral	Regla direccional LONG/SHORT/NEUTRAL	1006.83	Selector sobre caja; medianas 994.84; mayor capital 1147.22
Política supervisada BUY/SELL/HOLD	Política offline con posición previa	1000.00	Igual a caja en la mediana
FQI-Ridge	Aprendizaje por refuerzo secuencial	1000.00	Igual a caja en la mediana; 96.26 % neutral

Nota. El mejor candidato predictivo base supera el capital inicial, pero el mayor capital observado en el ranking forward consolidado proviene de una familia direccional distinta. La tabla distingue desempeño predictivo, benchmark operacional, reglas de selección, configuraciones de optimización económica y políticas evaluadas en forward.

La Figura 7.16 ilustra esa brecha en el plano económico forward: existen configuraciones individuales que superan el capital inicial, pero su agregación en una regla de selección no conserva la ventaja, pues el mejor selector queda por debajo de la caja.

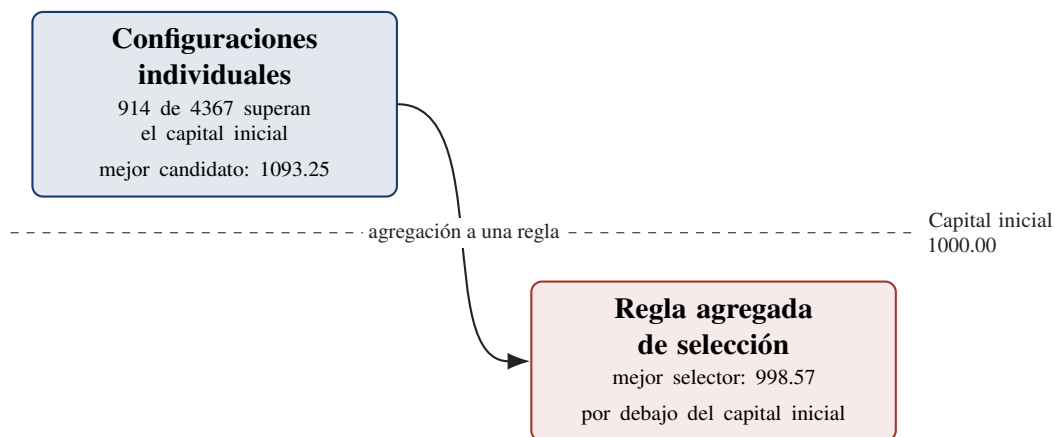


Figura 7.16: De la señal localizada a la regla agregada.

7.11. Evaluación económica forward y benchmarks

El ranking consolidado identifica qué configuraciones obtienen el mejor desempeño dentro del universo forward evaluado. Conviene leer ese resultado con cuidado: el mayor capital observado no equivale automáticamente a una regla de selección desplegable. La evaluación forward que sigue separa precisamente esos planos: candidato predictivo base, regla de selección, benchmark operacional y configuración económica forward.

El cierre económico se lee desde el ranking forward consolidado y, dentro de él, desde el rol de cada familia. La comparación se resume en el Cuadro 7.15. Cash se fija en 1000.00. El mejor modelo predictivo base alcanza 1093.25 sin costos y 1092.16 con costos. El mejor selector agregado alcanza 998.57, por debajo del capital inicial de referencia. El benchmark de posición larga permanente alcanza 1110.78 y la configuración direccional con mayor capital llega a 1147.22. Estas cifras pertenecen al mismo bloque forward, aunque responden a mecanismos metodológicos distintos.

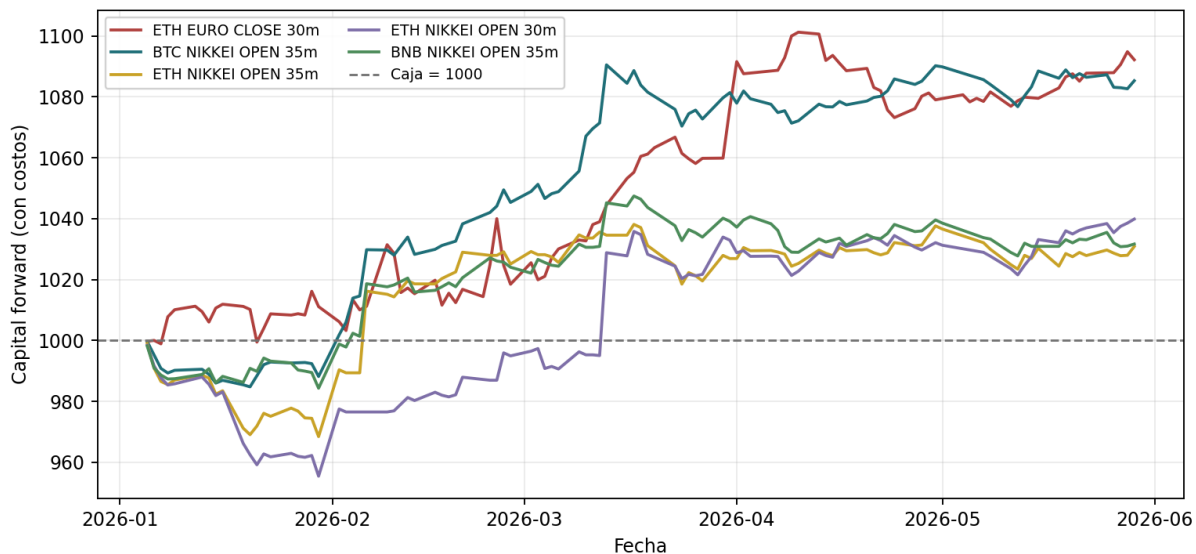


Figura 7.17: Curvas de capital forward para los cinco mejores candidatos de la evaluación individual forward.

Cada curva corresponde a un representante por configuración económica distinta (activo, mercado, evento y ventana) y muestra la evolución temporal del desempeño con costos.

Cuadro 7.15: Comparativa de capital forward principal

Entidad	Capital	Tipo	Lectura	Nota
Cash	1000.00	benchmark	caja	Referencia de capital inicial
Mejor modelo predictivo base forward	1093.25	modelo predictivo base	mejor candidato de su familia	Referencia predictiva
Mejor modelo predictivo base con costos	1092.16	modelo predictivo con costos	desempeño con costos	Referencia predictiva
Mejor selector agregado de evaluación forward	998.57	regla agregada	por debajo del capital inicial	Selector agregado por debajo del capital inicial
Posición larga permanente de benchmark	1110.78	benchmark direccional	no regla predictiva	Referencia pasiva/direccional
Regla de selección long, short y neutral	1006.83	regla direccional forward	seleccionada con 2025	Supera caja de forma acotada
Configuración long, short y neutral con mayor capital	1147.22	configuración económica forward	mayor capital consolidado	Mayor capital observado en forward
Política supervisada BUY/SELL/HOLD ALL	1000.00	política supervisada offline	igual a caja en la mediana	18.43 % de candidatos supera caja con costos
Política supervisada BUY/SELL/HOLD MCS	1000.00	política supervisada offline	igual a caja en la mediana	18.20 % de candidatos supera caja con costos
FQI-Ridge secuencial	1000.00	aprendizaje por refuerzo	igual a caja en la mediana	4.22 % de señales supera caja con costos

Los benchmarks no se interpretan como modelos predictivos, sino como reglas de referencia para entender el régimen de mercado y el costo de tomar exposición. La evaluación forward consolidada produce un candidato predictivo base positivo y, además, configuraciones económicas con capital superior dentro de familias direccionales específicas. Por ello, la conclusión económica debe distinguir entre ranking por capital, regla de selección y evidencia predictiva.

7.12. Familias económicas forward y reglas direccionales

Las familias de evaluación económica forward forman parte del conjunto consolidado de resultados. Cada una evalúa una regla de decisión distinta: una variante direccional con compuerta

de volatilidad, una regla *long/cash* con gestión dinámica, una regla direccional con triple barrera e histéresis, y una familia que amplía el espacio de posiciones a largas, cortas sintéticas y neutrales (LONG/SHORT/NEUTRAL). La regla direccional con umbral $q0.80$ registra mediana de 997.64 y máximo de 1025.90. La regla *long/cash* presenta mediana 992.15. La configuración con triple barrera alcanza mediana 997.17 y máximo 1112.06. La familia long, short y neutral registra selector 1006.83, medianas LSN_ALL y LSN_MCS de 994.84, y máximo individual 1147.22.

Estos resultados muestran que ampliar reglas y espacios de acción puede producir capitales altos, pero también exige separar el resultado económico observado de la regla de selección que habría estado disponible antes del forward. Por ello, se integran al ranking principal consolidado con su naturaleza metodológica explícita: configuración de optimización económica, regla direccional, benchmark operacional o modelo predictivo base.

7.13. Política supervisada y aprendizaje por refuerzo secuencial

Las familias anteriores amplían el espacio de posiciones, pero mantienen abierta la duda sobre si el problema se debe a un conjunto de acciones demasiado limitado. Esta duda se aborda con dos mecanismos distintos. El primero es una política supervisada offline de compra, venta y mantención (BUY/SELL/HOLD), cuyas etiquetas se construyen condicionadas a la posición previa. El segundo es FQI-Ridge, que sí corresponde a aprendizaje por refuerzo secuencial porque aproxima funciones Q y considera recompensas futuras descontadas.

La política supervisada se estima con enero–septiembre de 2025, se selecciona con octubre–diciembre y se reestima con 2025 completo antes de abrir el forward. La variante ALL usa el universo completo y la variante MCS restringe la evaluación a sobrevivientes del *Model Confidence*

Set. Ambas alcanzan capital mediano 1000.00 en validación y forward. En forward, 18.43 % de los candidatos ALL y 18.20 % de los candidatos MCS terminan sobre caja con costos. Por tanto, la mediana neutral no implica que todas las trayectorias sean idénticas.

FQI-Ridge selecciona $\alpha = 0,1$ en validación, con $\gamma = 0,95$, y abre 2026 una sola vez. Su capital mediano forward es 1000.00 con y sin costos, y un 4.22 % de las señales supera caja con costos. La política permanece neutral en 96.26 % de las decisiones forward, resultado técnicamente válido que muestra una conducta conservadora, no una estrategia rentable.

Cuadro 7.16: Política supervisada offline y FQI-Ridge secuencial

Entidad	Muestra	Capital	Larga	Corta	Neutral	Lectura
Cash	referencia	1000.00	n/a	n/a	n/a	caja
Supervisada ALL	validación	1000.00	18.53 %	5.06 %	76.41 %	igual a caja en la mediana
Supervisada MCS	validación	1000.00	18.37 %	5.27 %	76.36 %	igual a caja en la mediana
Supervisada ALL	forward	1000.00	7.44 %	21.35 %	71.20 %	18.43 % supera caja
Supervisada MCS	forward	1000.00	6.93 %	20.87 %	72.20 %	18.20 % supera caja
FQI-Ridge	validación	1000.00	3.20 %	2.62 %	94.19 %	7.23 % supera caja
FQI-Ridge	forward	1000.00	0.24 %	3.50 %	96.26 %	4.22 % supera caja

Nota. El capital corresponde a la mediana entre trayectorias y se reporta bajo la convención de 10 puntos base por cambio de posición. Un valor mediano de 1000.00 es compatible con trayectorias individuales por encima y por debajo de caja.

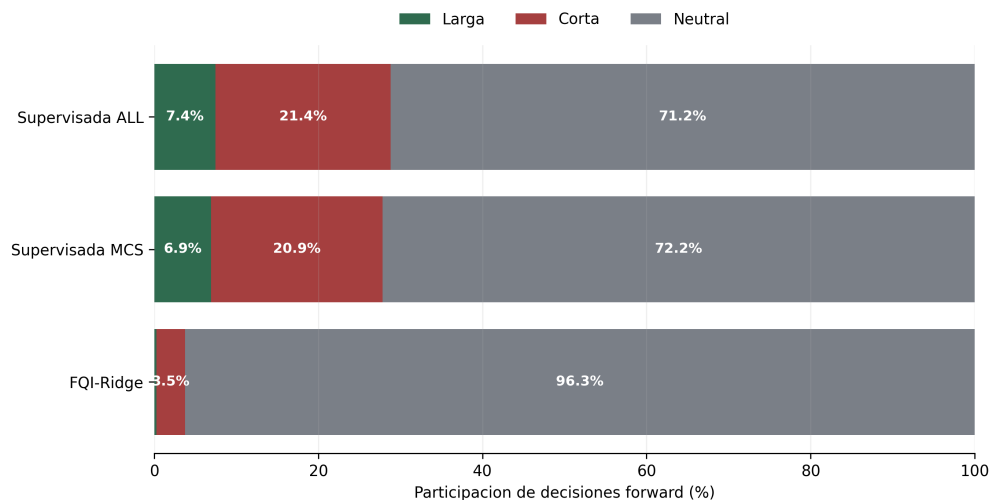


Figura 7.18: Distribución de acciones forward de la política supervisada y FQI-Ridge.

El mayor uso de la posición neutral contiene la exposición agregada, pero ninguna de las dos familias supera caja en la mediana ni se aproxima a los mejores resultados previos de la evaluación consolidada. La lectura es que ampliar el espacio de acciones no basta para convertir las señales disponibles en una regla agregada rentable. FQI confirma además esta conclusión bajo un diseño secuencial genuino.

7.13.1. Sensibilidad económica: riesgo, rotación y exposición

El ranking forward consolidado ordena las configuraciones por capital final. Para leer ese resultado junto con su perfil de riesgo, el Cuadro G.2, incluido en el Anexo G, reúne, bajo la convención final de costos (10 puntos base por cambio de posición), el capital con costos, el drawdown máximo, la rotación (*turnover*), la exposición y el número de operaciones de las configuraciones y políticas que disponen de esas métricas con trazabilidad completa.

El Cuadro G.2 no reemplaza el ranking forward consolidado, sino que complementa su lectura al mostrar dimensiones de riesgo y uso de exposición. Permite distinguir configuraciones con mayor capital final de aquellas que presentan mayor estabilidad, menor rotación o menor exposición al mercado: la mejor configuración long/cash con costos alcanza más capital a cambio de cierta exposición y rotación, mientras que las políticas supervisada y de aprendizaje por refuerzo permanecen cerca de caja, con exposición y rotación bajas. Las referencias se incluyen solo con su capital final trazable, porque la fuente no entrega para ellas métricas de riesgo con la misma granularidad.

8. Limitaciones

8.1. Introducción de las limitaciones

Las limitaciones de esta memoria delimitan el alcance empírico, metodológico y económico de los resultados obtenidos. No reducen el valor de la evidencia, sino que precisan el marco dentro del cual esa evidencia puede ser interpretada. El estudio construye una secuencia que va desde datos intradía y volatilidad realizada hasta modelos de retorno por señal intradía y evaluación económica forward. Cada etapa agrega información, pero también incorpora supuestos, decisiones de diseño y restricciones de validez.

En este sentido, los resultados deben leerse como evidencia empírica trazable dentro del diseño aplicado. La memoria permite sostener que ciertas ventanas de apertura y cierre de mercados regulados contienen información relevante para la volatilidad de BTC, ETH y BNB, y que esa información puede alimentar modelos predictivos de volatilidad y de retorno. Sin embargo, no permite derivar una explicación causal cerrada ni una recomendación de inversión. La delimitación de ese alcance es necesaria para mantener coherencia entre problema de investigación, metodología, resultados, limitaciones y conclusiones.

El Cuadro 8.1 ofrece un panorama de las principales limitaciones por bloque analítico del flujo metodológico, desde el Event Study intradía hasta la evaluación económica forward. Las secciones siguientes desarrollan en detalle las restricciones de alcance estadístico, datos, modelamiento y evaluación económica.

Cuadro 8.1: Limitaciones metodológicas por bloque analítico.

Bloque	Limitación	Implicancia
Event Study	La evidencia intradía identifica asociaciones temporales, pero no implica causalidad fuerte.	Los resultados deben leerse como evidencia estadística condicionada al diseño de ventanas y controles.
HAR con Event Features	La señal intradía no se traduce de manera uniforme en mejora predictiva diaria.	Se privilegian versiones parsimoniosas y lectura por activo.
HAR adaptativo	La mejora depende del activo y de la métrica.	No corresponde presentar adaptación como ganancia universal.
ARIMAX de retorno	La diferencia de MAE frente a un benchmark autorregresivo es moderada.	Se reporta como predicción base de retorno; los correctores Ridge y ARIMAX-CSC operan sobre su salida.
Correctores	Ridge se evalúa en ramas fija y adaptativa y con variantes de covariables (VOL, FULL, EVENT); ARIMAX-CSC es un combinador supervisado contextual fijado sobre 2019–2024 sin reentrenamiento online.	La elección de λ y del conjunto de covariables condiciona el ajuste; una extensión con reentrenamiento periódico queda como trabajo futuro.
MCS de retorno	El MCS se aplica bajo error absoluto (AE) y error cuadrático (SE), con criterio conjunto $AE \cap SE$ y $\alpha = 0,15$; la proporción de sobrevivientes es alta (en torno al 83 %).	Su poder discriminante es acotado: descarta solo alternativas con peor desempeño claro, no selecciona una élite de modelos.
Selectores dinámicos	La regla de selección elige el modelo con menor error absoluto acumulado hasta la semana anterior, sin información futura.	Se comparan las cuatro combinaciones de rama (fija/adaptativa) y conjunto elegible (ALL/MCS); en períodos de señal débil puede rotar entre modelos similares.
Benchmarks	Las reglas de referencia (CASH, BUY_AND_HOLD y ALWAYS_LONG_BY_OBSERVATION, junto con las posiciones larga, corta sintética y neutral) son reglas fijas, no modelos predictivos.	Su capital final responde al régimen de mercado, no a capacidad predictiva.
Políticas y RL secuencial	La política BUY/SELL/HOLD es supervisada offline (un paso, sin ecuación de Bellman) y FQI-Ridge es el único aprendizaje por refuerzo secuencial; ambas se evalúan con costos de 10 puntos base por cambio de posición.	mediana forward y caja se interpreta como evidencia conservadora, no como rentabilidad.
Forward 2026	El período cubre del 2 de enero al 29 de mayo de 2026, aproximadamente 22 semanas	El ranking forward es descriptivo y no constituye recomendación financiera.

8.2. Alcance de la inferencia estadística

El diseño de investigación es observacional. Por ello, los resultados permiten hablar de asociación empírica, capacidad predictiva relativa y utilidad informativa de determinadas ventanas horarias, pero no de causalidad estructural fuerte. Las aperturas y cierres del S&P 500, Euro Stoxx 50 y Nikkei 225 se interpretan como referencias temporales asociadas a la incorporación de información desde mercados regulados hacia un mercado cripto de negociación continua. No se tratan como causa única ni suficiente de los cambios observados en volatilidad.

Esta cautela es relevante porque los criptoactivos operan de forma continua, con participantes globales, fuentes de liquidez heterogéneas y dinámicas propias. Una coincidencia temporal entre un evento bursátil y un cambio de volatilidad puede ser informativa sin constituir un mecanismo causal completo. El estudio identifica regularidades compatibles con una hipótesis de sincronización informativa, pero no aísla todos los canales macrofinancieros, microestructurales o institucionales que podrían intervenir.

8.3. Datos, activos y fuente de información

El universo empírico se restringe a BTC, ETH y BNB. Esta selección incorpora activos relevantes, pero no representa automáticamente todo el mercado cripto. Otros activos pueden tener menor liquidez, distinta profundidad, dependencia de narrativas específicas o vínculos diferentes con mercados regulados. En particular, BNB puede reflejar dinámicas propias del ecosistema Binance, lo que exige cautela al compararlo con BTC y ETH.

Los datos cripto provienen de Binance y se trabajan en frecuencia de 5 minutos. Esta granularidad permite observar variaciones intradía alrededor de eventos de apertura y cierre, pero

también exige sincronización horaria, control de disponibilidad y trazabilidad en la construcción de variables. Los índices regulados se usan como referencias regionales y horarias para América, Europa y Asia. No constituyen una representación exhaustiva de todos los mercados financieros relevantes. En consecuencia, los resultados no se generalizan automáticamente a otros exchanges, activos, regiones o periodos.

8.4. Tratamiento de missing, gaps y outliers

La memoria se apoya en controles de contrato de datos, disponibilidad, consistencia temporal y trazabilidad del flujo metodológico. Aun así, la documentación metodológica disponible no convierte esos controles en un procedimiento genérico de imputación. El estudio no incorpora como eje metodológico una imputación media, mediana o modal de datos faltantes, ni documenta una winsorización general como tratamiento central de outliers. Esta delimitación evita atribuir al flujo operaciones que no forman parte de la evidencia oficial.

Las ausencias, discontinuidades o brechas de datos deben interpretarse dentro del alcance operativo documentado. La frecuencia de 5 minutos aumenta la capacidad de observar patrones intradía, pero también incrementa la sensibilidad a disponibilidad, sincronización y continuidad de las fuentes. Por tanto, las conclusiones dependen de la calidad de los datos disponibles y de las decisiones reproducibles usadas para construir retornos, volatilidad realizada y variables de evento.

8.5. Modelamiento de volatilidad y retorno

Los modelos HAR-RV capturan persistencia mediante componentes diarios, semanales y mensuales. Esta estructura es adecuada para representar una parte importante de la dinámica de volatilidad realizada, pero no agota los mecanismos de microestructura ni todos los cambios de régimen posibles en criptoactivos. Su aporte principal está en ofrecer una base interpretable para ordenar señales, más que en representar por completo el proceso generador de volatilidad.

El Model Confidence Set reduce arbitrariedad en la comparación de modelos, aunque depende de la función de pérdida, la muestra, la configuración y el conjunto de candidatos evaluado. De manera similar, ARIMAX, Ridge y los combinadores contextuales incorporan señales disponibles y regularizan parte del problema predictivo, pero no eliminan ruido, inestabilidad ni dependencia de régimen. Una señal útil para volatilidad puede contribuir a construir candidatos de retorno, aunque no necesariamente produce una señal direccional explotable.

La separación entre volatilidad y retorno es una limitación metodológica central. La volatilidad resume intensidad del movimiento. El retorno exige acertar dirección, magnitud y oportunidad económica. Por ello, una mejora en el modelamiento de log-volatilidad realizada no implica automáticamente desempeño económico positivo. La memoria somete esa distancia a evaluación forward precisamente para evitar que la utilidad estadística sea confundida con rentabilidad robusta.

Una limitación adicional corresponde a la comparación entre volatilidad diaria e intradía. Ambas ramas se comparan desde su función metodológica, su cobertura y su ajuste disponible, pero no como competidores predictivos directos, porque no comparten la misma unidad de análisis: la rama diaria opera a nivel activo-fecha y la intradía a nivel activo-fecha-mercado-evento-ventana.

Una competencia formal requeriría transformar ambas ramas a un objetivo común, alinear fechas y aplicar una misma función de pérdida, lo que excede el alcance de este trabajo. Además, el ranking diario HAR-RV fuera de muestra de 2025 y su MCS ampliado no se conservan como evidencia formal, debido a la ausencia de respaldo computacional crudo suficiente. Por esta razón, el análisis diario se restringe a una caracterización agregada, mientras que la evaluación predictiva operativa se apoya en la selección intradía trazable mediante *Model Confidence Set*.

8.6. Evaluación económica forward

La evaluación económica se concentra en la ventana forward oficial comprendida entre el 2 de enero de 2026 y el 29 de mayo de 2026, aproximadamente 22 semanas. Esta ventana es posterior a los datos usados para entrenamiento, selección y filtrado, y permite una prueba disciplinada bajo un régimen de mercado concreto. No obstante, su extensión temporal es limitada y no garantiza estabilidad en otros periodos, ciclos de liquidez o episodios de estrés.

El capital inicial, las reglas de exposición y la capitalización exponencial conforman una simulación económica controlada. Esta convención permite comparar configuraciones de manera homogénea, pero no equivale a una recomendación financiera ni a una réplica completa de ejecución real. Los costos considerados son simplificados y no incorporan todos los elementos operativos relevantes: spread variable, slippage, profundidad de libro, latencia, impuestos, restricciones de margen, financiamiento, límites de ejecución o cambios de liquidez intradía. En consecuencia, el desempeño forward debe entenderse como evaluación investigativa, no como rentabilidad esperada implementable.

8.7. Limitaciones de las familias forward consolidadas

Las variantes direccionales, *long/cash*, de triple barrera y long, short y neutral forman parte del ranking forward consolidado. Su comparación por capital es válida dentro de la ventana y de la convención de capitalización utilizadas. La principal limitación no es su pertenencia al ranking, sino la estabilidad de sus resultados: una configuración con alto capital puede coexistir con medianas de familia cercanas o inferiores a caja y con selectores previos de desempeño más acotado.

La familia long, short y neutral amplía el espacio de decisión hacia posiciones largas, cortas sintéticas y neutrales (LONG/SHORT/NEUTRAL). Su mayor capital, 1147.22, es el máximo del ranking forward consolidado. Aun así, SHORT corresponde a una posición corta sintética dentro de la simulación y no reproduce una implementación completa con préstamo de activos, margen, restricciones de disponibilidad, costos de financiamiento o riesgo operacional de ejecución. Esta limitación afecta la extrapolación operativa, no la validez de la cifra dentro del diseño evaluado.

La política buy, sell y hold evalúa una política supervisada offline de compra, venta y mantención (BUY/SELL/HOLD). Sus capitales medianos forward con costos son 1000.00 en ALL y MCS, iguales a caja, aunque existen trayectorias individuales a ambos lados de esa referencia. FQI-Ridge también alcanza mediana 1000.00 y permanece neutral en 96.26 % de las decisiones. Estos resultados no deben leerse como estrategia rentable. Muestran que ampliar el espacio de acciones, incluso con aprendizaje por refuerzo secuencial, no basta para estabilizar la señal económica.

8.8. Riesgo de sobreajuste y selección de modelos

El espacio de configuraciones evaluado es amplio. Algunos modelos individuales muestran desempeño positivo, lo que respalda la existencia de señales localizadas. Sin embargo, esa evidencia

no equivale necesariamente a una regla robusta y seleccionable. La diferencia entre identificar configuraciones favorables y construir reglas agregadas estables constituye una de las limitaciones centrales del estudio.

Este riesgo aumenta cuando el ranking contiene máximos individuales muy superiores a la mediana de su familia. El capital 1147.22 debe reconocerse como el mayor resultado forward consolidado, pero no basta por sí solo para afirmar que existe una regla universal o inmediatamente desplegable. Por esta razón, la memoria distingue entre ordenamiento por capital, selección previa y estabilidad de familia. La evidencia muestra heterogeneidad por activo, región, evento, horizonte, métrica y mecanismo de decisión. Forzar una estrategia única ocultaría esa heterogeneidad.

8.9. Alcance de las conclusiones

Las conclusiones del estudio deben leerse dentro del universo BTC, ETH y BNB, datos de Binance, mercados regulados seleccionados, periodo base 2019-2025 y ventana forward oficial de 2026. El aporte principal no consiste en proponer una estrategia final de inversión, sino en construir evidencia empírica trazable sobre la relación entre horarios de mercados regulados, volatilidad cripto, modelos de volatilidad y de retorno, y evaluación económica fuera de muestra.

Esta delimitación también orienta extensiones posibles. Investigaciones posteriores podrían incorporar otros activos, exchanges, ventanas temporales, costos de ejecución más realistas, restricciones de liquidez, validaciones adicionales y diseños preregistrados para nuevas reglas económicas. Tales extensiones no deben entenderse como promesa de rentabilidad, sino como formas de evaluar la estabilidad de los hallazgos bajo condiciones distintas y con mayor exigencia operativa.

9. Conclusiones

Esta memoria se propuso estudiar si los horarios de apertura y cierre de los mercados regulados de América, Europa y Asia guardan relación con el comportamiento intradía de tres criptoactivos: Bitcoin, Ethereum y Binance Coin. Para representar esos mercados se emplearon el S&P 500, el Euro Stoxx 50 y el Nikkei 225, y el interés se concentró en una pregunta concreta: si los momentos en que esas plazas abren y cierran coinciden con cambios medibles en la volatilidad de los criptoactivos y si esa coincidencia entrega información útil para modelarlos. La respuesta que deja el trabajo es afirmativa, aunque acotada. Existen asociaciones observables entre esos horarios y la volatilidad intradía de BTC, ETH y BNB, con una intensidad que cambia según el activo, el mercado, el tipo de evento y la ventana de tiempo considerada.

El trabajo abordó la volatilidad en dos niveles que cumplen funciones distintas y que no compiten entre sí. En el nivel diario, los modelos de la familia HAR-RV caracterizaron la dinámica agregada de la volatilidad realizada y mostraron que esta serie está lejos de ser estable: presenta colas pesadas, persistencia, heterocedasticidad condicional y quiebres estructurales, propiedades que justifican un tratamiento econométrico con memoria. Esta rama se conserva como una caracterización agregada y no como un ranking formal vigente. En el nivel intradía se conservó la estructura fina de cada observación (activo, mercado, evento y ventana horaria), que es la información que realmente permite observar lo que ocurre en torno a las aperturas y los cierres.

El estudio de eventos aprovechó esa estructura. Sobre ventanas de 5 a 35 minutos mostró que las aperturas y los cierres no son instantes neutrales para la volatilidad de los criptoactivos, con asociaciones más nítidas en torno al mercado estadounidense y, en menor grado, al asiático, y con

efectos que cambian según el día de la semana. Esa heterogeneidad explica por qué el bloque de retorno se construyó a partir de señales intradía y no de un agregado diario. Las señales tampoco se tomaron todas. Un *Model Confidence Set* intradía retuvo únicamente las que sobreviven de forma simultánea a tres funciones de pérdida, un filtro estricto que descarta el ruido antes de llegar a la etapa de retorno. De ese proceso surge el pronóstico de volatilidad intradía que alimenta el modelamiento posterior.

La evidencia intradía también se sometió a una batería econométrica complementaria sobre el contraste entre evento y control. En las 126 combinaciones evaluadas no se observaron casos contradictorios, mientras que 69 quedaron como consistentes fuertes y 25 como consistentes parciales. La regresión pooled con variable de evento entregó un coeficiente positivo y estadísticamente significativo. Estos resultados son relevantes porque muestran que la evidencia intradía no depende únicamente del Event Study, sino que también es coherente con herramientas econométricas tradicionales. Su interpretación se mantiene en el plano de la asociación estadística y del contenido informativo, no de la causalidad estructural.

En el modelamiento de retorno, ese pronóstico intradía de log-volatilidad ingresó como variable exógena en un modelo ARIMAX estimado sobre el retorno objetivo. A partir de él se evaluaron dos correctores, uno con regularización Ridge y otro con combinación supervisada contextual (ARIMAX-CSC), y el conjunto de candidatos se depuró con un *Model Confidence Set* de retorno, posterior y distinto del que había operado en la etapa intradía. Este recorrido dejó en evidencia dos planos que conviene no confundir. Una señal puede ser estadísticamente informativa para la volatilidad y, aun así, no traducirse en un retorno aprovechable, porque el retorno exige acertar dirección, magnitud y oportunidad. La volatilidad resume la intensidad del movimiento. Convertir esa intensidad en capital resulta un problema más difícil y más inestable.

La prueba final fue económica. Todas las configuraciones se sometieron a una evaluación forward entre el 2 de enero y el 29 de mayo de 2026, alrededor de 22 semanas posteriores a los datos usados para entrenar y seleccionar, y sus resultados se ordenaron en un ranking consolidado por familias metodológicas, tomando como referencia un capital inicial de 1000.00. El mayor capital final del estudio, 1147.22, corresponde a una configuración direccional con posiciones largas, cortas y neutrales. El mejor modelo predictivo base alcanza 1093.25, y 1092.16 al incorporar costos. Entre las referencias operacionales, la posición larga permanente llega a 1110.78, mientras que el mejor selector agregado se queda en 998.57, por debajo del capital inicial. Tanto la política supervisada de compra, venta y mantención como la política de aprendizaje por refuerzo FQI-Ridge terminan con un capital mediano de 1000.00, equivalente a permanecer en caja.

Leídos en conjunto, estos números piden cautela más que entusiasmo. El ranking reconoce que hubo configuraciones de alto capital, pero la distancia entre esos máximos y las medianas de cada familia indica que el buen desempeño no se generaliza por sí solo. Los selectores, que buscaban precisamente convertir las señales en una regla estable, quedaron cerca o por debajo de la caja, y la posición corta de la mejor configuración es sintética: no reproduce los costos de financiamiento, el préstamo de activos ni las restricciones de una implementación real. La evidencia respalda entonces la existencia de señales localizadas y de resultados económicos positivos, pero no autoriza a presentarlos como una estrategia lista para usarse.

Conviene precisar el tipo de afirmación que la evidencia sostiene. El diseño es observacional y los criptoactivos se transan de manera continua y global, de modo que un cambio de volatilidad puede responder a varios canales al mismo tiempo. Por eso el trabajo habla de una asociación empírica acotada entre los horarios regulados y los criptoactivos, y no de causalidad estructural. En la misma línea, comparar de forma directa la volatilidad diaria y la intradía como predictores habría

exigido llevarlas a un objetivo común, alinear fechas y aplicar una misma función de pérdida. Esa comparación queda fuera del alcance de esta memoria y se deja planteada para trabajos posteriores.

El aporte de la investigación es a la vez empírico y metodológico. En lo empírico, documenta a escala intradía una relación entre los horarios de los mercados regulados y la volatilidad de BTC, ETH y BNB que suele quedar oculta cuando solo se observan datos diarios. En lo metodológico, ofrece un flujo trazable que enlaza datos de alta frecuencia, volatilidad realizada, estudio de eventos, selección de señales, modelamiento de retorno y evaluación económica fuera de muestra, manteniendo separadas en todo momento la significancia estadística, la utilidad predictiva y el desempeño económico. Sobre esa base, las líneas de continuidad aparecen con claridad: ampliar el universo de activos y de exchanges, extender la ventana forward, incorporar costos y fricciones más realistas, ensayar la comparación directa entre volatilidad diaria e intradía bajo un objetivo común y explorar modelos de decisión más sofisticados. Ninguna de esas extensiones constituye una promesa de rentabilidad. Todas buscan poner a prueba, con mayor exigencia, hasta dónde se sostiene la señal horaria que esta memoria logró identificar.



Anexos

A. Fuentes, sincronización y construcción de datos

El universo cripto se restringe a BTC, ETH y BNB. Los datos cripto provienen de Binance y se trabajan en frecuencia de 5 minutos. Los mercados regulados se representan mediante S&P 500, Euro Stoxx 50 y Nikkei 225, usados como referencias horarias para América, Europa y Asia.

La selección de estos activos y mercados no pretende representar todo el mercado cripto ni todos los mercados regulados. Su función es entregar un conjunto acotado, comparable y trazable para estudiar si los horarios de mercados regulados se asocian con cambios intradía en volatilidad realizada.

Según la metodología oficial, los horarios se estandarizan a UTC. El período principal de análisis cubre 2019 a 2025. La evaluación económica forward oficial se concentra entre el 2 de enero de 2026 y el 29 de mayo de 2026, aproximadamente 22 semanas.

Los retornos intradía se construyen como diferencias logarítmicas de precios consecutivos. Esta convención permite agregar retornos en el tiempo y usar capitalización exponencial en la evaluación económica. A partir de esos retornos intradía, la volatilidad realizada diaria se construye como:

$$RV_t = \sum_j r_{t,j}^2.$$

Luego se trabaja con $\log(RV_t)$ como variable de modelamiento. Esta transformación estabiliza la escala y facilita la comparación de la dinámica de volatilidad entre activos.

Las aperturas y cierres de S&P 500, Euro Stoxx 50 y Nikkei 225 se transforman en eventos

horarios. El event study evalúa ventanas entre 5 y 35 minutos alrededor de esos eventos, comparando ventanas de evento contra ventanas de control. Estas variables se interpretan como señales horarias o de contexto, no como prueba de causalidad estructural.

La disponibilidad de columnas puede variar por fuente y activo. Por ello, la trazabilidad se documenta a nivel de construcción de variables y no como inventario exhaustivo de cada soporte de origen.

B. Missing, gaps y outliers

La memoria se apoya en controles de disponibilidad, consistencia temporal, contratos de datos y trazabilidad del flujo metodológico. La frecuencia de 5 minutos permite observar patrones intradía, pero también aumenta la sensibilidad a gaps, sincronización y continuidad de fuentes.

Se puede afirmar que los datos cripto se trabajan en frecuencia de 5 minutos, que los horarios se estandarizan a UTC, que la construcción de retornos, RV y $\log(RV_t)$ sigue una convención explícita, y que la evaluación forward se interpreta como prueba investigativa fuera de muestra.

No se debe afirmar que se aplicó una imputación media, mediana o modal como procedimiento general. Tampoco se debe afirmar que se aplicó una winsorización central como tratamiento general de outliers, que se corrigieron todas las discontinuidades posibles de mercado, que la disponibilidad observada en Binance representa automáticamente otros exchanges o que la frecuencia de 5 minutos elimina ruido de microestructura.

Las ausencias o discontinuidades deben interpretarse dentro del alcance documentado. La memoria no convierte los controles de trazabilidad en una metodología genérica de imputación. Por ello, cualquier afirmación futura sobre missing, gaps u outliers debe respaldarse en archivos de validación específicos.

El anexo resume el alcance documentado de disponibilidad y continuidad de datos. Los conteos granulares de brechas por activo y fecha quedan fuera del alcance de cierre de esta memoria.

C. Tablas detalladas de estimación HAR in-sample

Las tablas a continuación reproducen los coeficientes completos de los modelos HAR Base y HAR+Macro con errores estándar HAC (Newey-West). Se reportan tres variantes por activo: modelo base con $L = 5$ rezagos, modelo extendido con $L = 5$ y sensibilidad con $L = 10$, para verificar la robustez de la inferencia a la elección del parámetro de corrección. La variable dependiente es $y_{t+1} = \log(RV_{t+1})$ y el período de estimación cubre 2019–2023 ($n = 1,795$ observaciones).

C.1. Bitcoin (BTC)

Cuadro C.1: BTC: Modelo HAR Base con Dummies de Día (Errores HAC, $L = 5$)

Variable	Coef.	SE	z	p-val
Constante	−0,5194	0,160	−3,240	0,001
y_t	0,4762	0,032	15,105	0,000
$\bar{y}_t^{(7)}$	0,2901	0,041	7,123	0,000
$\bar{y}_t^{(30)}$	0,1457	0,033	4,355	0,000
D_{Lun}	−0,0300	0,055	−0,550	0,582
D_{Mar}	0,0545	0,054	1,007	0,314
$D_{\text{Mié}}$	−0,0188	0,054	−0,347	0,729
D_{Jue}	−0,1107	0,050	−2,202	0,028
D_{Vie}	−0,7217	0,058	−12,438	0,000
R^2		0,629		
$\bar{R}^2$		0,627		
n		1,795		
Durbin-Watson		2,075		

Cuadro C.2: BTC: Modelo HAR+Macro con Dummies de Sesión (Errores HAC, $L = 5$ y $L = 10$)

	HAC $L = 5$ (principal)				HAC $L = 10$ (sensib.)	
Variable	Coef.	SE	z	p-val	SE	p-val
Constante	−0,5059	0,160	−3,159	0,002	0,159	0,001
y_t	0,4717	0,031	15,237	0,000	0,030	0,000
$\bar{y}_t^{(7)}$	0,2917	0,041	7,127	0,000	0,042	0,000
$\bar{y}_t^{(30)}$	0,1506	0,033	4,537	0,000	0,034	0,000
D_{Lun}	0,2070	0,151	1,367	0,172	0,148	0,162
D_{Mar}	0,3218	0,156	2,066	0,039	0,150	0,032
$D_{Mié}$	0,2450	0,155	1,577	0,115	0,153	0,108
D_{Jue}	0,1423	0,153	0,933	0,351	0,149	0,339
D_{Vie}	−0,4644	0,156	−2,973	0,003	0,156	0,003
$ret_{SP500} \times D$	−1,5395	2,143	−0,718	0,473	1,921	0,423
$ret_{EURO} \times D$	−2,3108	1,864	−1,240	0,215	1,731	0,182
$ret_{NIKKEI} \times D$	−0,6960	1,668	−0,417	0,677	1,617	0,667
D_{SP500}	−0,1448	0,120	−1,207	0,228	0,121	0,231
D_{EURO}	0,0358	0,107	0,335	0,738	0,107	0,737
D_{NIKKEI}	−0,1564	0,082	−1,905	0,057	0,078	0,045
R^2				0,631		
$\bar{R}^2$				0,629		
Wald $H_0 : \beta_{ret} = 0$				$F = 4,236, p = 0,237$		
Ljung-Box sobre Residuos						
LB(5)	Base: $p = 0,066$			Macro: $p = 0,063$		
LB(10)	Base: $p = 0,011$			Macro: $p = 0,008$		
LB(15)	Base: $p = 0,011$			Macro: $p = 0,010$		

Nota: $ret \times D$ indica la interacción retorno $\times$ dummy de sesión activa.

C.2. Ethereum (ETH)

Cuadro C.3: ETH: Modelo HAR Base con Dummies de Día (Errores HAC, $L = 5$)

Variable	Coef.	SE	z	p-val
Constante	-0,4442	0,144	-3,088	0,002
y_t	0,4731	0,032	15,001	0,000
$\bar{y}_t^{(7)}$	0,3127	0,042	7,451	0,000
$\bar{y}_t^{(30)}$	0,1346	0,031	4,401	0,000
D_{Lun}	-0,0403	0,052	-0,770	0,441
D_{Mar}	0,0926	0,052	1,776	0,076
$D_{\text{Mié}}$	-0,0228	0,052	-0,442	0,658
D_{Jue}	-0,1134	0,048	-2,384	0,017
D_{Vie}	-0,5911	0,050	-11,716	0,000
R^2		0,655		
$\bar{R}^2$		0,654		
n		1,795		
Durbin-Watson		2,052		

Cuadro C.4: ETH: Modelo HAR+Macro con Dummies de Sesión (Errores HAC, $L = 5$ y $L = 10$)

	HAC $L = 5$ (principal)				HAC $L = 10$ (sensib.)	
Variable	Coef.	SE	z	p-val	SE	p-val
Constante	−0,4443	0,143	−3,100	0,002	0,142	0,002
y_t	0,4676	0,031	14,940	0,000	0,031	0,000
$\bar{y}_t^{(7)}$	0,3168	0,042	7,487	0,000	0,041	0,000
$\bar{y}_t^{(30)}$	0,1362	0,031	4,464	0,000	0,030	0,000
D_{Lun}	0,1561	0,134	1,169	0,242	0,131	0,234
D_{Mar}	0,3111	0,134	2,317	0,020	0,129	0,016
$D_{Mié}$	0,1956	0,138	1,419	0,156	0,133	0,142
D_{Jue}	0,0979	0,133	0,735	0,462	0,129	0,447
D_{Vie}	−0,3764	0,134	−2,800	0,005	0,133	0,005
$ret_{SP500} \times D$	−2,7336	1,791	−1,526	0,127	1,714	0,111
$ret_{EURO} \times D$	−0,9111	1,662	−0,548	0,584	1,624	0,575
$ret_{NIKKEI} \times D$	0,0684	1,555	0,044	0,965	1,500	0,964
D_{SP500}	−0,0876	0,120	−0,729	0,466	0,122	0,472
D_{EURO}	0,0678	0,098	0,692	0,489	0,099	0,494
D_{NIKKEI}	−0,2019	0,077	−2,627	0,009	0,076	0,008
R^2				0,658		
$\bar{R}^2$				0,655		
Wald $H_0 : \beta_{ret} = 0$				$F = 4,250, p = 0,236$		
Ljung-Box sobre Residuos						
LB(5)	Base: $p = 0,037$			Macro: $p = 0,068$		
LB(10)	Base: $p = 0,069$			Macro: $p = 0,081$		
LB(15)	Base: $p = 0,166$			Macro: $p = 0,213$		

C.3. Binance Coin (BNB)

Cuadro C.5: BNB: Modelo HAR Base con Dummies de Día (Errores HAC, $L = 5$)

Variable	Coef.	SE	z	p-val
Constante	-0,4053	0,132	-3,080	0,002
y_t	0,5061	0,030	16,774	0,000
$\bar{y}_t^{(7)}$	0,2855	0,041	6,961	0,000
$\bar{y}_t^{(30)}$	0,1349	0,032	4,208	0,000
D_{Lun}	-0,0013	0,056	-0,023	0,981
D_{Mar}	0,0038	0,053	0,072	0,943
$D_{\text{Mié}}$	-0,0080	0,049	-0,164	0,870
D_{Jue}	-0,1104	0,044	-2,509	0,012
D_{Vie}	-0,5019	0,046	-10,893	0,000
R^2		0,677		
$\bar{R}^2$		0,675		
n		1,795		
Durbin-Watson		2,080		

Cuadro C.6: BNB: Modelo HAR+Macro con Dummies de Sesión (Errores HAC, $L = 5$ y $L = 10$)

	HAC $L = 5$ (principal)				HAC $L = 10$ (sensib.)	
Variable	Coef.	SE	z	p-val	SE	p-val
Constante	−0,4017	0,132	−3,044	0,002	0,137	0,003
y_t	0,5038	0,030	16,833	0,000	0,030	0,000
$\bar{y}_t^{(7)}$	0,2894	0,041	7,012	0,000	0,040	0,000
$\bar{y}_t^{(30)}$	0,1340	0,032	4,158	0,000	0,031	0,000
D_{Lun}	0,1111	0,149	0,746	0,456	0,149	0,454
D_{Mar}	0,1265	0,147	0,858	0,391	0,144	0,378
$D_{\text{Mié}}$	0,1175	0,152	0,772	0,440	0,153	0,441
D_{Jue}	0,0074	0,145	0,051	0,960	0,144	0,959
D_{Vie}	−0,3806	0,144	−2,646	0,008	0,143	0,008
$ret_{SP500} \times D$	−1,2835	2,007	−0,639	0,523	1,847	0,487
$ret_{EURO} \times D$	−2,2967	1,747	−1,315	0,189	1,681	0,172
$ret_{NIKKEI} \times D$	2,1695	1,709	1,269	0,204	1,695	0,200
D_{SP500}	0,0112	0,130	0,087	0,931	0,131	0,932
D_{EURO}	−0,0318	0,109	−0,293	0,770	0,109	0,769
D_{NIKKEI}	−0,1053	0,072	−1,456	0,146	0,070	0,133
R^2				0,678		
$\bar{R}^2$				0,676		
Wald $H_0 : \beta_{ret} = 0$			$F = 4,240, p = 0,237$			
Ljung-Box sobre Residuos						
LB(5)	Base: $p = 0,210$			Macro: $p = 0,202$		
LB(10)	Base: $p = 0,484$			Macro: $p = 0,417$		
LB(15)	Base: $p = 0,061$			Macro: $p = 0,076$		

C.4. Diagnóstico VIF completo por activo

Cuadro C.7: Resumen de VIF por bloque de regresores en HAR+Macro (BTC).

Bloque	Rango VIF	Lectura
Componentes HAR ($y_t, \bar{y}_t^{(7)}, \bar{y}_t^{(30)}$)	170–397	Colinealidad estructural alta
Dummies de sesion bursatil	13–26	Colinealidad moderada-alta
Dummies de dia de semana	2,7–3,0	Colinealidad baja-moderada
Retornos macro interactuados (ret_x)	1,07–1,23	Sin problema relevante

A continuación se presentan los Factores de Inflación de la Varianza (VIF) del modelo HAR+Macro para ETH y BNB. Los valores son prácticamente idénticos a los de BTC (reportados en el Cuadro C.7 de este apéndice), lo que confirma que la multicolinealidad estructural del bloque HAR no es específica de ningún activo sino una propiedad matemática de la especificación.

Cuadro C.8: VIF Completo: Modelos HAR+Macro para ETH y BNB

Variable	VIF (ETH)	VIF (BNB)
$\bar{y}_t^{(7)}$	357,81	341,08
$\bar{y}_t^{(30)}$	185,35	172,50
y_t	160,19	158,50
D_{EURO}	34,08	34,11
D_{SP500}	33,42	33,39
D_{NIKKEI}	15,99	15,99
$D_{Mié}$	13,74	13,72
D_{Mar}	13,67	13,68
D_{Jue}	13,19	13,19
D_{Vie}	13,13	13,12
D_{Lun}	11,99	12,00
$ret_{EURO} \times D$	1,77	1,77
$ret_{SP500} \times D$	1,64	1,64
$ret_{NIKKEI} \times D$	1,14	1,14

Nota: VIF de BTC en el Cuadro C.7 (este apéndice). Los tres activos presentan el mismo patrón: VIF elevado en el bloque HAR (esperado por construcción) y VIF bajo (< 2) en el bloque macro.

D. Event Study intradía: tablas y figuras complementarias

La grilla definitiva considera ventanas de 5, 10, 15, 20, 25, 30 y 35 minutos, coherente con la fase consolidada del flujo metodológico y con la selección estricta de señales.

D.1. Soporte visual de la grilla final

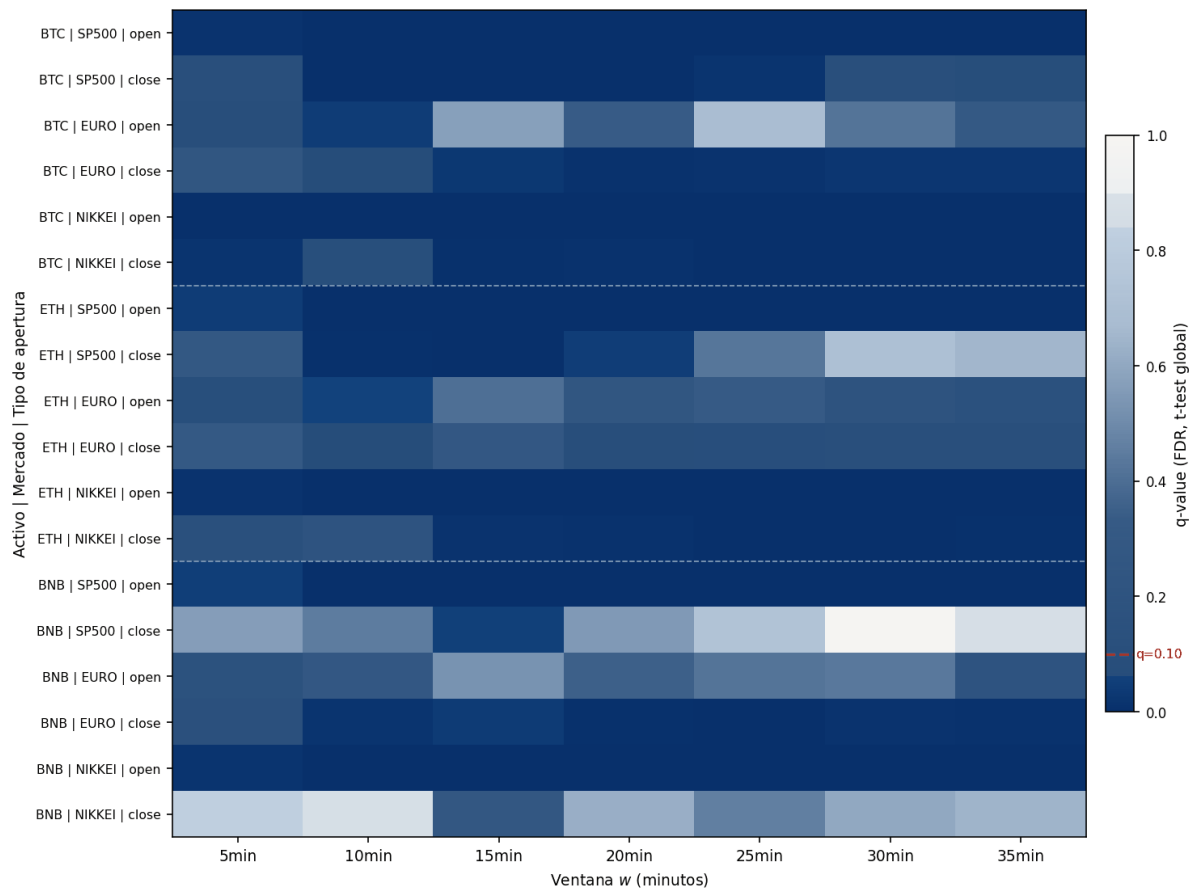


Figura D.1: Mapa de calor de q-values para la comparación EVENT_vs_SHIFT en la grilla final.

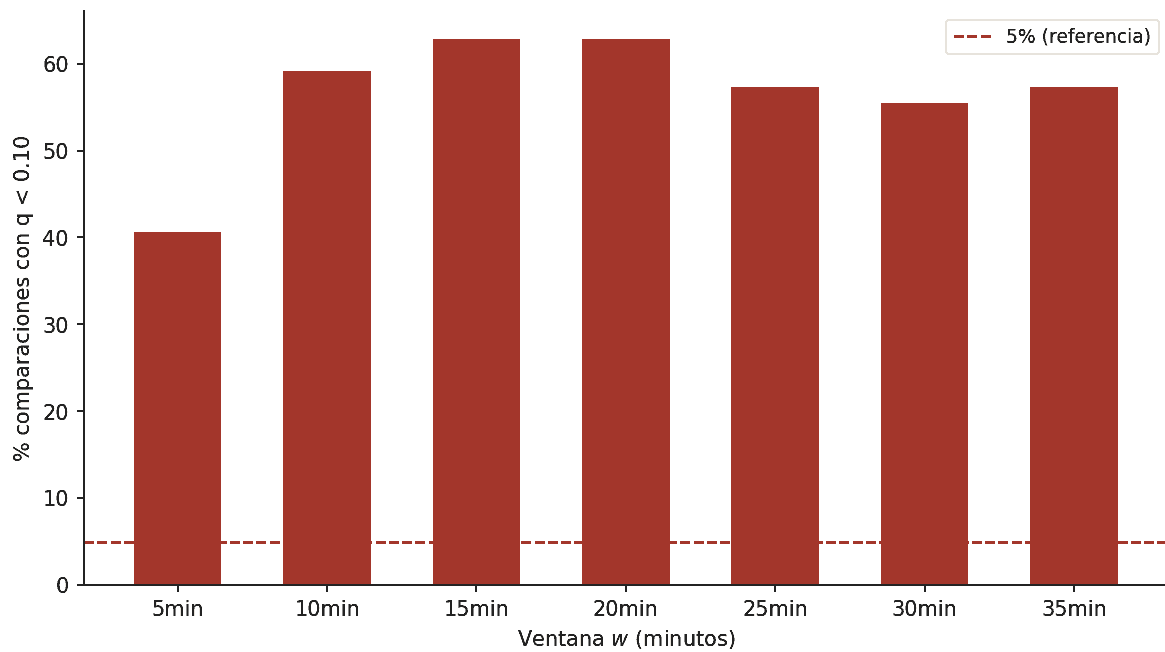


Figura D.2: Porcentaje de ventanas válidas por duración en la grilla final del Event Study.

La primera figura permite distinguir dónde los efectos intradía alcanzan significancia relativa dentro de la grilla final, mientras que la segunda ayuda a visualizar la estabilidad muestral de cada ventana. Ambas piezas complementan las figuras del cuerpo principal sin duplicar su lectura central.

E. Validaciones y resultados complementarios

E.1. Diagnósticos complementarios de modelos HAR

Esta sección conserva los diagnósticos técnicos del bloque de análisis estadístico descriptivo que corresponden a modelos ya estimados. Las figuras de series, histogramas, ACF/PACF y quiebres endógenos se trasladaron al cuerpo principal de Resultados para evitar duplicación y porque forman parte directa del análisis estadístico preliminar de $\log(RV_t)$.

Cuadro E.1: Diagnósticos sobre residuos de modelos HAR estimados en la muestra 2019–2024.

Activo	Modelo	Diagnóstico	Rezagos	Est.	p-valor
BTC	HAR_base	ARCH-LM residuos	12	20.508	0.058
BTC	HAR_base	Ljung-Box residuos	10	40.592	1.332e-05
BTC	HAR_base	Ljung-Box residuos	20	75.112	2.609e-08
BTC	HAR_macro	ARCH-LM residuos	12	18.349	0.105
BTC	HAR_macro	Ljung-Box residuos	10	42.124	7.128e-06
BTC	HAR_macro	Ljung-Box residuos	20	76.081	1.798e-08
ETH	HAR_base	ARCH-LM residuos	12	10.267	0.593
ETH	HAR_base	Ljung-Box residuos	10	26.813	0.003
ETH	HAR_base	Ljung-Box residuos	20	45.754	8.710e-04
ETH	HAR_macro	ARCH-LM residuos	12	9.286	0.678
ETH	HAR_macro	Ljung-Box residuos	10	27.120	0.002
ETH	HAR_macro	Ljung-Box residuos	20	45.369	9.831e-04
BNB	HAR_base	ARCH-LM residuos	12	16.001	0.191
BNB	HAR_base	Ljung-Box residuos	10	15.227	0.124
BNB	HAR_base	Ljung-Box residuos	20	37.642	0.010
BNB	HAR_macro	ARCH-LM residuos	12	13.699	0.320
BNB	HAR_macro	Ljung-Box residuos	10	15.729	0.108
BNB	HAR_macro	Ljung-Box residuos	20	37.570	0.010

Cuadro E.2: Resumen VIF para la especificación HAR con variables exógenas.

Activo	Máx. VIF	Mediana VIF	N variables
BNB	11.17	8.24	14
BTC	11.27	7.76	14
ETH	11.17	8.00	14

Cuadro E.3: Pruebas Chow exploratorias sobre modelos HAR en fechas de corte predefinidas.

Activo	Modelo	Fecha corte	F	p-valor	N pre	N post
BTC	HAR_base	2020-03-23	3.737	1.126e-04	423	1738
BTC	HAR_base	2022-11-11	13.415	0.000	1380	781
BTC	HAR_macro	2020-03-23	2.946	1.151e-04	423	1738
BTC	HAR_macro	2022-11-11	8.092	0.000	1380	781
ETH	HAR_base	2020-03-23	2.389	0.011	423	1738
ETH	HAR_base	2022-11-11	9.137	1.108e-13	1380	781
ETH	HAR_macro	2020-03-23	2.377	0.002	423	1738
ETH	HAR_macro	2022-11-11	5.573	2.710e-11	1380	781
BNB	HAR_base	2020-03-23	1.588	0.113	423	1738
BNB	HAR_base	2022-11-11	4.584	5.149e-06	1380	781
BNB	HAR_macro	2020-03-23	1.552	0.080	423	1738
BNB	HAR_macro	2022-11-11	3.005	8.407e-05	1380	781

Las siguientes figuras presentan el test CUSUMSQ para los residuos de los modelos HAR base y HAR macro. El test CUSUMSQ permite evaluar la estabilidad de la varianza residual a lo largo del tiempo: desviaciones sostenidas fuera de las bandas de confianza (al 95 %) indican cambios estructurales no capturados por el modelo. Al comparar las trayectorias CUSUMSQ de los modelos base y macro para BTC, ETH y BNB, se observa que la inclusión de covariables exógenas ayuda a estabilizar los residuos, manteniéndolos más centrados y contenidos dentro de las bandas permitidas. Este comportamiento es coherente con las mejoras en bondad de ajuste y poder predictivo reportadas en el cuerpo principal de la memoria, demostrando empíricamente la solidez estructural del bloque HAR macroeconómico.

Bitcoin (BTC) — Estabilidad temporal de la varianza residual

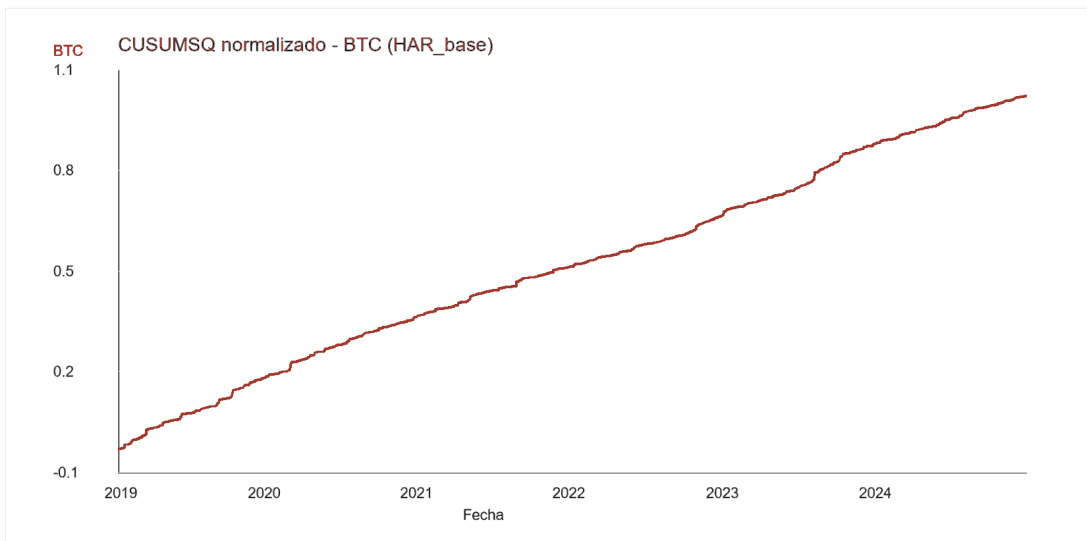


Figura E.1: CUSUMSQ normalizado de residuos para el modelo HAR base (BTC).

Ethereum (ETH) — Estabilidad temporal de la varianza residual

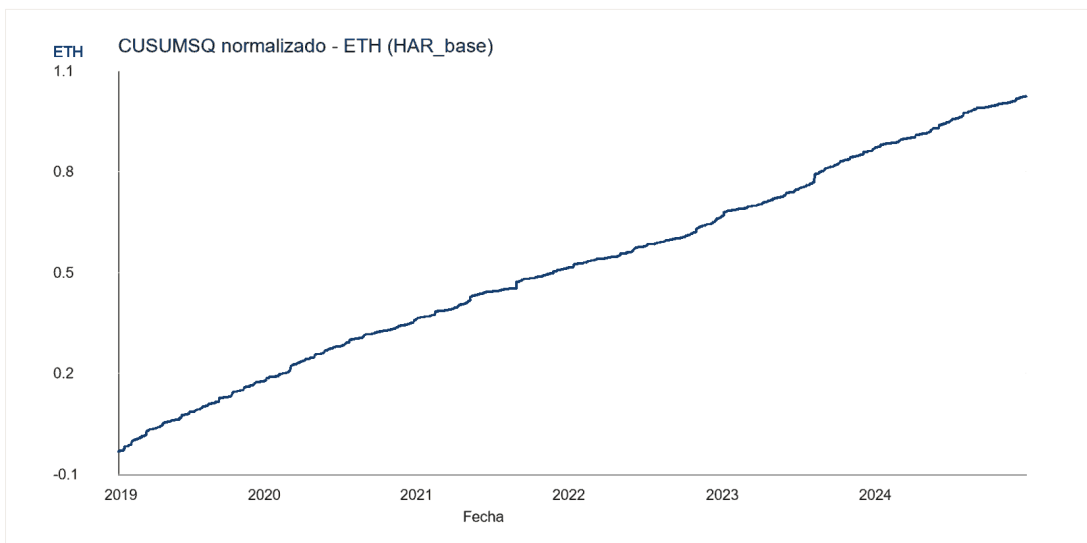


Figura E.2: CUSUMSQ normalizado de residuos para el modelo HAR base (ETH).

Binance Coin (BNB) — Estabilidad temporal de la varianza residual

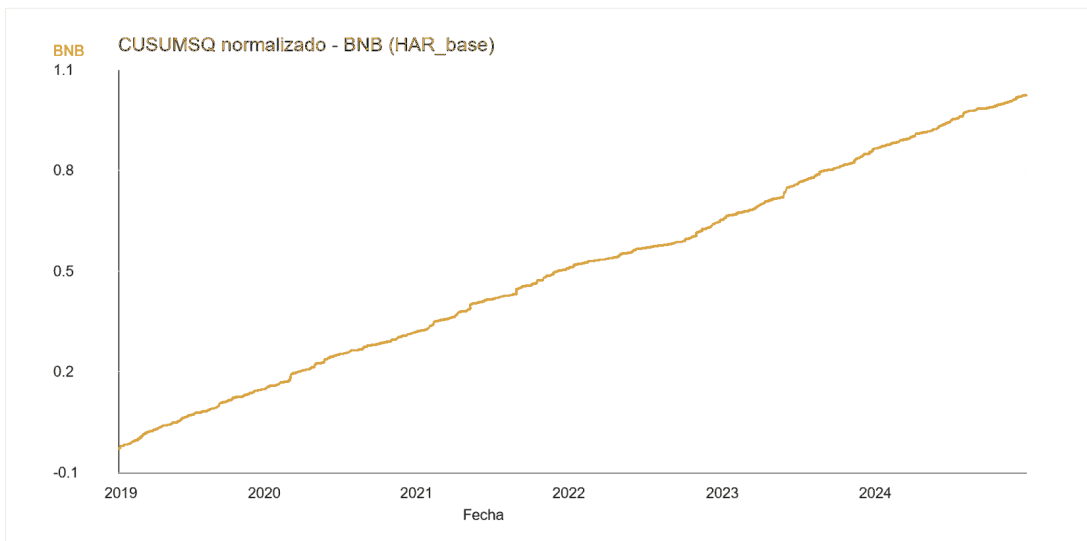


Figura E.3: CUSUMSQ normalizado de residuos para el modelo HAR base (BNB).

Bitcoin (BTC) — Estabilidad temporal con covariables exógenas

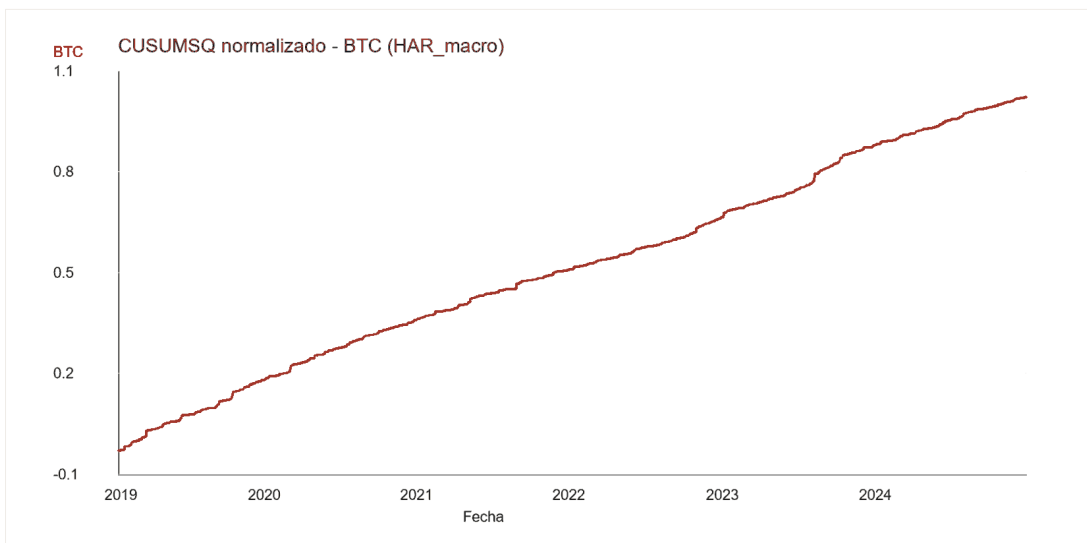


Figura E.4: CUSUMSQ normalizado de residuos para el modelo HAR macro (BTC).

Ethereum (ETH) — Estabilidad temporal con covariables exógenas

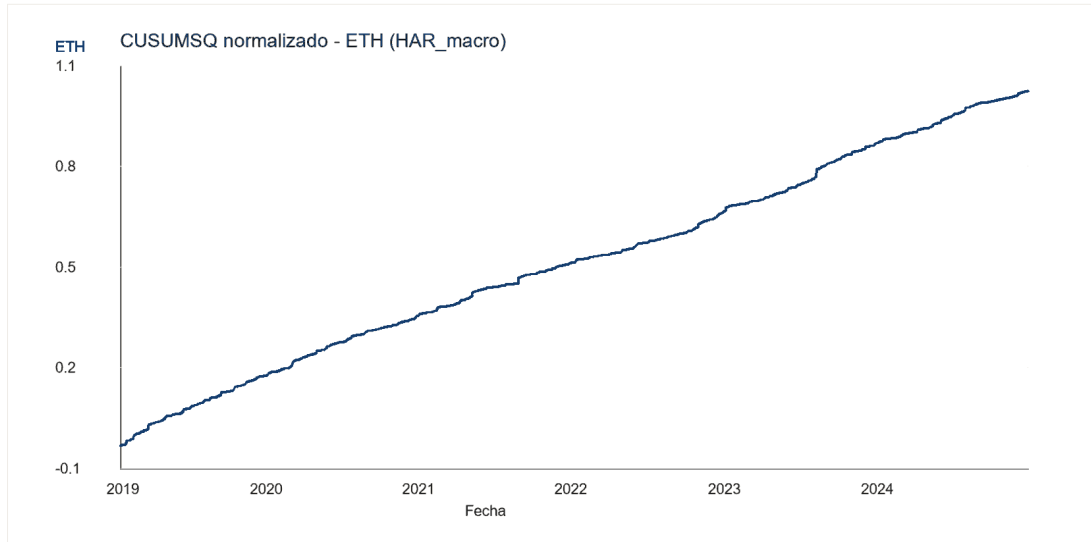


Figura E.5: CUSUMSQ normalizado de residuos para el modelo HAR macro (ETH).

Binance Coin (BNB) — Estabilidad temporal con covariables exógenas

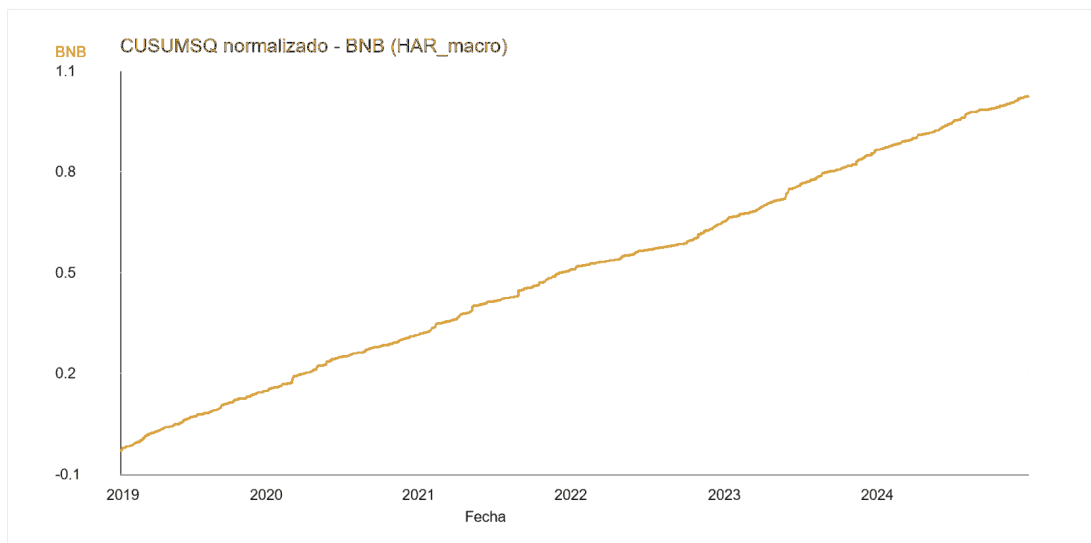


Figura E.6: CUSUMSQ normalizado de residuos para el modelo HAR macro (BNB).

E.2. Event Study completo y ranking de señales

El apéndice específico del Event Study mantiene el detalle visual principal de la grilla final. Como soporte adicional, la figura siguiente resume los casos de mayor magnitud absoluta observados en la grilla consolidada.

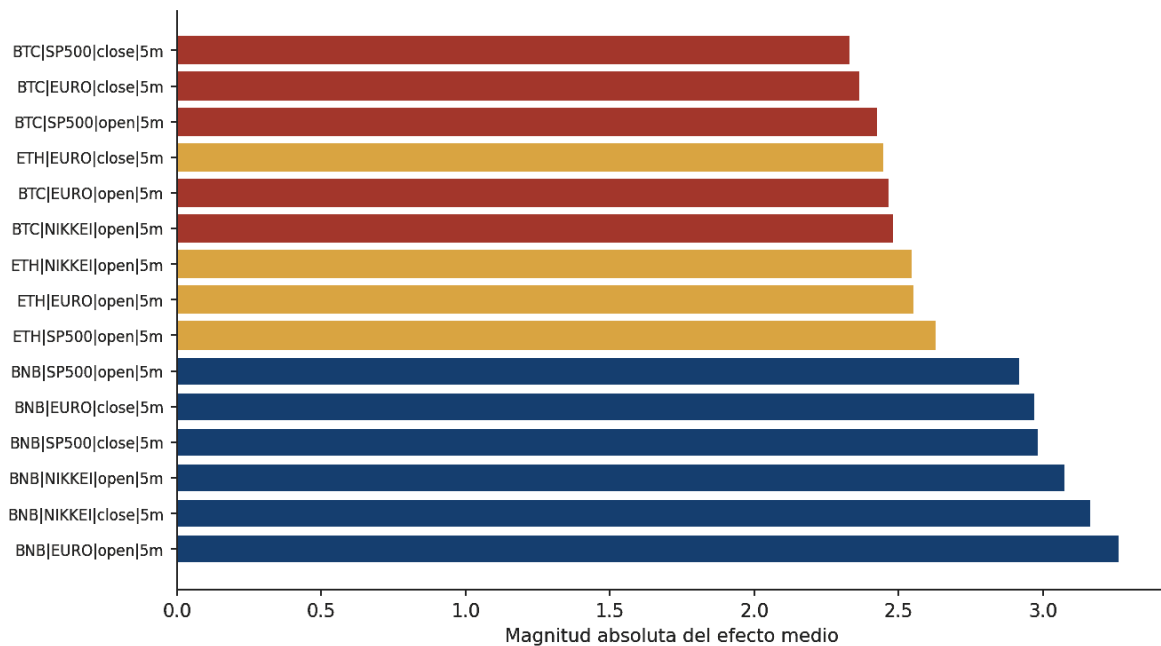


Figura E.7: Casos de mayor magnitud absoluta en la grilla final del Event Study.

E.3. Robustez econométrica complementaria del contraste evento-control

Propósito. Esta sección documenta la batería econométrica complementaria que contrasta la evidencia del Event Study con herramientas tradicionales. Su valor es de robustez y trazabilidad. No reemplaza el Event Study, que se mantiene como prueba principal del bloque intradía, y sus resultados se resumen en la Sección 7.4.2 del cuerpo principal.

Datos utilizados. La batería trabaja sobre los pares evento-control ya contruidos en la etapa intradía y no recalcula la volatilidad realizada desde precios. La diferencia de log-volatilidad entre la ventana de evento y su ventana de control reproduce el contraste oficial con un error numérico máximo del orden de 10^{-15} . La muestra de inferencia corresponde al período de entrenamiento y excluye el horizonte forward.

Unidad de análisis. La unidad es el par evento-control. El universo abarca 154.136 pares válidos distribuidos en 126 combinaciones de tres activos, tres mercados, dos tipos de evento y siete ventanas.

Pruebas aplicadas. Para cada combinación se estiman correlaciones de Pearson y Spearman, pruebas de distribución de Mann-Whitney y de Wilcoxon pareado, y regresiones con variable indicadora de evento con errores robustos HC3 y agrupados por par. Una especificación pooled controlada resume el efecto en un coeficiente comparable. Los p-values se ajustan por Benjamini-Hochberg sobre las familias de 126 combinaciones, con umbral $q < 0,05$.

Resultados extendidos. La clasificación conjunta entrega 69 combinaciones consistentes fuertes, 25 consistentes parciales, 32 no concluyentes y ninguna contradictoria. Pearson resulta significativo en 66 combinaciones y Spearman en 70. Mann-Whitney conserva significancia en 70 combinaciones y Wilcoxon pareado en 93. La regresión agrupada por par es significativa en 93 combinaciones, y la especificación pooled estima $\beta_{\text{EVENT}} = 0,012834$ con $p = 0,00326$ y $R^2 = 0,2343$. El signo del coeficiente coincide con el efecto del Event Study en las 126 combinaciones.

Diagnóstico VIF. El factor de inflación de la varianza alcanza un máximo de 1,718 y un promedio de 1,500. Ningún regresor supera los umbrales convencionales de 5 ni de 10, por lo que no se detecta colinealidad problemática entre los controles.

Diagnósticos residuales. La prueba de Breusch-Pagan no rechaza la homocedasticidad

en ninguno de los 126 modelos simples. La prueba de White no resulta identificable cuando la especificación contiene una sola indicadora, porque su regresión auxiliar pierde rango. Las pruebas de Ljung-Box y ARCH-LM se leen por señal y detectan dependencia serial o agrupamiento de varianza en 33 y 4 combinaciones, respectivamente, lo que refuerza el uso de errores robustos. La prueba de Jarque-Bera rechaza la normalidad del cambio de volatilidad en 111 de 126 casos, lo que justifica preferir las pruebas no paramétricas sobre una lectura puramente gaussiana.

Dictamen sobre Granger. La causalidad de Granger formal no se aplica sobre las indicadores de apertura y cierre. Estos eventos son calendarizados, tienen varianza temporal nula dentro de cada señal y siguen un calendario bursátil con feriados. Forzar una secuencia temporal sobre ellos generaría una alternancia mecánica y no una serie económica con dinámica propia, por lo que el contraste prudente de contenido informativo sigue siendo la comparación contemporánea entre evento y control.

Riesgos de interpretación. El principal riesgo es confundir asociación con causalidad. Otros riesgos son ignorar el emparejamiento entre evento y control, contar pruebas sobre los mismos datos como evidencia independiente y seleccionar solo los resultados favorables. La batería se reporta de forma completa, incluidos los casos no concluyentes, para evitar esas lecturas.

Cierre del anexo. La batería complementaria confirma que los resultados principales del Event Study no son contradichos por pruebas econométricas tradicionales. Como estas pruebas se aplican sobre la misma estructura entre evento y control, no deben sumarse como evidencia independiente ni interpretarse como causalidad. Su valor principal es documentar robustez, consistencia y trazabilidad metodológica.

Cuadro E.4: Detalle de la batería econométrica complementaria sobre el contraste evento-control.

Prueba	Resultado	Lectura correcta	Riesgo si se interpreta mal
Pearson	Significativo en 66 de 126 combinaciones	Asociación lineal exploratoria entre evento y volatilidad	Tomarla como prueba causal o como evidencia independiente
Spearman	Significativo en 70 de 126 combinaciones	Asociación monótona robusta a valores extremos	Suponer que mide la magnitud económica del efecto
Mann-Whitney	Significativo en 70 de 126 combinaciones	Diferencia de distribución entre evento y control sin suponer normalidad	Leerla como diferencia de medias exacta
Wilcoxon pareado	Significativo en 93 de 126 combinaciones	Diferencia entre evento y control aprovechando el emparejamiento	Olvidar que comparte datos con las demás pruebas
Regresión agrupada por par	Significativa en 93 de 126 combinaciones	Cambio de volatilidad asociado al evento con control de dependencia	Interpretar el coeficiente como efecto estructural
Regresión pooled controlada	$\beta_{\text{EVENT}} = 0,012834$, $p = 0,00326$, $R^2 = 0,2343$	Asociación positiva condicionada a controles	Leer el coeficiente como causalidad
VIF	Máximo de 1,718, ninguno sobre 5 ni 10	Ausencia de colinealidad problemática entre controles	Confundir el diagnóstico con prueba del fenómeno

Continúa en la página siguiente.

Continuación del Cuadro E.4.

Prueba	Resultado	Lectura correcta	Riesgo si se interpreta mal
Breusch-Pagan	Sin rechazo en los 126 modelos simples	Homocedasticidad no rechazada en la especificación simple	Concluir homocedasticidad general del panel
White	No identificable con una sola indicadora	La regresión auxiliar pierde rango y no se interpreta	Leer la no identificación como no rechazo
Ljung-Box	Dependencia serial en 33 de 126 señales	Indicio de dependencia que sugiere errores robustos	Tratar el panel apilado como una serie única
ARCH-LM	Agrupamiento de varianza en 4 de 126 señales	Indicio de heterocedasticidad condicional por señal	Generalizar el efecto ARCH a todo el panel
Granger formal	No aplicable a dummies calendarizadas	Se descarta por falta de dinámica temporal propia	Forzarla y leer causalidad espuria

E.4. Validaciones anti-leakage y trazabilidad metodológica

Las validaciones anti-leakage del flujo metodológico se aplicaron en cada etapa del embudo: en la construcción de variables, en la estimación de modelos y en la generación de señales para el período forward. La tabla siguiente registra la correspondencia entre cada etapa del análisis y los módulos computacionales que la respaldan.

Cuadro E.5: Correspondencia entre procesos del flujo computacional y secciones de la memoria.

Descripción Técnica	Resultado principal	Ubicación en Memoria
Creación de dataset base y particiones	In-Sample (2019-2024), OOS (2025)	Metodología / Datos
Diagnósticos y estadísticas preliminares	Tablas ACF, PACF, quiebres ZA y CUSUMSQ	Resultados / Análisis descriptivo preliminar
Grilla final Event Study 25/35 minutos	Heatmap y efectos por ventana	Resultados / Evidencia intradía
Ranking estricto de señales intradía	Top 20 estricto y señales HAR diarias	Resultados / Ranking estricto
Construcción y depuración de Event Features	Conjuntos de datos con variables y selección parsimoniosa	Resultados / HAR con Event Features
Consolidación HAR final	Modelos finales por activo y comparación descriptiva	Resultados / HAR base, macro y síntesis
Evaluación adaptativa	Comparación static vs adaptive	Resultados / Modelos HAR adaptativos
ARIMAX base de retorno por señal intradía	Predicciones de retorno fuera de muestra en 2025	Resultados / Correctores ARIMAX y selectores
Correctores ARIMAX-Ridge y ARIMAX-CSC	MAE fuera de muestra en 2025 y ranking de correctores	Resultados / Correctores ARIMAX y selectores
MCS de correctores ARIMAX	Pool de sobrevivientes con $\alpha = 0,15$	Resultados / Correctores ARIMAX y selectores
Selector_ALL y Selector_MCS	Decisiones diarias y desempeño económico	Resultados / Correctores ARIMAX y selectores
Simulación forward 2026	Trayectorias de capital, drawdown y rankings	Resultados / Simulación forward 2026
Control de consistencia documental	Verificación de figuras, cuadros y referencias cruzadas	Control final del documento

E.5. Series intradía seleccionadas: observado vs. pronóstico en la validación histórica de 2024

A modo de ilustración del bloque intradía, las figuras siguientes muestran la trayectoria de la log-volatilidad de la ventana, observada y pronosticada, para una señal representativa por activo dentro del universo seleccionado mediante el criterio 3de3, en la validación histórica interna de 2024 con respaldo computacional trazable. Su carácter es descriptivo: la selección formal de señales se realiza mediante el Model Confidence Set intradía, no por inspección visual.

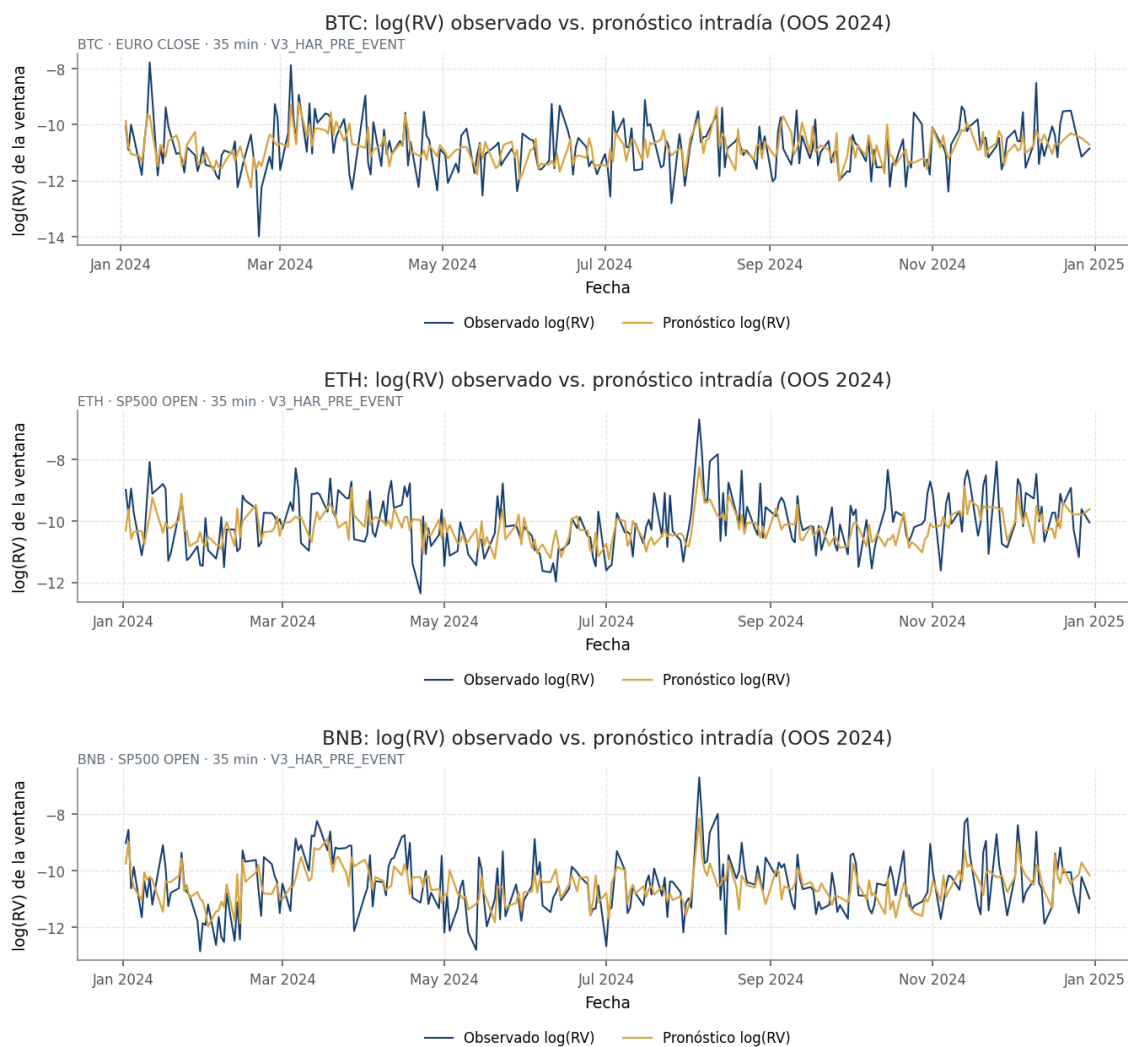


Figura E.8: log(RV) de la ventana, observado vs. pronóstico intradía en la validación histórica de 2024, para una señal representativa por activo (BTC, ETH y BNB) del universo seleccionado mediante el criterio 3de3. Fuente: series intradía seleccionadas.

F. Diccionario de variables y nomenclatura

Este anexo reúne las principales variables y etiquetas utilizadas en la memoria, agrupadas por familia y manteniendo los nombres técnicos tal como aparecen en la implementación.

Datos y series base

activo Criptoactivo analizado: BTC, ETH o BNB (categórica). Segmenta datos, modelos y resultados. No se generaliza a otros criptoactivos.

fecha Día calendario de agregación diaria e indexación temporal (temporal).

timestamp Marca temporal intradía de observación (temporal). Horarios estandarizados a UTC.

precio Precio observado del criptoactivo o índice según fuente (numérica). Base para retornos logarítmicos.

volumen Volumen observado cuando está disponible en la fuente (numérica). Apoyo descriptivo y control de disponibilidad.

retorno logarítmico Diferencia logarítmica entre precios consecutivos (numérica). Base de la RV y de la capitalización exponencial.

retorno índice Retorno de un índice de mercado regulado de referencia (numérica): S&P 500, Euro Stoxx 50 y Nikkei 225.

Variables de volatilidad

RV Volatilidad realizada diaria, suma de retornos intradía al cuadrado (numérica). Construida desde frecuencia de 5 minutos.

$\log(RV_t)$ Transformación logarítmica de la volatilidad realizada diaria (numérica). Variable dependiente de los modelos HAR-RV.

componentes HAR Componente diario y promedios móviles semanal (7 días) y mensual (30 días) de la log-volatilidad (numérica). Capturan persistencia de corto, mediano y mayor horizonte.

Variables intradía y de evento

indicador de apertura/cierre Identifica ventanas alrededor de aperturas o cierres bursátiles (binaria o categórica). No implica causalidad estructural.

región Mercado regulado asociado a la señal horaria (categórica): América, Europa o Asia.

evento Tipo de evento bursátil, apertura o cierre (categórica). Se lee junto con activo, región y horizonte.

horizonte Ventana temporal alrededor del evento (numérica o categórica). Ventanas oficiales de 5 a 35 minutos.

variable exógena Información incorporada a un modelo sin ser la dependiente. Usada en HAR macro, Event Features y ARIMAX, sin implicar causalidad estructural.

señal de volatilidad Predicción o información de volatilidad de modelos HAR-RV diarios o de la selección intradía mediante MCS (numérica). La exógena del ARIMAX de retorno es el

pronóstico intradía seleccionado. No se capitaliza directamente.

pred_log_rv_feature Pronóstico intradía de log-volatilidad seleccionado mediante *Model Confidence Set* (numérica). Variable exógena del ARIMAX de retorno, registrada con este nombre en el conjunto de datos de retorno.

Variables de retorno

señal ARIMAX Predicción de retorno por señal generada por ARIMAX (numérica). Capa de retorno evaluada en rama fija o adaptativa.

corrección Ridge Ajuste regularizado del residual del ARIMAX base (numérica). Corrector de retorno con regularización L2.

señal ARIMAX-CSC Combinador supervisado contextual entre ARIMAX y Ridge (numérica). Corrector predictivo, no aprendizaje por refuerzo.

Variables de evaluación forward

capital simulado Valor acumulado de una estrategia o benchmark en simulación (numérica). Evaluación económica forward con capitalización exponencial.

benchmark caja Referencia sin exposición (numérica). Cash se fija en 1000.00.

benchmark de posición larga permanente Referencia direccional de exposición larga (numérica). No es modelo predictivo.

LONG/SHORT/NEUTRAL Acciones de la extensión long, short y neutral (categórica): posición larga, posición corta sintética y posición neutral.

BUY/SELL/HOLD Acciones de la política buy, sell y hold (categórica). Política offline que no constituye una estrategia rentable.

FQI-Ridge Aproximación lineal de funciones de valor por acción (numérica). Aprendizaje por refuerzo secuencial con posición previa en el estado.

F.1. Glosario de pruebas estadísticas

Las siguientes definiciones resumen las pruebas estadísticas utilizadas en el análisis preliminar y en los diagnósticos de modelos. Su objetivo es facilitar la lectura sin reemplazar las referencias formales de cada contraste.

Jarque-Bera Prueba de normalidad basada en la asimetría y la curtosis de una serie. Un valor alto del estadístico indica que la distribución se aleja de la normal.

ADF (Dickey-Fuller aumentado) Prueba de estacionariedad cuya hipótesis nula es la presencia de raíz unitaria. Rechazarla sugiere que la serie es estacionaria.

KPSS Prueba de estacionariedad complementaria al ADF, con hipótesis nula opuesta (la serie es estacionaria). Se usa junto al ADF porque ambos contrastan la estacionariedad desde ángulos distintos.

Zivot-Andrews Prueba de raíz unitaria que permite un quiebre estructural endógeno, es decir, un cambio de nivel o tendencia en una fecha que la propia prueba identifica.

ACF y PACF Funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial. Describen cuánto se relaciona una observación con sus rezagos y ayudan a identificar la estructura de dependencia

temporal.

Ljung-Box Prueba que evalúa si un conjunto de autocorrelaciones es conjuntamente distinto de cero. Se usa para detectar dependencia serial remanente en los residuales.

ARCH-LM Prueba de heterocedasticidad condicional: detecta si la varianza de los errores cambia en el tiempo en función de errores pasados (efecto ARCH).

VIF (factor de inflación de la varianza) Medida de multicolinealidad. Indica cuánto se infla la varianza de un coeficiente por la correlación entre regresores. Valores altos señalan colinealidad relevante.

Prueba de Chow Contraste de estabilidad de parámetros: evalúa si los coeficientes de un modelo cambian entre dos submuestras separadas por una fecha de corte.

CUSUM de cuadrados Diagnóstico gráfico de estabilidad basado en la suma acumulada de residuales al cuadrado. Las salidas de su banda de confianza señalan inestabilidad en la varianza.

Correlación de Pearson Mide la asociación lineal entre dos variables. En esta memoria se usa como diagnóstico exploratorio, ya que el evento se representa con una variable indicadora.

Correlación de Spearman Mide la asociación monótona usando los rangos de las observaciones, por lo que resulta menos sensible a valores extremos que Pearson.

Mann-Whitney Prueba no paramétrica que compara dos grupos independientes sin suponer normalidad.

Wilcoxon pareado Prueba no paramétrica para datos emparejados, que aprovecha la correspondencia entre cada evento y su control.

Breusch-Pagan Prueba de heterocedasticidad que evalúa si la varianza del error depende de los regresores.

Benjamini-Hochberg Procedimiento que ajusta los p-values al evaluar muchas pruebas a la vez, controlando la proporción esperada de falsos descubrimientos.

G. Modelos de retorno, MCS y evaluación forward

El pronóstico intradía de log-volatilidad seleccionado mediante *Model Confidence Set* se incorpora como variable exógena en un modelo ARIMAX de retorno por señal. La finalidad es evaluar si la señal de volatilidad aporta información adicional al modelamiento de retorno. La rama fija se estima sobre entrenamiento y la rama adaptativa se reestima bajo esquema walk-forward semanal, según la metodología oficial. Para fines exclusivos de trazabilidad computacional, esta etapa de selección corresponde internamente al bloque S07.

Ridge opera como corrector regularizado del residual del ARIMAX base. La regularización L2 permite controlar sensibilidad de estimación cuando existen múltiples señales o covariables. Su función es ajustar la predicción de retorno, no sustituir el diseño de evaluación económica.

ARIMAX-CSC se documenta como combinador supervisado contextual entre ARIMAX y Ridge. Corresponde a un corrector predictivo y no debe interpretarse como aprendizaje por refuerzo.

El Model Confidence Set de retorno compara modelos usando pérdidas AE y SE. Según Metodología, se utiliza $\alpha = 0,15$, 1000 remuestreos, bloques de longitud 5 y semilla fija. QLIKE se usa para volatilidad, no para retorno.

La evaluación forward se organiza como un ranking consolidado de familias metodológicas. La sensibilidad con benchmarks aporta referencias de interpretación. La comparación usa capital inicial 1000.00. Los resultados vigentes documentan:

Cuadro G.1: Cifras vigentes del ranking forward consolidado

Elemento	Capital final	Lectura
Mayor capital forward consolidado	1147.22	Configuración long, short y neutral.
Mejor modelo predictivo base	1093.25	Mejor candidato de la familia predictiva base.
Mejor modelo predictivo base con costos	1092.16	Referencia predictiva con costos.
Mejor selector agregado corregido	998.57	Regla agregada por debajo del capital inicial.
Posición larga permanente de benchmark corregida	1110.78	Benchmark direccional exigente, no modelo predictivo.

La evaluación económica se realiza con retornos logarítmicos y capitalización exponencial.

La interpretación de capital final es investigativa y no constituye recomendación financiera.

El Cuadro G.2 complementa el ranking forward consolidado con el perfil de riesgo, rotación y exposición de las configuraciones y políticas que disponen de esas métricas con trazabilidad completa, bajo la convención final de costos (10 puntos base por cambio de posición).

Cuadro G.2: Sensibilidad económica bajo la convención final de costos (10 puntos base por cambio de posición).

Familia o configuración	Capital c/costos	Drawdown máx.	Turnover	Exposición	Operaciones	Referencia
<i>Configuraciones y políticas con métricas completas (convención 10 pb)</i>						
Mejor configuración long/cash (BTC, S&P 500 apertura 15m)	1048.37	−1,16 %	0.137	14.7 %	14	Regla long/cash
Política supervisada BUY/SELL/HOLD (mediana del universo)	1000.00	0.00	0.00	28.8 %*	0	Política supervisada offline
FQI-Ridge (mediana del universo)	1000.00	0.00	0.00	3.7 %*	0	Política secuencial FQI-Ridge
<i>Referencias (solo capital final trazable; métricas de riesgo no disponibles con igual granularidad)</i>						
CASH	1000.00	n/d	n/d	n/d	n/d	Benchmark operacional
Mejor predictivo base (con costos)	1092.16	n/d	n/d	n/d	n/d	Evaluación predictiva base
Benchmark de posición larga permanente	1110.78	n/d	n/d	n/d	n/d	Benchmark operacional
Mejor selector agregado	998.57	n/d	n/d	n/d	n/d	Selección dinámica
<i>Buy-and-hold</i> (por activo)	674.73–840.05	n/d	n/d	n/d	n/d	Benchmark operacional

* Exposición: participación promedio fuera de la posición neutral. En estas dos políticas las columnas de capital, drawdown, turnover y operaciones corresponden a la trayectoria mediana del universo, cercana a caja, por lo que su granularidad difiere de la configuración individual de la primera fila. *n/d*: la fuente solo entrega capital final trazable para esa referencia, sin métricas de riesgo comparables. Todas las cifras se reportan bajo la convención de 10 puntos base por cambio de posición y provienen de resultados existentes, sin recalculer ningún modelo.

H. Familias de evaluación económica forward

Las variantes direccionales, *long/cash*, de triple barrera, long, short y neutral, y buy, sell y hold forman parte del ranking forward consolidado. Todas se evalúan bajo la misma ventana temporal y la misma convención de capitalización, aunque representan mecanismos de decisión diferentes.

Cuadro H.1: Cifras vigentes de configuraciones direccionales forward

Configuración	Cifra vigente	Lectura
Regla direccional con umbral q0.80, mediana corregida	997.64	Mediana por debajo del capital inicial.
Regla direccional con umbral q0.80, mayor capital	1025.90	Resultado de la familia direccional.
Regla long/cash con gestión dinámica, mediana corregida	992.15	Mediana por debajo del capital inicial.
Configuración con triple barrera, mediana corregida	997.17	Mediana por debajo del capital inicial.
Configuración con triple barrera, mayor capital	1112.06	Resultado del ranking forward consolidado.

La familia long, short y neutral amplía el espacio de decisión hacia posiciones largas, posiciones cortas sintéticas y posiciones neutrales (LONG/SHORT/NEUTRAL). Esta familia evalúa si un espacio direccional más amplio mejora la traducción económica de las señales.

Cuadro H.2: Cifras vigentes de la familia long, short y neutral

Elemento	Capital final	Lectura
Selector LSN calibrado en 2025	1006.83	Regla pre-forward por encima del capital inicial.
Mediana LSN_ALL	994.84	Mediana por debajo del capital inicial.
Mediana LSN_MCS	994.84	Mediana por debajo del capital inicial.
Mayor capital de la familia	1147.22	Mayor capital final del ranking consolidado.

La política buy, sell y hold evalúa una política supervisada offline de compra, venta y mantención (BUY/SELL/HOLD). BUY representa posición larga, SELL posición corta sintética y HOLD caja o no exposición. Sus etiquetas incorporan la posición previa y su configuración se congela antes del período forward.

Cuadro H.3: Cifras vigentes de la política supervisada y FQI-Ridge

Universo	Período	Capital final	Lectura
Supervisada ALL	validación	1000.00	Igual a caja en la mediana.
Supervisada MCS	validación	1000.00	Igual a caja en la mediana.
Supervisada ALL	forward	1000.00	18.43 % de candidatos supera caja.
Supervisada MCS	forward	1000.00	18.20 % de candidatos supera caja.
FQI-Ridge	validación	1000.00	7.23 % de señales supera caja.
FQI-Ridge	forward	1000.00	4.22 % de señales supera caja.

La política buy, sell y hold y FQI-Ridge alcanzan capital mediano igual a caja. El mayor espacio de acciones y el uso de una posición neutral no transforman las señales disponibles en una regla agregada superior a caja. Ninguna de estas familias debe describirse como estrategia rentable. Solo FQI-Ridge corresponde a aprendizaje por refuerzo secuencial.

I. Trazabilidad de salidas computacionales, figuras y cifras

La trazabilidad de salidas computacionales distingue entre evidencia final integrada, documentos de control y salidas computacionales históricas. La redacción oficial se apoya en las salidas corregidas después de la validación de retornos logarítmicos, en las tablas validadas después de las pruebas de robustez y en las figuras finales integradas al cuerpo de Resultados.

Las tablas centrales vigentes incluyen el ranking forward consolidado, la comparativa por familias metodológicas, la política supervisada, FQI-Ridge y los modelos predictivos no seleccionados. Los anexos conservan tablas extendidas de configuraciones direccionales, políticas y trazabilidad, sin duplicar el cuerpo principal.

Cuadro I.1: Cifras vigentes de control para anexos

Elemento	Cifra vigente
Cash	1000.00
Mayor capital forward consolidado	1147.22
Mejor modelo predictivo base	1093.25
Mejor modelo predictivo base con costos	1092.16
Mejor selector agregado corregido	998.57
Posición larga permanente de benchmark corregida	1110.78
Regla direccional q0.80, mediana corregida	997.64
Regla direccional q0.80, mayor capital	1025.90
Regla long/cash con gestión dinámica, mediana corregida	992.15
Configuración con triple barrera, mediana corregida	997.17
Configuración con triple barrera, mayor capital	1112.06
Selector long, short y neutral calibrado en 2025	1006.83
Mediana LSN_ALL de la familia long, short y neutral	994.84
Mediana LSN_MCS de la familia long, short y neutral	994.84
Mayor capital long, short y neutral	1147.22
Política supervisada ALL en validación	1000.00
Política supervisada MCS en validación	1000.00
Política supervisada ALL en forward	1000.00
Política supervisada MCS en forward	1000.00
FQI-Ridge en validación	1000.00
FQI-Ridge en forward	1000.00

Las salidas computacionales antiguas o históricas no deben usarse como evidencia principal. Las cifras descartadas quedan registradas en documentos de control y no deben reintroducirse en anexos oficiales ni en el cuerpo principal.

Referencias

- Admati, A. R., & Pfleiderer, P. (1988). A theory of intraday patterns: Volume and price variability. *The Review of Financial Studies*, 1(1), 3-40. <https://doi.org/10.1093/rfs/1.1.3>
- Andersen, T. G., & Benzoni, L. (2008). *Realized volatility* (Working Paper N.º 2008-14). Federal Reserve Bank of Chicago. <https://www.chicagofed.org/publications/working-papers/2008/wp-14>
- Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X., & Labys, P. (2003). Modeling and forecasting realized volatility. *Econometrica*, 71(2), 579-625. <https://doi.org/10.1111/1468-0262.00418>
- Barndorff-Nielsen, O. E., & Shephard, N. (2002). Econometric analysis of realised volatility and its use in estimating stochastic volatility models. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 64(2), 253-280. <https://doi.org/10.1111/1467-9868.00336>
- Benjamini, Y., & Hochberg, Y. (1995). Controlling the false discovery rate: A practical and powerful approach to multiple testing. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 57(1), 289-300. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1995.tb02031.x>
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Bouri, E., Molnár, P., Azzi, G., Roubaud, D., & Hagfors, L. I. (2017). On the hedge and safe haven properties of Bitcoin: Is it really more than a diversifier? *Finance Research Letters*, 20, 192-198. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2016.09.025>
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: Forecasting and control* (5.^a ed.). Wiley.

- Corsi, F. (2009). A simple approximate long-memory model of realized volatility. *Journal of Financial Econometrics*, 7(2), 174-196. <https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbp001>
- Daglis, T., Konstantakis, K. N., Lazarou, G., Michaelides, P. G., & Stamos, D. L. (2025). Crypto vs. Wall Street: Decoding the effect of Bitcoin halving. *Finance Research Letters*, 86, 108569. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2025.108569>
- Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting*, 28(1), 57-66. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.02.006>
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>
- Engle, R. F., Ito, T., & Lin, W.-L. (1990). Meteor showers or heat waves? Heteroskedastic intra-daily volatility in the foreign exchange market. *Econometrica*, 58(3), 525-542. <https://doi.org/10.2307/2938189>
- Esparcia, C., & López, R. (2024). Performance of crypto-Forex portfolios based on intraday data. *Research in International Business and Finance*, 69, 102217. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2024.102217>
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417. <https://doi.org/10.2307/2325486>
- Gu, W., Li, J., & Sun, X. (2025). Quantile spillover effect among cryptocurrency and financial markets in regulated environment. *Finance Research Letters*, 86, 108630. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2025.108630>
- Hansen, P. R., Lunde, A., & Nason, J. M. (2011). The model confidence set. *Econometrica*, 79(2), 453-497. <https://doi.org/10.3982/ECTA5771>

- Hasbrouck, J. (2007). *Empirical market microstructure: The institutions, economics, and econometrics of securities trading*. Oxford University Press.
- Hoerl, A. E., & Kennard, R. W. (1970). Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems. *Technometrics*, 12(1), 55-67. <https://doi.org/10.1080/00401706.1970.10488634>
- Jiménez, I., Mora-Valencia, A., & Perote, J. (2024). Bitcoin halving and the integration of cryptocurrency and forex markets: An analysis of the higher-order moment spillovers. *International Review of Economics & Finance*, 92, 302-315. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2024.02.022>
- Levine, R. (2005). Finance and growth: Theory and evidence. En P. Aghion & S. N. Durlauf (Eds.), *Handbook of economic growth* (pp. 865-934, Vol. 1A). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S1574-0684\(05\)01012-9](https://doi.org/10.1016/S1574-0684(05)01012-9)
- Liu, L. Y., Patton, A. J., & Sheppard, K. (2015). Does anything beat 5-minute RV? A comparison of realized measures across multiple asset classes. *Journal of Econometrics*, 187(1), 293-311. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2015.02.008>
- Mann, H. B., & Whitney, D. R. (1947). On a test of whether one of two random variables is stochastically larger than the other. *The Annals of Mathematical Statistics*, 18(1), 50-60. <https://doi.org/10.1214/aoms/1177730491>
- Mishkin, F. S. (2008). *Moneda, banca y mercados financieros* (8.^a ed.). Pearson Educación.
- Müller, U. A., Dacorogna, M. M., Davé, R. D., Olsen, R. B., Pictet, O. V., & von Weizsäcker, J. E. (1997). Volatilities of different time resolutions—Analyzing the dynamics of market components. *Journal of Empirical Finance*, 4(2-3), 213-239. [https://doi.org/10.1016/S0927-5398\(97\)00007-8](https://doi.org/10.1016/S0927-5398(97)00007-8)
- Narayanan, A., Bonneau, J., Felten, E., Miller, A., & Goldfeder, S. (2016). *Bitcoin and cryptocurrency technologies: A comprehensive introduction*. Princeton University Press.

- Patton, A. J. (2011). Volatility forecast comparison using imperfect volatility proxies. *Journal of Econometrics*, 160(1), 246-256. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2010.03.034>
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (1998). *Reinforcement learning: An introduction*. MIT Press.
- Yermack, D. (2015). Is Bitcoin a real currency? An economic appraisal. En D. L. K. Chuen (Ed.), *Handbook of digital currency* (pp. 31-43). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-802117-0.00002-3>