



MÁSTER UNIVERSITARIO EN TECNOLOGÍAS FINANCIERAS

TRABAJO FIN DE MÁSTER

Algoritmos que reaccionan a ráfagas de liquidez

Autor: Carlos Montenegro García

Director: Miguel Zaballa Pardo

Madrid

Julio de 2026



UNIVERSIDAD PONTIFICIA COMILLAS
ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA (ICAI)
MÁSTER UNIVERSITARIO EN TECNOLOGÍAS FINANCIERAS

Declaración de originalidad

Declaro bajo mi responsabilidad que el Proyecto presentado con el título **Algoritmos que reaccionan a ráfagas de liquidez** en la ETS de Ingeniería – ICAI de la Universidad Pontificia Comillas en el curso académico 2025/2026 es de mi autoría y no ha sido presentado con anterioridad a otros efectos. El Proyecto no es plagio de otro, ni total ni parcialmente y la información que ha sido tomada de otros documentos está debidamente referenciada.

Uso de Inteligencia Artificial¹

Declaro bajo mi responsabilidad que (indicar la opción correcta):

☐ No he utilizado Inteligencia Artificial en la elaboración del presente documento.

☒ He utilizado Inteligencia Artificial en la elaboración del presente documento y/o del Anexo B siempre en las condiciones permitidas por la Universidad Pontificia Comillas, es decir, aplicando el Nivel 2 de la [Escala de Evaluación de Perkins et al. \(2024\)](#): *“La IA puede utilizarse para actividades previas a la tarea, como la lluvia de ideas, la descripción y la investigación inicial. Este nivel se centra en el uso de la IA para la planificación, las síntesis y la generación de ideas, pero las evaluaciones deben hacer hincapié en la capacidad de desarrollar y refinar estas ideas de forma independiente”*. En concreto, las Inteligencia Artificial ha sido empleada para:

Se ha empleado inteligencia artificial como herramienta de apoyo en etapas previas al trabajo, principalmente para la planificación inicial, la organización de ideas, la revisión lingüística del texto y la resolución de dudas puntuales sobre conceptos de programación en Python. Se uso ha sido para apoyar la comprensión general de ciertos conceptos y para mejorar la claridad expositiva del documento.



Firmado (alumno): Carlos Montenegro García

Fecha: 07/07/2026

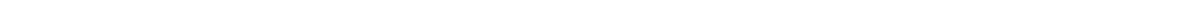
Autorización para la entrega del Proyecto

¹ Esta declaración se refiere al uso de la Inteligencia Artificial generativa para realizar los documentos del Proyecto (Anexo B y Memoria). No aplica a Proyectos donde, por su naturaleza, deban emplear inteligencia artificial como parte de los mismos (aplicación de técnicas de aprendizaje automático, redes neuronales, análisis de datos...)

El Director del Proyecto	El co-Director del Proyecto (si aplica)
	
Fdo: Miguel Zaballa Pardo	Fdo:
Fecha: 07/07/2026	Fecha:



UNIVERSIDAD PONTIFICIA COMILLAS
ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA (ICAI)
MÁSTER UNIVERSITARIO EN TECNOLOGÍAS FINANCIERAS





MÁSTER UNIVERSITARIO EN TECNOLOGÍAS FINANCIERAS

TRABAJO FIN DE MÁSTER

Algoritmos que reaccionan a ráfagas de liquidez

Autor: Carlos Montenegro García

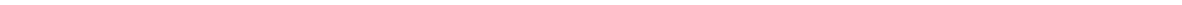
Director: Miguel Zaballa Pardo

Madrid

Julio de 2026



UNIVERSIDAD PONTIFICIA COMILLAS
ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA (ICAI)
MÁSTER UNIVERSITARIO EN TECNOLOGÍAS FINANCIERAS

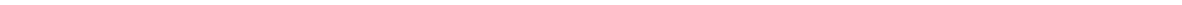


Agradecimientos

Me gustaría aprovechar esta sección para dar las gracias a todos los profesores que me han acompañado durante mi estancia en la universidad, así como a las personas de mi círculo cercano, por todo el apoyo que me han brindado en este proceso. En especial, a mi padre que, allá donde esté, el mérito siempre será de los dos.



UNIVERSIDAD PONTIFICIA COMILLAS
ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA (ICAI)
MÁSTER UNIVERSITARIO EN TECNOLOGÍAS FINANCIERAS



Índice de la memoria

Capítulo 1. Introducción	2
1.1 Contexto y motivación	2
1.2 Estado del arte	3
1.3 Variables y señales utilizadas.....	4
Capítulo 2. Metodología	7
Capítulo 3. Resultados y discusión.....	10
3.1 Muestras analizadas	10
3.2 Comportamiento del mercado observado.....	11
3.3 Señales generadas.....	13
3.4 Cotización, ejecución e inventario	15
3.5 Resultados económicos y selección adversa	17
Capítulo 4. Conclusiones.....	20
Capítulo 5. Bibliografía.....	22
ANEXO I	23

RESUMEN DEL PROYECTO

En este trabajo se desarrolla una herramienta experimental para analizar estrategias de *market making* adaptativo sobre mercados de predicción de Polymarket. La idea central es comparar una estrategia fija, que sirve como referencia, con otras estrategias adaptativas que sí pueden modificar sus precios cuando lo que está ocurriendo en el libro de órdenes permite la identificación de señales de presión del mercado. Para ello, se capturan *snapshots* reales del CLOB de Polymarket y se construyen variables como el *midprice*, el *spread*, la profundidad visible, el *imbalance* o el *drift* del precio central. A partir de estas variables se generan señales de presión del flujo, incluyendo una señal direccional, una aproximación tipo VPIN y una señal bayesiana adaptativa.

Todas las estrategias compiten en un entorno de *backtesting* común, de forma que todas operan sobre la misma secuencia de mercado. La comparación se hace en función del P&L, el inventario acumulado, la probabilidad de ejecución, el *spread* cotizado y la selección adversa ex-post. Los resultados muestran que las estrategias adaptativas tienden a mejorar la conducta de la estrategia fija, siendo la estrategia Bayes adaptativa la que logra el mejor equilibrio entre rentabilidad y exposición en las muestras analizadas. Sin embargo, el análisis también muestra que una complejidad mayor no necesariamente se traduce en un mejor desempeño y que, por lo tanto, la evaluación debe tomar en cuenta la rentabilidad, el inventario y la calidad de la ejecución en conjunto.

Palabras clave: *market making*, Polymarket, mercados de predicción, libro de órdenes, CLOB, VPIN, selección adversa, inventario, *backtesting* y P&L.

Capítulo 1. INTRODUCCIÓN

1.1 CONTEXTO Y MOTIVACIÓN

La liquidez es uno de los pilares centrales del funcionamiento de los mercados financieros. Un mercado líquido permite a sus participantes comprar o vender activos con menor impacto sobre el precio, lo que reduce los costes de transacción y facilita la formación eficiente de los precios. Los *market makers* tienen un papel relevante en este proceso, ya que publican simultáneamente precios de compra y venta con el objetivo de dar liquidez al mercado.

Pero esta actividad conlleva correr diferentes riesgos. El primero es el riesgo de inventario, que se genera cuando la estrategia acumula una posición neta importante y queda expuesta a movimientos posteriores en el precio. La segunda es la selección adversa, que ocurre cuando las órdenes que recibe provienen de participantes con mejor información o cuando el mercado se mueve en contra de la posición que tomó el proveedor de liquidez. Los precios de compra y venta y la relación que establecen los participantes con distinta información han sido estudiada en la literatura de microestructura de mercado (GLOS85). La teoría de microestructura permite también analizar cómo influyen en la formación de precios las reglas de negociación, la información disponible y la estructura del libro (OHAR95).

En este trabajo, se hace el análisis en los mercados de predicción de Polymarket. En esos mercados, los precios pueden verse como un aproximado de la probabilidad que el mercado le asigna a un evento futuro. Los mercados de predicción han sido estudiados como mecanismos que pueden agregar expectativas dispersas entre los participantes (WOLF04). En el caso de Polymarket, la negociación se organiza mediante un CLOB, lo cual permite observar variables como el mejor precio de compra, el mejor precio de venta, el spread, la profundidad visible y el desequilibrio entre los dos lados del libro (POLY26).

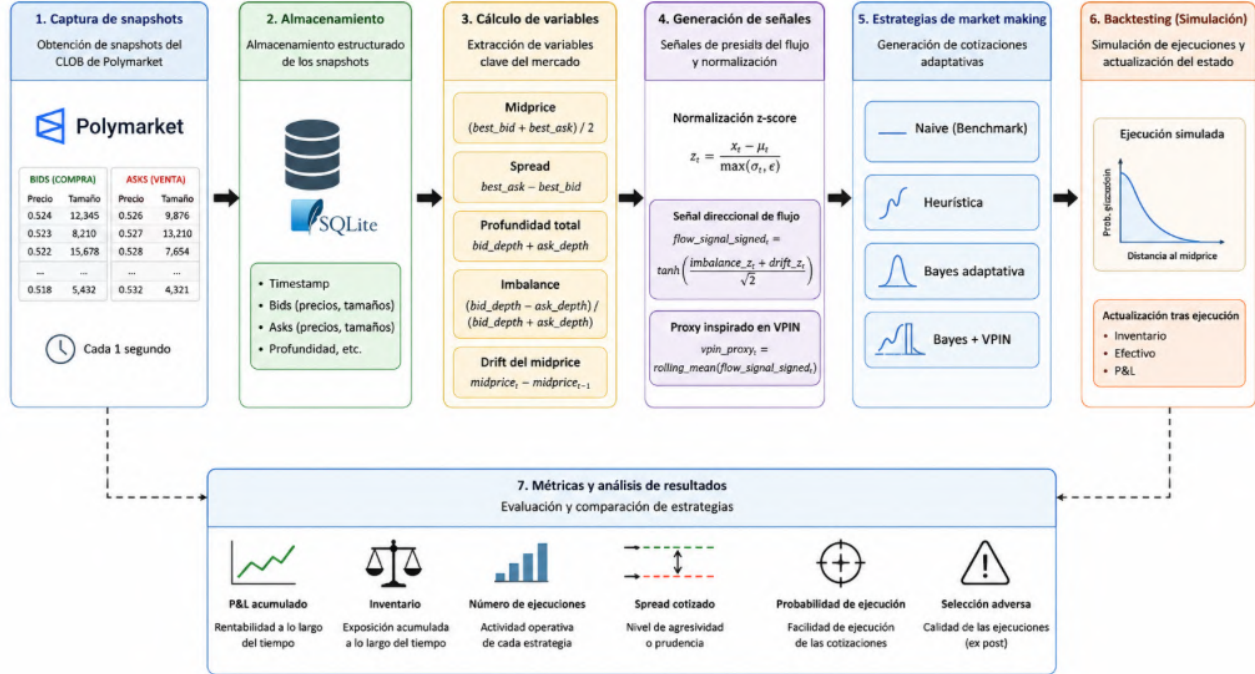


Figura 1. Esquema general del sistema desarrollado

1.2 ESTADO DEL ARTE

Los modelos tradicionales de *market making* analizan cómo un proveedor de liquidez debe ajustar sus cotizaciones considerando el riesgo de inventario y la incertidumbre sobre el precio. Una referencia de trabajo en este campo es el modelo de Avellaneda y Stoikov que plantea una estrategia de cotización óptima en un libro de órdenes límite considerando la posición acumulada y la dinámica del precio (AVEL08). Esta visión es importante para el desarrollo del trabajo, porque indica que el *spread* no debe verse sólo como una distancia fija sino como algo que puede ajustarse en función del riesgo que asume la estrategia.

Otro gran bloque de literatura se refiere al análisis del flujo de órdenes y su posible toxicidad. La noción de flujo tóxico se vincula con escenarios en los que existe una mayor probabilidad de que el proveedor de liquidez actúe contra los participantes mejor informados o cuando el mercado se mueve de manera adversa. La métrica VPIN ha sido propuesta como una forma de aproximar la toxicidad del flujo en mercados de alta frecuencia (EASL12). En

el presente trabajo no se replica VPIN de manera exacta debido a la falta de datos transaccionales completos, sino que se construye un *proxy* ajustado a la información observable en los *snapshots* del CLOB.

También se han empleado modelos de duración y procesos de Hawkes para estudiar los procesos de llegada de órdenes y la actividad irregular del mercado. Los modelos ACD permiten analizar la llegada irregular de eventos financieros (ENRU98). Los procesos de Hawkes, por su parte, permiten representar dinámicas de autoexcitación, donde la llegada de eventos aumenta temporalmente la probabilidad de que se produzcan nuevos eventos posteriores (BACR15). Este trabajo no incluye la implementación de un proceso Hawkes completo, pero las ideas que se presentan aquí sirven de base conceptual para justificar el uso de señales que incluyen información reciente del libro.

A partir de estas líneas de investigación, el proyecto plantea una aproximación práctica: construir una herramienta de análisis y *backtesting* que permita comparar estrategias fijas y adaptativas sobre datos reales de Polymarket. Lo que realmente se aporta no es la ejecución de órdenes reales, sino analizar si el uso de señales que se obtienen del libro de órdenes puede mejorar la relación entre rentabilidad, ejecución e inventario frente a una estrategia de *spread* fijo.

1.3 VARIABLES Y SEÑALES UTILIZADAS

Para convertir en información útil para las estrategias los *snapshots* del libro, se calculan varias variables de mercado. El *midprice* es el punto intermedio entre el mejor precio de compra y el mejor precio de venta:

$$midprice_t = \frac{best_bid_t + best_ask_t}{2}$$

Ecuación 1. Midprice del libro

El *spread* real observado se calcula como la diferencia entre el mejor precio de venta y el mejor precio de compra:

$$spread_t = best_ask_t - best_bid_t$$

Ecuación 2. Spread real de mercado

La profundidad total visible se aproxima a la liquidez observable en el libro:

$$total_depth = bid_depth + ask_depth$$

Ecuación 3. Profundidad visible total del libro

El *imbalance* mide el desbalance relativo entre profundidad de compra y venta:

$$imbalance = \frac{bid_depth - ask_depth}{bid_depth + ask_depth}$$

Ecuación 4. Imbalance del libro de órdenes

También se calcula el *drift* del *midprice* para recoger los cambios recientes en el precio medio:

$$drift_t = midprice_t - midprice_{t-1}$$

Ecuación 5. Variación del midprice del libro de órdenes

Esta normalización permite hacer comparaciones entre cambios de distinta escala y detectar episodios en los que la presión observada se aleja de su comportamiento habitual:

$$z_t = \frac{x_t - \mu_t}{\max(\sigma_t, \epsilon)}$$

Ecuación 6. Z-score móvil con protección numérica

Donde x_t representa los datos de la variable del mercado analizada, μ_t su media móvil y σ_t su desviación típica. No obstante, esta ecuación se emplea con ciertos matices, pues para evitar obtener valores extremos cuando la volatilidad es muy pequeña, se añade una protección ϵ , una constante con valor de fijo de 10^{-4} . El objetivo de introducir este valor es evitar que el modelo genere señales artificialmente extremas cuando el mercado está prácticamente plano.

Finalmente, se construye una señal direccional de flujo combinando la variación normalizada del *imbalance* con el *drift*:

$$flow_signal_signed_t = \tanh\left(\frac{imbalance_change_z_t + drift_z_t}{\sqrt{2}}\right)$$

Ecuación 7. Señal direccional de flujo acotada

A partir de esta señal, se calcula un *proxy* basado en el VPIN mediante una media móvil (EASL12), para capturar desequilibrios más persistentes:

$$vpin_proxy_t = rolling_mean(flow_signal_signed_t)$$

Ecuación 8. Proxy direccional inspirado en VPIN

Variable	Descripción
Midprice	Precio medio entre <i>best_bid</i> y <i>best_ask</i> .
Spread	Diferencia entre <i>best_ask</i> y <i>best_bid</i> .
Bid_depth	Profundidad visible del lado comprador.
Ask_depth	Profundidad visible en el lado vendedor.
Total_depth	Suma de la profundidad compradora y vendedora.
Imbalance	Desequilibrio relativo entre la profundidad compradora y vendedora.
Drift	Variación del <i>midprice</i> entre dos <i>snapshots</i> consecutivos
Flow_signal_signed	Señal direccional del flujo.
Vpin_proxy	Aproximación suavizada de desequilibrio persistente

Tabla 1. Variables principales del modelo

Capítulo 2. METODOLOGÍA

La forma de trabajar se centra en crear un entorno de *backtesting* común para poder comparar distintas estrategias de *market making*. Primero se toman *snapshots* reales del CLOB de Polymarket y se guardan en una base de datos local. Después, se calculan las señales de presión del flujo y las variables de mercado. Por último, las estrategias generan cotizaciones de compra y venta sobre una misma secuencia de datos, lo que permite comparar sus resultados en condiciones homogéneas.

Se analizaron cuatro estrategias. La estrategia naive sirve de referencia y cotiza simétricamente alrededor del *midprice*, con un *spread* fijo:

$$bid_t = midprice_t - \frac{spread_fijo}{2}$$

Ecuación 9. Cotización de compra de la estrategia naive

$$ask_t = midprice_t + \frac{spread_fijo}{2}$$

Ecuación 10. Cotización de venta de la estrategia naive

La regla heurística ajusta sus cotizaciones a partir de una señal agregada de presión:

$$signal_t = \frac{flow_signal_signed_t + vpin_signal_signed_t}{2}$$

Ecuación 11. Señal agregada de la estrategia heurística

La estrategia Bayes adaptativa va actualizando una señal interna de presión, con cierta memoria del comportamiento reciente del libro:

$$bayes_signed_t = f(bayes_signed_{t-1}, flow_signal_signed_t)$$

Ecuación 12. Actualización simplificada de la señal bayesiana

Por último, la estrategia Bayes + VPIN combina la señal bayesiana con el *proxy* que se inspira en VPIN:

$$hybrid_signal_t = \frac{bayes_signed_t + vpin_signal_signed_t}{2}$$

Ecuación 13. Señal híbrida Bayes-VPIN

Cada estrategia tiene un precio de compra y otro de venta que giran en torno a un centro de cotización. El *spread* que cotiza se va ajustando en función de la lógica de cada estrategia:

$$bid_t = centro_cotización_t - \frac{spread_cotizado_t}{2}$$

Ecuación 14. Cotización de compra del modelo general

$$ask_t = centro_cotización_t + \frac{spread_cotizado_t}{2}$$

Ecuación 15. Cotización de venta del modelo general

La ejecución se simula con una probabilidad decreciente con la distancia de la cotización al *midprice*. De este modo, las órdenes más cercanas al precio central tienen más probabilidades de ser ejecutadas, mientras que las cotizaciones más alejadas sirven de defensa frente al riesgo, pero reducen la actividad operativa.

Con cada ejecución simulada actualizamos el inventario, el efectivo y el P&L:

$$inventario_t = inventario_{t-1} + q_t$$

Ecuación 16. Actualización del inventario

$$efectivo_t = efectivo_{t-1} - q_t * precio_t$$

Ecuación 17. Actualización del efectivo

Donde q_t es la cantidad ejecutada. Su signo depende del lado de la transacción. El resultado económico se calcula mediante una valoración *mark-to-market* con el *midprice*:

$$P\&L_t = efectivo_t + inventario_t * midprice_t$$

Ecuación 18. P&L mark-to-market de la estrategia

Estrategia	Descripción
Naive	Cotiza con un <i>spread</i> fijo calibrado a partir de la mediana del precio del mercado observado.
Heurística	Ajusta sus precios de compra y venta en función de señales de presión de flujo.
Bayes adaptativa	Actualiza de forma progresiva la presión del flujo, incorporando cierta memoria sobre el comportamiento reciente del libro para ir ajustando el <i>spread</i> y sus cotizaciones.
Bayes + VPIN	Estrategia híbrida que incorpora tanto la señal bayesiana como un <i>proxy</i> inspirado en VPIN, lo que le permite reaccionar tanto a cambios en el flujo como a desequilibrios persistentes en el CLOB.

Tabla 2. Estrategias implementadas

Para entender, además, cuáles serán las métricas que permitirán evaluar el comportamiento de cada una de las estrategias, se adjunta una tabla a modo resumen con cada una de las variables calculadas.

Métrica	Utilidad
P&L final	Permite valorar el rendimiento económico de cada estrategia al final de la simulación.
Inventario medio	Muestra la acumulación media de inventario de cada modelo, durante el periodo analizado.
Inventario final	Indica el nivel de exposición neto acumulado por cada estrategia al final del <i>backtest</i> .
Número de ejecuciones	Refleja la actividad de cada modelo, y la frecuencia con la que llegan a ejecutarse sus operaciones.
<i>Spread</i> cotizado medio	Permite evaluar si las estrategias son más agresivas o defensivas, en base a si sus cotizaciones están más cercanas o alejadas.
Probabilidad media de ejecución	Estima la facilidad con la que los precios generados por cada estrategia podrían llegar a ejecutarse.
Selección adversa ex post	Mide la proporción de operaciones que, observada la evolución posterior del <i>midprice</i> , se vieron expuestas a un movimiento desfavorable.

Tabla 3. Métricas calculadas

Capítulo 3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1 MUESTRAS ANALIZADAS

Se escogen dos muestras principales de Polymarket para evaluar las estrategias. La primera tiene que ver con la convocatoria de elecciones anticipadas en España antes del 30 de junio de 2026, que sería una decisión del mercado. Esta muestra un *spread* estrecho, una profundidad relativamente estable y cambios frecuentes del *midprice*, aunque de pequeña magnitud.

La segunda apuesta es sobre el mercado de si USDC llegará a tener el 50% de la capitalización de USDT antes del 31 de diciembre de 2026. En este caso, el libro muestra un *spread* real mucho más amplio, menor liquidez visible y señales más irregulares. Con la selección de ambas muestras se pueden comparar las estrategias en dos escenarios distintos: uno más estable y estrecho, y otro más disperso y menos favorable.

Muestra	Mercado	Outcome	Nº snapshots	Cambios midprice	Spread medio	Profundidad media	Imbalance medio	Volumen	Liquidez
M1	Spain snap election called by June 30, 2026?	Yes	1500	203	0,0082	3.894,85	0,6701	84.176,97	13.066,04
M2	Will USDC hit 50% of USDT market cap by December 31, 2026?	Yes	1500	76	0,4385	2.002,91	-0,6357	101.442,98	260,23

Tabla 4. Muestras seleccionadas para análisis

Muestra	Mercado	Token_id
M1	Spain snap election called by June 30, 2026?	22727676348515372003751667928661129938953357934816532759741382381194930135311
M2	Will USDC hit 50% of USDT market cap by December 31, 2026?	92063509161371023588356720867210063473058158748167650409901048666263049686317

Tabla 5. Token_id Muestras seleccionadas

3.2 COMPORTAMIENTO DEL MERCADO OBSERVADO

En la primera muestra, el *midprice* permanece dentro de un rango estrecho durante la mayor parte del periodo analizado. Aunque son pequeñas las variaciones, aparecen con suficiente frecuencia como para producir señales útiles al modelo.

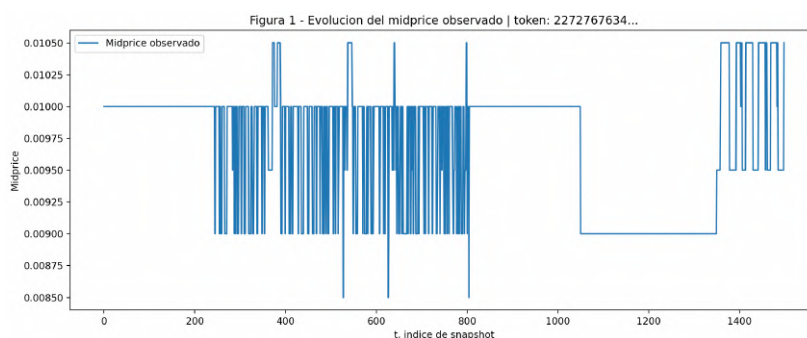


Figura 2. Evolución del midprice de la muestra 1

En la segunda muestra el *midprice* presenta una evolución menos continua. En varios tramos la serie se mantiene estable, aunque en ciertos momentos se producen saltos de mayor magnitud. Esto refleja un mercado con reajustes más bruscos y menos uniforme dinámica.

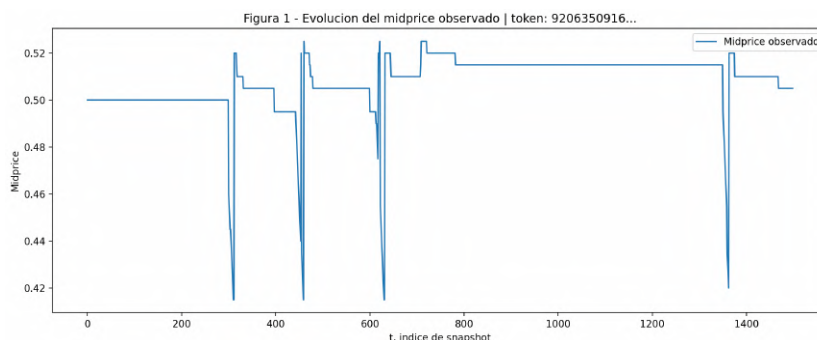


Figura 3. Evolución del midprice de la muestra 2

La diferencia entre ambas muestras se observa con claridad en el *spread* real. El mercado de elecciones anticipadas tiene un *spread* reducido y relativamente estable, mientras que el mercado USDC/USDT tiene una separación mucho mayor entre el mejor precio de compra y el mejor precio de venta. Esta diferencia influye directamente en la probabilidad de ejecución y en la manera en la que las estrategias ajustan sus cotizaciones.



Figura 4. Evolución del spread real de la muestra 1

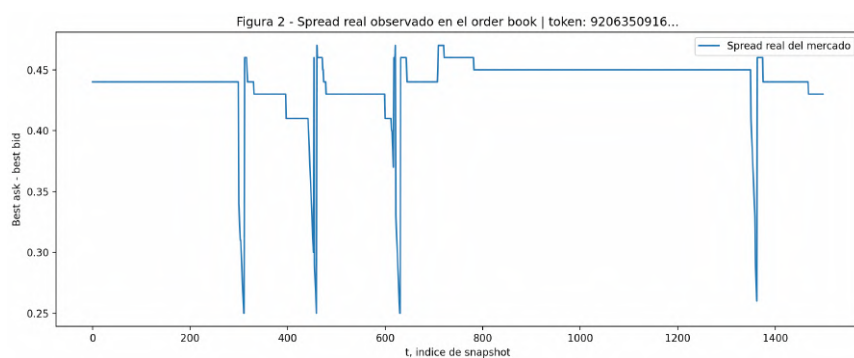


Figura 5. Evolución del spread real de la muestra 2

El *imbalance* también muestra conductas diferentes. Los valores en la primera muestra son mayoritariamente positivos, lo que refleja una profundidad relativa mayor en el lado comprador. En la segunda, el desequilibrio se ubica mayormente en terreno negativo, lo que refleja una mayor presión relativa del lado vendedor.

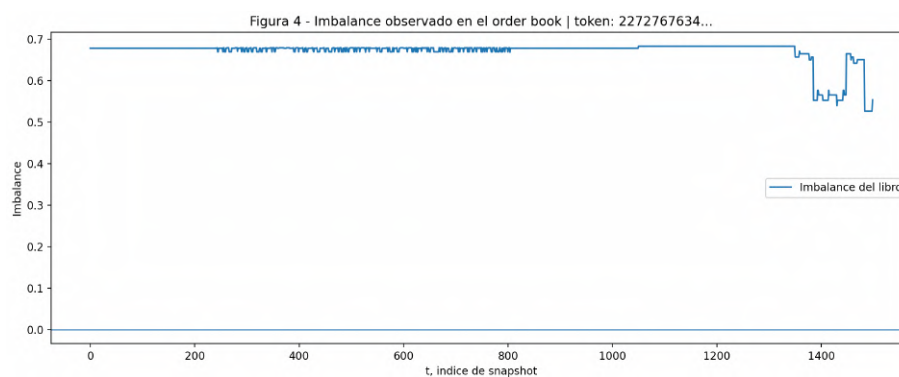


Figura 6. Evolución del imbalance en el libro de órdenes de la muestra 1

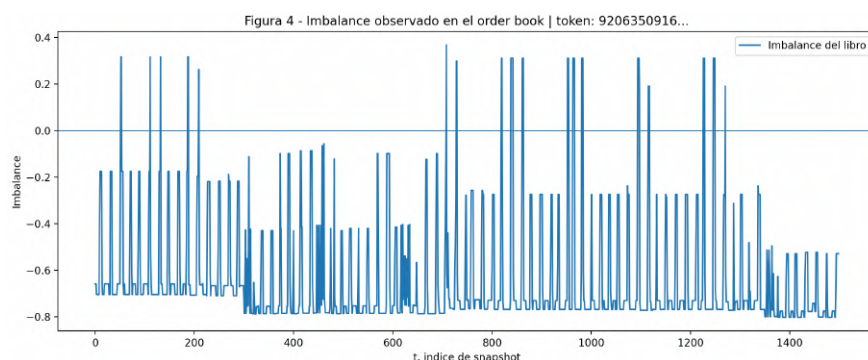


Figura 7. Evolución del imbalance en el libro de órdenes de la muestra 2

3.3 SEÑALES GENERADAS

A partir de las variables del libro se calculan señales de presión normalizadas. En la primera muestra la señal combinada tiende a permanecer en valores positivos durante buena parte de la serie, coherente con el predominio de profundidad del lado comprador. En la segunda muestra, el *proxy* basado en VPIN tiene un sesgo más negativo, lo que hace que la señal agregada se mueva hacia la zona de venta.



Figura 8. Señal de flujo, proxy VPIN y señal combinada de la muestra 1

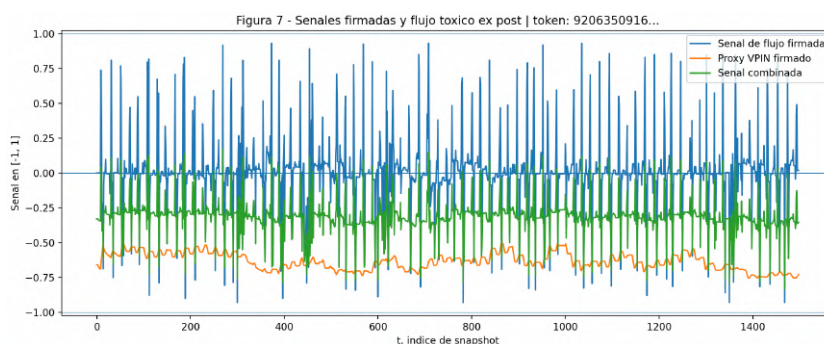


Figura 9. Señal de flujo, proxy VPIN y señal combinada de la muestra 2

El diagnóstico del z-score permite identificar episodios donde la presión observada se aleja de su comportamiento habitual. En el primer ejemplo, los valores extremos están más aislados. En la segunda la dispersión es mayor, lo que confirma que es un entorno más irregular.

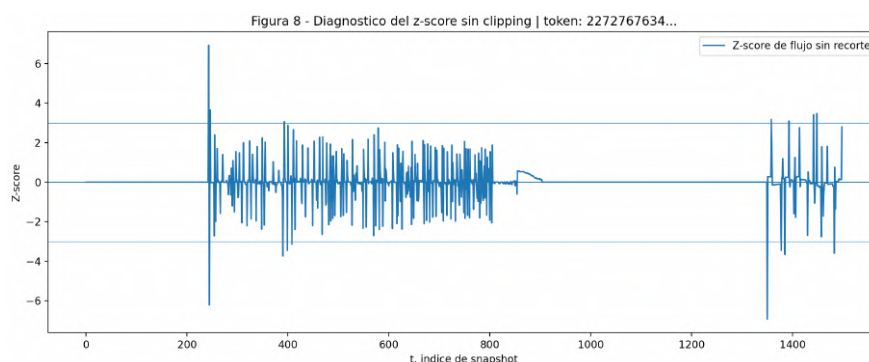


Figura 10. Z-score de flujo de la muestra 1

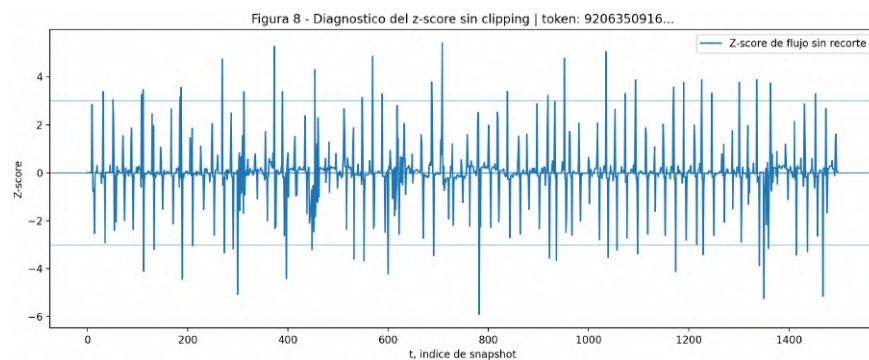


Figura 11. Z-score de flujo de la muestra 2

3.4 COTIZACIÓN, EJECUCIÓN E INVENTARIO

Mediante la comparación del *spread* cotizado, se puede ver cómo cada estrategia transforma las señales en precios de compra y venta. La estrategia naive mantiene un comportamiento fijo, mientras que las estrategias adaptativas cambian sus cotizaciones en función de la presión detectada. La evolución de Bayes adaptativa es más comedida, mientras que Bayes + VPIN y la heurística responden de forma más brusca en algunos intervalos.

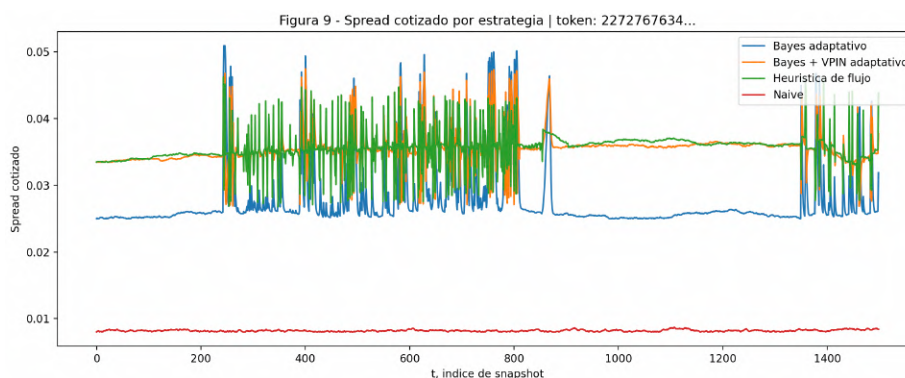


Figura 12. Spread cotizado por cada estrategia de la muestra 1

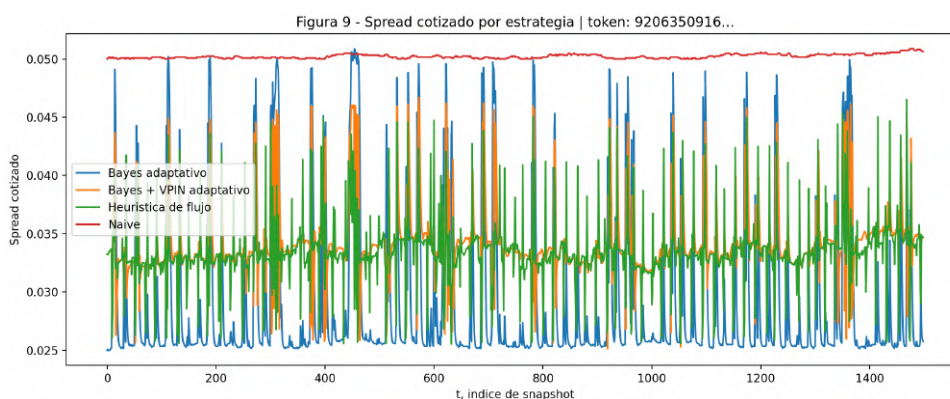


Figura 13. Spread cotizado por cada estrategia de la muestra 2

La probabilidad media de ejecución es un reflejo del equilibrio entre una postura más agresiva y otra más defensiva. Cuanto más se acerque la cotización al *midprice*, mayor será la probabilidad de operar, pero también se podría tener una mayor exposición a movimientos en contra. En mercados con bajo *spread*, la estrategia naive puede mantener un alto nivel de

ejecución. Por el contrario, en mercados con mayor dispersión, la adaptación dinámica permite mantener unas cotizaciones más competitivas.

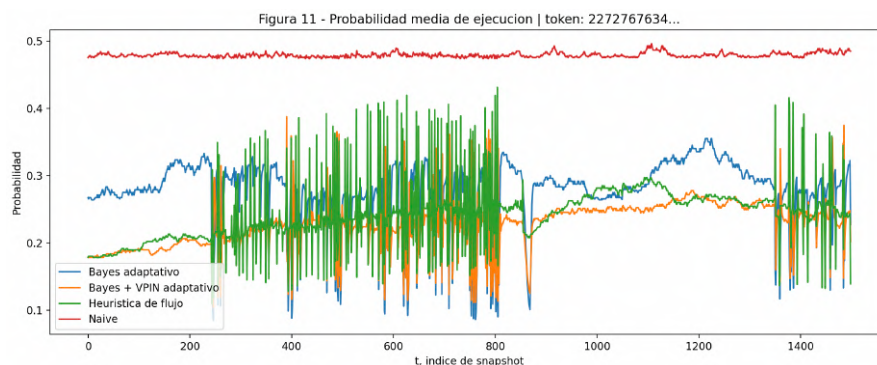


Figura 14. Probabilidad media de ejecución por estrategia de la muestra 1

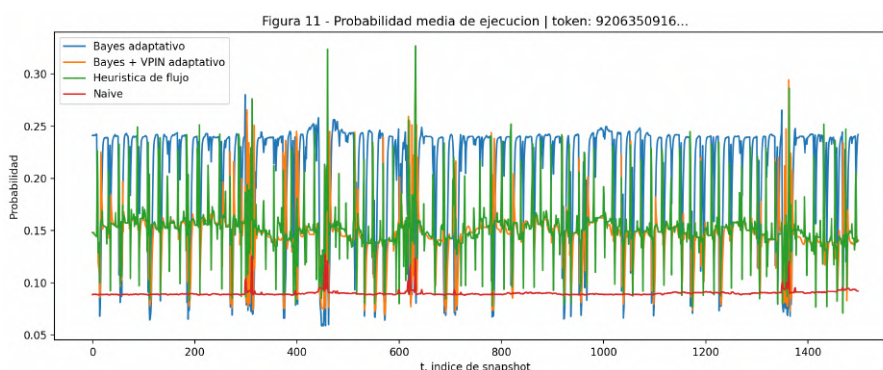


Figura 15. Probabilidad media de ejecución por estrategia de la muestra 2

El inventario acumulado permite medir el riesgo direccional que asume cada estrategia. En la primera muestra, algunas estrategias adaptativas acumulan posiciones más altas en ciertos tramos. En la segunda, los caminos se mantienen en rangos más estrechos, aunque Bayes + VPIN y la heurística tienden a estar más a menudo en valores negativos. Este análisis es importante, ya que se puede mejorar el P&L con una estrategia que, al mismo tiempo, asuma mayor exposición.

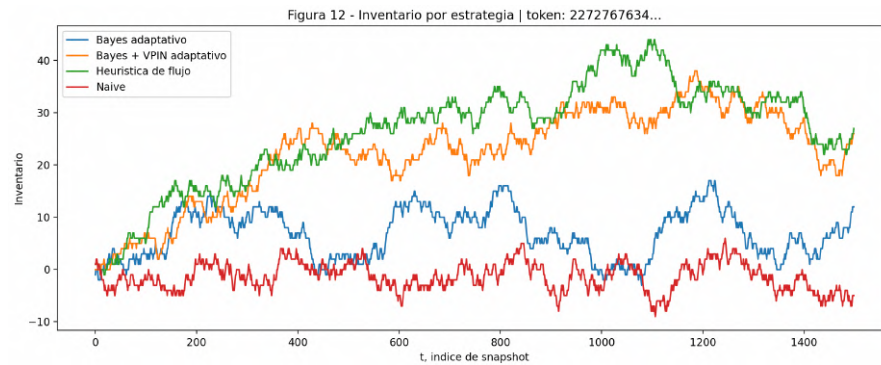


Figura 16. Inventario acumulado por estrategia de la muestra 1

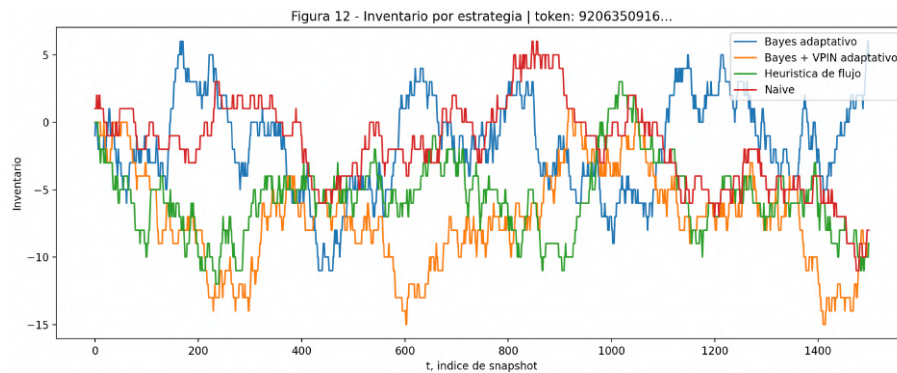


Figura 17. Inventario acumulado por estrategia de la muestra 2

3.5 RESULTADOS ECONÓMICOS Y SELECCIÓN ADVERSA

En términos de P&L acumulado, las estrategias adaptativas tienden a vencer a la estrategia naive. En las dos muestras, Bayes adaptativa logra el mejor resultado final, lo que indica que una señal de presión progresiva puede mejorar el proceso de cotización. La estrategia Bayes + VPIN no domina sistemáticamente, lo que evidencia que sumar más señales no asegura, necesariamente, un mejor desempeño.

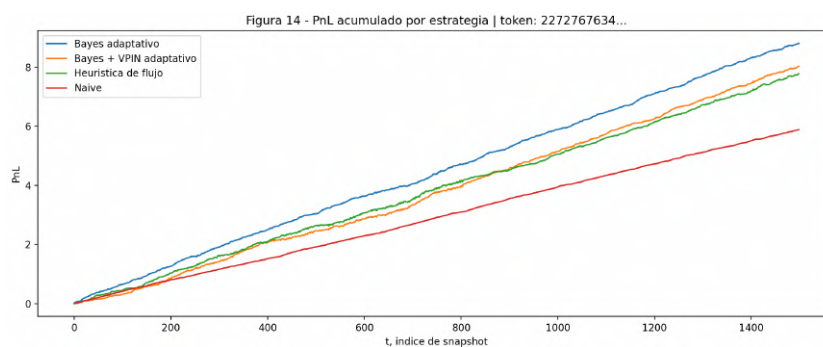


Figura 18. P&L acumulado por estrategia de la muestra 1

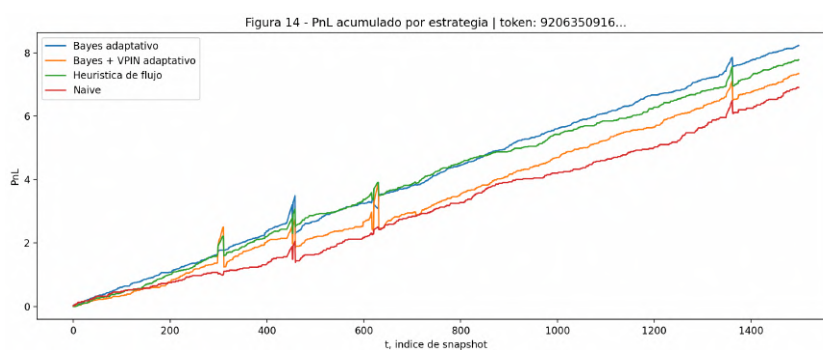


Figura 19. P&L acumulado por estrategia de la muestra 2

Así lo confirma el gráfico de P&L final. La estrategia Bayes adaptativa es la que muestra el mejor comportamiento económico en las dos muestras analizadas. La estrategia naive consigue resultados positivos, por lo que sirve como referencia válida, pero queda por debajo de las estrategias adaptativas.

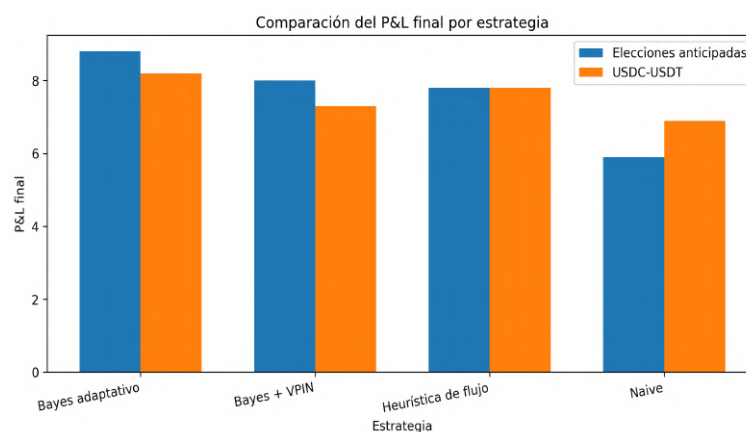


Figura 20. Comparación del P&L final por estrategia

La selección adversa ex post permite analizar si tras las operaciones simuladas se produjeron movimientos desfavorables del *midprice*. No hay que entender esta medida como una perfecta medida del riesgo real, ya que se calcula después de que se ha conocido la evolución del precio. Sin embargo, es útil como indicador complementario de calidad de ejecución.

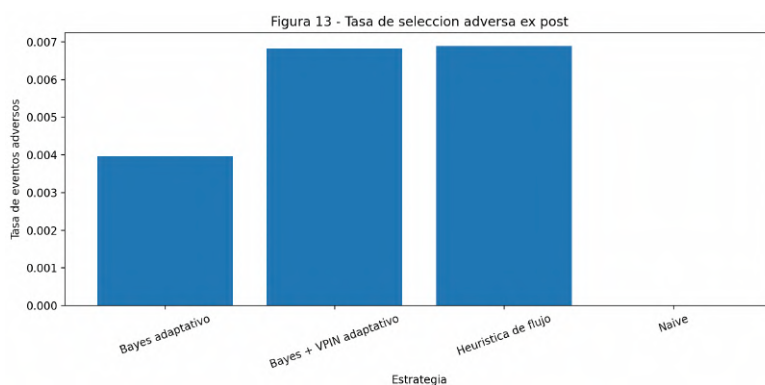


Figura 21. Tasa de selección adversa ex post por estrategia de la muestra 1

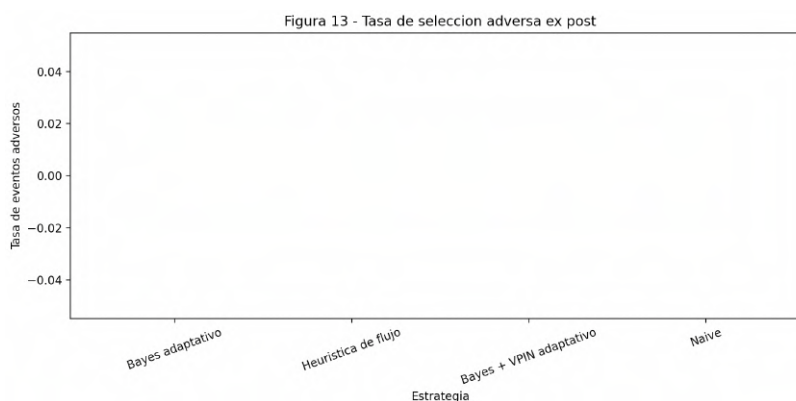


Figura 22. Tasa de selección adversa ex post por estrategia de la muestra 2

En conjunto, los resultados muestran que las estrategias adaptativas aportan valor respecto a un *benchmark* fijo, especialmente cuando el mercado muestra señales irregulares o un *spread* más amplio. El análisis, sin embargo, también confirma que el P&L no debe interpretarse de forma aislada. Para evaluar una estrategia de *market making* hay que tener en cuenta simultáneamente rentabilidad, inventario, probabilidad de ejecución, *spread* cotizado y exposición a los movimientos contrarios.

Capítulo 4. CONCLUSIONES

El trabajo realizado permite comprobar que la incorporación de señales procedentes del libro de órdenes puede mejorar el comportamiento de una estrategia de *market making* frente a un enfoque fijo de mantener un *spread* constante. A partir de *snapshots* reales de Polymarket, se ha desarrollado una herramienta que puede calcular variables de mercado, generar señales de presión y comparar distintas estrategias bajo un mismo entorno de simulación.

Los resultados muestran que las estrategias adaptativas tienden a superar a la estrategia naive en términos de P&L. En las dos muestras estudiadas, la estrategia Bayes adaptativa produce el mejor resultado final, lo que sugiere que la incorporación de cierta memoria sobre la presión reciente del libro puede aportar valor al proceso de cotización. Sin embargo, el análisis también muestra que una complejidad mayor no implica necesariamente un mejor desempeño, ya que la estrategia Bayes + VPIN no domina de forma sistemática a la Bayes adaptativa.

Una conclusión importante es que la evaluación de una estrategia de *market making* no debe basarse solamente en el resultado económico final. También hay que tener en cuenta el inventario acumulado, la probabilidad de ejecución, el *spread* de cotización y la selección adversa ex-post. Con este enfoque, el comportamiento más equilibrado de las muestras estudiadas es el que ofrece Bayes adaptativa.

El trabajo tiene limitaciones, a pesar de estos resultados. Las ejecuciones no son resultado de órdenes reales enviadas al mercado, sino de una simulación basada en *snapshots* históricos. Tampoco se tienen en cuenta elementos como la posición en cola, la latencia, las cancelaciones o la reacción de otros participantes. Futuras líneas de trabajo podrían, por ello, centrarse en ampliar el número de mercados analizados, mejorar el modelo de ejecución, incorporar un control de inventario más avanzado y aproximar la herramienta a un entorno de *paper trading* más realista.

En conjunto, los resultados sugieren que la adaptación dinámica del *spread* mejora el desempeño frente a una estrategia estática, aunque la rentabilidad debe interpretarse junto con otras métricas como el inventario, la probabilidad de ejecución y la selección adversa ex post.

Capítulo 5. BIBLIOGRAFÍA

[GLOS85] Glosten, L. R.; Milgrom, P. R. “Bid, ask and transaction prices in a specialist market with heterogeneously informed traders”. *Journal of Financial Economics*, Vol. 14, No. 1, 1985, pp. 71-100.

[OHAR95] O’Hara, M. *Market Microstructure Theory*. Blackwell Publishers, 1995.

[AVEL08] Avellaneda, M.; Stoikov, S. “High-frequency trading in a limit order book”. *Quantitative Finance*, Vol. 8, No. 3, 2008, pp. 217-224.

[EASL12] Easley, D.; López de Prado, M. M.; O’Hara, M. “Flow toxicity and liquidity in a high-frequency world”. *The Review of Financial Studies*, Vol. 25, No. 5, 2012, pp. 1457-1493.

[WOLF04] Wolfers, J.; Zitzewitz, E. “Prediction Markets”. *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 18, No. 2, 2004, pp. 107-126.

[POLY26] Polymarket. “Polymarket Documentation”. Polymarket, 2026. Disponible en: <https://docs.polymarket.com/> [consulta: abril de 2026].

[ENRU98] Engle, R. F.; Russell, J. R. “Autoregressive Conditional Duration: A New Model for Irregularly Spaced Transaction Data”. *Econometrica*, Vol. 66, No. 5, 1998, pp. 1127-1162.

[BACR15] Bacry, E.; Mastromatteo, I.; Muzy, J. F. “Hawkes Processes in Finance”. *Market Microstructure and Liquidity*, Vol. 1, No. 1, 2015.

ANEXO I

El código fuente completo desarrollado para este Trabajo Fin de Máster se encuentra disponible en el siguiente repositorio de GitHub:

https://github.com/Carlosmg1432000/TFM_market_making_polymarket