



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
ICADE

**ESTRATEGIA DE INVERSIÓN EN TIEMPOS DE
CRISIS:
CÓMO REACCIONAN LAS PETROLERAS
ESTADOUNIDENSES ANTE SHOCKS GEOPOLÍTICOS
*¿REFUGIO O RIESGO?***

Autor: Pilar Velázquez Gómez
Director: Pedro Manuel Mirete Ferrer

MADRID | Junio de 2026

Abstracto

Este Trabajo de Fin de Grado analiza si las acciones de las principales petroleras estadounidenses funcionan como un refugio o como un riesgo para el inversor ante los shocks geopolíticos del precio del petróleo. Para ello se estudian cuatro compañías que representan dos modelos de negocio contrapuestos: ExxonMobil y Chevron como petroleras integradas (exploración, refinó y petroquímica), y ConocoPhillips y Occidental Petroleum como empresas puras de exploración y producción. La elección de estas dos parejas permite aislar el efecto amortiguador de la integración vertical, que es uno de los ejes centrales del análisis.

Se trabaja con 9.075 observaciones diarias del periodo 2 de enero de 1990 – 14 de enero de 2026, procedentes íntegramente de FactSet, e incluye además los retornos diarios del Brent (serie BRN00-IFEU de ICE Futures Europe), del S&P 500 y del VIX como variables de control. Los shocks del Brent se definen de forma no paramétrica mediante percentiles (P95 y P5), identificándose 454 shocks positivos y 454 negativos a lo largo de los 35 años. Sobre esta base se aplican cinco metodologías complementarias: estadística descriptiva, un event study con tres ventanas temporales, tres modelos de regresión OLS de complejidad creciente, un análisis dinámico de series temporales (test ADF, identificación ARIMA mediante Box-Jenkins y causalidad de Granger en un marco VAR) y un modelo de Machine Learning (Random Forest) que predice la dirección del siguiente shock. A partir de los resultados se construye una cartera eficiente bajo el marco de Markowitz y se evalúa una estrategia de cobertura con el VIX.

Los hallazgos son cuatro. Primero, las acciones petroleras no son un buen sustituto del crudo: el Brent solo explica entre el 13 % y el 19 % de su variación diaria, mientras que la sensibilidad al S&P 500 es entre dos y cuatro veces superior. Segundo, el perfil del negocio importa: las integradas absorben los shocks con retornos anormales aproximadamente la mitad de los de las E&P puras, lo que confirma el efecto amortiguador del refinó. Tercero, las correlaciones acción-Brent suben sistemáticamente durante los shocks negativos (en OXY pasan de 0,14 a 0,35), evidenciando el fenómeno de *correlation breakdown* y la fragilidad de la diversificación en los momentos críticos. Cuarto, el análisis de causalidad de Granger arroja un resultado contraintuitivo: son las acciones las que predicen al Brent, no al revés, lo que indica que el mercado bursátil incorpora la información del sector antes que el precio spot del crudo. El modelo de Machine Learning corrobora estos patrones con un ROC-AUC

de 0,73 sobre el conjunto de test, destacando la volatilidad a 20 días del Brent y el nivel del VIX como los predictores más importantes.

El trabajo se cierra con una validación fuera de muestra: el shock geopolítico del conflicto entre Estados Unidos e Irán que estalló el 28 de febrero de 2026, posterior al periodo de estimación. Simulando una inversión de 25.000 \$ el día previo al ataque, la cartera de mínima varianza pierde un 1,46 %, mientras que un benchmark pasivo en el S&P 500 gana un 9,31 %. Las correlaciones acción-Brent durante el conflicto suben hasta 0,66 en OXY (frente a 0,41 históricos) y la correlación VIX-Brent cambia de signo (+0,55 frente a -0,12), lo que invalida la cobertura. La conclusión general es que, en tiempos de crisis, las petroleras estadounidenses se comportan más como un riesgo amplificado que como un refugio, y ni siquiera la cartera más cuidadosamente optimizada bate a una inversión diversificada en el mercado.

Palabras clave: petróleo Brent, shocks geopolíticos, event study, teoría de carteras, VIX, cobertura, causalidad de Granger, Random Forest, validación fuera de muestra.

Índice

1. Introducción.....	
1.1. Justificación y relevancia del tema.....	
1.2. Contexto económico y financiero.....	
1.3. Objetivos del trabajo.....	
1.4. Pregunta de investigación.....	
1.5. Hipótesis de partida.....	
1.6. Datos y alcance del análisis.....	
1.7. Estructura del trabajo.....	
2. Marco teórico.....	
2.1. El mercado del petróleo y el precio del Brent.....	
2.1.1. El petróleo, una materia prima muy peculiar.....	
2.1.2. El papel de la OPEP y por qué el precio es tan volátil.....	
2.2. Cómo se transmite un shock del petróleo a los mercados financieros.....	
2.2.1. Los cuatro canales clásicos.....	
2.2.2. ¿Y qué pasa específicamente con las acciones petroleras?.....	
2.3. Eficiencia de mercado y event study.....	
2.3.1. La hipótesis de eficiencia de mercado.....	
2.3.2. La metodología del event study.....	
2.4. Teoría moderna de carteras.....	
2.4.1. La aportación de Markowitz.....	
2.4.2. El CAPM y el ratio de Sharpe.....	
2.5. El VIX y la volatilidad implícita.....	
2.5.1. Qué es y cómo se calcula.....	
2.5.2. El VIX como herramienta de cobertura.....	
2.6. Los retornos financieros no son normales: las colas pesadas.....	
2.7. Síntesis: qué dice la literatura y qué aporta este trabajo.....	
3. Datos y metodología.....	
3.1. Fuentes de datos y activos analizados.....	
3.1.1. Los siete activos.....	
3.1.2. Fuentes y periodo muestral.....	
3.2. Tratamiento de datos y cálculo de retornos.....	
3.2.1. Alineación de calendarios.....	
3.2.2. Por qué retornos logarítmicos.....	
3.3. Definición de shock del Brent.....	
3.3.1. ¿Qué se considera un shock?.....	
3.3.2. Cuántos shocks resultan y dónde se concentran.....	
3.4. Métodos estadísticos y econométricos.....	
3.4.1. Análisis descriptivo (capítulo 4).....	
3.4.2. Event study (capítulo 5).....	

3.4.3. Modelos de regresión OLS (capítulo 5).....	
3.4.4. Análisis de series temporales (capítulo 5).....	
3.4.5. Optimización de carteras (capítulo 6).....	
3.4.6. Estrategia de cobertura con VIX (capítulo 6).....	
3.4.7. Modelo predictivo de Machine Learning (capítulo 7).....	
3.5. Supuestos y limitaciones metodológicas.....	
4. Análisis estadístico descriptivo.....	
4.1. Estadísticas descriptivas de los retornos.....	
4.1.1. Rentabilidad y riesgo: lo básico.....	
4.1.2. Asimetría y curtosis: por qué los retornos no son normales.....	
4.2. Matriz de correlaciones.....	
4.2.1. Las cuatro petroleras se mueven todas a la vez.....	
4.2.2. Las acciones petroleras no son sustitutas del crudo.....	
4.2.3. El VIX y el S&P 500: la base de la cobertura.....	
4.3. ¿Cómo cambian las correlaciones en momentos de crisis?.....	
4.4. Eventos extremos: outliers y los diez peores días del Brent.....	
4.4.1. Conteo de outliers por método.....	
4.4.2. Los diez mayores movimientos del Brent en 35 años.....	
4.5. Síntesis del análisis descriptivo.....	
5. Impacto de los shocks: event study, regresión y dinámica temporal.....	
5.1. Event study: reacción de las acciones a los shocks del Brent.....	
5.1.1. Estimación previa del modelo de mercado.....	
5.1.2. CARs durante shocks positivos y negativos.....	
5.1.3. Lectura de los resultados: cuatro ideas clave.....	
5.2. Resultados de los modelos de regresión.....	
5.2.1. Modelo 1: solo Brent.....	
5.2.2. Modelo 2: Brent y S&P 500.....	
5.2.3. Modelo 3: añadir el VIX.....	
5.2.4. Comparando los tres modelos: ¿de dónde sale el riesgo?.....	
5.3. Análisis de series temporales.....	
5.3.1. Estacionariedad: test ADF.....	
5.3.2. ¿Son los retornos predecibles? Autocorrelación AR(1).....	
5.3.3. Identificación de un modelo ARIMA para el Brent.....	
5.3.4. Causalidad de Granger en el marco VAR: ¿quién va por delante?.....	
5.4. Síntesis del análisis empírico.....	
6. Aplicación práctica: cartera eficiente y estrategia de cobertura.....	
6.1. Construcción de carteras eficientes.....	
6.1.1. Matriz de varianzas-covarianzas.....	
6.1.2. Tres carteras candidatas: equiponderada, mínima varianza y máximo Sharpe.....	
6.1.3. ¿Por qué OXY y COP quedan fuera?.....	
6.2. Estrategia de cobertura con VIX.....	

6.2.1. Lógica de la cobertura.....	
6.2.2. Análisis de escenarios: ¿cuánto reduce la cobertura las pérdidas?.....	
6.2.3. ¿Cuánto VIX hay que comprar?.....	
6.2.4. ¿Es el VIX la mejor cobertura para una cartera petrolera?.....	
6.3. Síntesis de la aplicación práctica.....	
7. Modelo predictivo con Machine Learning.....	
7.1. Por qué aplicar Machine Learning en este punto.....	
7.2. Planteamiento del modelo.....	
7.3. Resultados.....	
7.4. Interpretación: lo que confirma el modelo.....	
8. Aplicación a un caso real: el shock geopolítico de Irán (2026).....	
8.1. El shock: que pasó y cómo se movió el Brent.....	
8.2. ¿Cómo reaccionaron las cuatro petroleras?.....	
8.3. Las correlaciones también cambian: la “ruptura” en directo.....	
8.4. La simulación: 25.000\$ de inversión.....	
8.5. ¿Funcionó la cobertura con VIX?.....	
8.6. ¿Qué confirma y que desafía este caso?.....	
9. Conclusiones, limitaciones y líneas futuras.....	
9.1. Contraste de las hipótesis de partida.....	
9.2. Respuesta a los objetivos planteados.....	
9.3. Hallazgos principales.....	
9.4. Limitaciones del estudio.....	
9.5. Líneas de investigación futura.....	
9.6. Reflexión final.....	
Bibliografía.....	
Anexos.....	

1. Introducción

1.1. Justificación y relevancia del tema

El petróleo es el producto que en mayor medida ha determinado la economía internacional durante los últimos cien años. Cualquier variación brusca de su precio (al alza por una crisis geopolítica de oferta, o a la baja por un desplome de la demanda) se traslada de inmediato a los precios al consumo, condiciona la actuación de los bancos centrales e incide sobre el valor de los activos financieros. Un fenómeno que la ciencia económica ha ido recogiendo a partir del trabajo iniciado por Hamilton (1983), que evidenció que casi todas las recesiones americanas, después de 1945, iban precedidas de un brusco movimiento del precio del crudo.

Pero, ¿qué es lo que ocurre con las empresas que producen petróleo? La intuición dice que si el barril sube, las acciones de las petroleras también deberían subir, y a la inversa. Pero la relación no es tan simple. Una acción como las analizadas en el trabajo: Exxon Mobil (XOM), Chevron (CVX), ConocoPhillips (COP) u Occidental Petroleum (OXY) no son sustitutos perfectos del petróleo. Su cotización resume diferentes cosas al mismo tiempo: las expectativas sobre el precio del petróleo, si, pero también la calidad de la gestión de la empresa en cuestión, los costes de extracción e incluso su estructura de capital, la política de dividendos y el estado general del mercado bursátil. De ahí que la sensibilidad real de estas acciones a los shocks del Brent sea más compleja de lo que parece, que varíe mucho de una empresa a otra y que dependa del propio contexto de mercado.

En el trabajo lo que se busca es llevar a cabo un análisis de dicha sensibilidad de una forma rigurosa. Para ello, se estudia la respuesta de las acciones de las cuatro principales petroleras integradas estadounidenses ante los shocks en el precio del petróleo Brent, lo que se hace en un tiempo muy largo: 35 años, que va desde enero de 1990 hasta enero de 2026, lo cual incluye múltiples ciclos del mercado del crudo: el colapso de 1998, el superciclo alcista de 2003 a 2008, la crisis financiera global, el desplome posterior (2014-2016), la pandemia de la COVID-19 (2020) y la recuperación, lo cual permite ver cómo responden las acciones en regímenes muy distintos.

De ahí nace la pregunta que da título a este trabajo : **"Estrategia de inversión en tiempos de crisis: cómo reaccionan las petroleras estadounidenses ante shocks geopolíticos, ¿refugio o riesgo?"**. La duda de fondo es si, cuando estalla una crisis que dispara o hunde el precio del

crudo, estas acciones se comportan como un refugio que protege al inversor o como un riesgo que amplifica las pérdidas. Responder a esa pregunta, distinguiendo entre los distintos perfiles de empresa, es el hilo conductor de todo el análisis.

1.2. Contexto económico y financiero

El Brent es la referencia de precio de cerca del 70% del petróleo y gas comercializados a escala internacional. En los últimos 30 años el precio del petróleo ha evidenciado una volatilidad de precios nunca vista anteriormente. Pasó de precios mínimos en 1998 cerca de los 10\$ por barril hasta precios superiores a 140\$ por barril en 2008. Además en abril de 2020 en la crisis de demanda el crudo llegó a registrar precios negativos en los contratos de futuros del WTI, algo que parecía imposible que ocurriese. Toda esta inestabilidad en los precios del crudo ha hecho que las petroleras estén sometidas a un entorno de incertidumbre constante que ha marcado sus decisiones empresariales como al comportamiento de sus acciones en el mercado.

Las cuatro empresas analizadas tienen perfiles bastante diferentes, lo cual es precisamente lo que hace interesante compararlas. XOM y CVX son petroleras integradas de gran capitalización: hacen exploración, producción, refino y petroquímica. Esa diversificación las protege parcialmente de los movimientos del crudo, porque cuando baja el precio del barril, también baja el coste de la materia prima del refino y los márgenes downstream pueden compensar parte de la pérdida. COP, en cambio, es una empresa pura de exploración y producción desde que escindió su división de refino en 2012; está, por tanto, más expuesta directamente al precio del Brent. Y OXY tiene el perfil de mayor riesgo del grupo: alta deuda histórica, costes de extracción elevados y una caída del 76,41% en un solo día (9 de marzo de 2020) que la convierte en un caso especial incluso dentro del propio sector.

Además de las acciones y el Brent, en el análisis se incluyen dos variables más que actúan como controles del mercado general: el índice S&P 500, que representa el comportamiento del mercado bursátil estadounidense en conjunto, y el VIX, conocido como el "indicador del miedo" (Whaley, 2000) porque mide la volatilidad implícita que el mercado espera para los próximos 30 días. Estos dos índices van a ser fundamentales: el S&P 500 servirá para distinguir qué parte del movimiento de una petrolera viene del crudo y qué parte viene del mercado general, y el VIX se usará más adelante como posible herramienta de cobertura ante caídas extremas.

Este trabajo cobra además una relevancia especial por el momento en que se escribe. A comienzos de 2026, pocas semanas después del cierre del periodo muestral analizado, el estallido del conflicto armado entre Estados Unidos e Israel contra Irán ha provocado uno de los mayores shocks geopolíticos del petróleo de las últimas décadas. La amenaza sobre el Estrecho de Ormuz (por donde transita aproximadamente una quinta parte del crudo mundial) ha llevado al Brent desde el entorno de los 70 dólares por barril hasta superar puntualmente los 100, e incluso acercarse a niveles no vistos desde 2008. Se trata, por tanto, de un caso real y en tiempo presente del fenómeno que estudia este trabajo: cómo reaccionan las petroleras y los mercados ante un shock extremo del crudo de origen geopolítico. Por su carácter sobrevenido y posterior al periodo de estudio, este episodio se aborda de forma específica en el último capítulo como aplicación práctica de los hallazgos del trabajo, a modo de validación fuera de la muestra.

1.3. Objetivos del trabajo

El trabajo se plantea cinco objetivos concretos, encadenados de forma que cada uno prepara el siguiente:

- Describir estadísticamente las series de retornos de las cuatro acciones, del Brent, del VIX y del S&P 500, prestando especial atención a las desviaciones respecto a la distribución normal: asimetría, curtosis y colas pesadas.
- Cuantificar el impacto de los shocks extremos del Brent (definidos como variaciones diarias por encima del percentil 95 o por debajo del percentil 5) sobre las acciones petroleras mediante un event study con retornos anormales acumulados (CAR).
- Estimar la sensibilidad de cada acción al precio del crudo, al S&P 500 y al VIX mediante modelos de regresión OLS, comparando tres especificaciones para ver cuál de los tres factores explica mejor los retornos diarios.
- Construir una cartera eficiente con las cuatro acciones aplicando la teoría de Markowitz (1952) y evaluar si el VIX puede servir como cobertura ante shocks negativos del crudo.
- Examinar las propiedades dinámicas de las series (estacionariedad, autocorrelación y causalidad de Granger) para entender cómo se transmite la información entre el crudo y las acciones a lo largo del tiempo.

1.4. Pregunta de investigación

Toda la investigación gira en torno a una pregunta central, que es la que da título al trabajo: en tiempos de crisis, ¿son las petroleras estadounidenses un refugio o un riesgo? Dicho de forma más precisa: ¿en qué medida y con qué diferencias entre empresas se transmiten los shocks extremos del precio del Brent a los retornos bursátiles de las principales petroleras estadounidenses, y qué implicaciones tiene esto para un inversor que quiera exposición al sector?

Esta pregunta lleva implícitas tres dimensiones que conviene separar. La primera es la magnitud: ¿cuánto se mueve la acción ante un shock del Brent? La segunda es la heterogeneidad: ¿reaccionan igual XOM y OXY, siendo dos empresas tan distintas? Y la tercera es la asimetría: ¿son simétricas las respuestas ante subidas y bajadas, o el mercado castiga más las malas noticias que premia las buenas? Responder a las tres permitirá decir, al final del trabajo, si tiene sentido o no comprar acciones petroleras como vehículo para apostar al precio del crudo.

1.5. Hipótesis de partida

A partir de esa pregunta, el trabajo se plantea tres hipótesis que se contrastarán a lo largo del análisis y se revisarán en las conclusiones:

H1: Las petroleras integradas de EE. UU. tienden a subir tras eventos geopolíticos que encarecen el petróleo. Es decir, que un shock positivo del crudo se traduce en retornos positivos para estas empresas, aunque cabe esperar que la reacción sea distinta según el perfil de cada compañía.

H2: Es posible predecir parcialmente esas subidas o caídas mediante modelos cuantitativos y de machine learning. La palabra "parcialmente" es importante: no se espera una predicción perfecta, sino comprobar si los patrones del pasado tienen algún valor anticipatorio.

H3: Las carteras optimizadas y cubiertas con derivados ofrecen mejor rendimiento ajustado al riesgo que una inversión simple sin protección. Es decir, que aplicar la teoría de carteras y añadir una cobertura mejora la relación rentabilidad-riesgo frente a comprar las acciones sin más.

1.6. Datos y alcance del análisis

Los datos utilizados son series de precios de cierre diarios. Todos ellos (los precios de las cuatro acciones, del S&P 500, del Brent y del VIX) proceden de FactSet, que ya incorpora los ajustes por dividendos y splits necesarios para que las series de retornos sean continuas y comparables. En el caso del Brent, la serie concreta es Brent Crude Oil (IFEU \$/bbl) Continuous (BRN00-IFEU), que recoge el precio del contrato de futuros continuo del Brent, en dólares por barril, cotizado en ICE Futures Europe.

El periodo analizado va del 2 de enero de 1990 al 14 de enero de 2026 que, tras alinear los calendarios bursátiles de todos los activos, da un total de 9.075 observaciones diarias por serie. La fecha de inicio viene marcada por la disponibilidad del VIX, cuyo cálculo retrospectivo por parte del CBOE arranca a principios de los noventa; la fecha de cierre es, simplemente, el último dato disponible en el momento de realizar el análisis.

A partir de los precios se calculan retornos logarítmicos diarios mediante la fórmula $r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{(t-1)}}\right)$. El uso del logaritmo en lugar del retorno simple tiene varias ventajas técnicas (es simétrico, aditivo en el tiempo y se aproxima mejor a la normalidad) que se justifican con más detalle en el capítulo 3. Los shocks del Brent se identifican comparando cada retorno con la distribución completa de los 35 años: un día se clasifica como shock positivo si su retorno supera el percentil 95 y como shock negativo si queda por debajo del percentil 5. Esta definición, sencilla y no paramétrica, es la que se emplea en todo el resto del trabajo.

Es importante subrayar que el periodo muestral del análisis principal termina el 14 de enero de 2026. El conflicto entre Estados Unidos e Irán, que estalló el 28 de febrero de 2026, queda por tanto completamente fuera de la muestra de estimación y no interviene en ningún cálculo estadístico de los capítulos 4 a 7. Dicho episodio se analiza por separado en el capítulo 8 como validación fuera de muestra, es decir, como una prueba independiente de los hallazgos del trabajo sobre datos que el modelo no había utilizado.

1.7. Estructura del trabajo

El trabajo está dividido en nueve capítulos. Después de esta introducción, en el capítulo 2 se abarca el marco teórico donde se revisa la literatura sobre el mercado del petróleo, la transmisión de shocks energéticos a los mercados financieros, la hipótesis de eficiencia de

mercados y la teoría moderna de carteras. En el capítulo 3 se describen los datos en profundidad y la metodología que se va a utilizar, así como una explicación de cómo se construyen las variables y los modelos estadísticos usados. En el capítulo 4 se realiza el análisis descriptivo de las distribuciones de los retornos y las correlaciones entre activos. El capítulo 5 es el núcleo del análisis del trabajo: reagrupa los resultados del event study, los tres modelos de regresión OLS y el análisis de causalidad. El capítulo 6 aborda la parte aplicada: optimización de la cartera y la estrategia de cobertura con VIX. El capítulo 7 explora una línea complementaria con técnicas de Machine Learning para la predicción de la dirección de los próximos shocks. El capítulo 8 aplica todos los hallazgos del trabajo a un caso real y fuera de muestra: el conflicto entre Estados Unidos e Irán de 2026, que estalló pocas semanas después del cierre del periodo de estudio. Y, por último, el capítulo 9 presenta las conclusiones, las limitaciones del estudio y las posibles líneas de investigación futura.

2. Marco teórico

Antes de entrar en el análisis empírico, conviene revisar las ideas y teorías sobre las que se apoya este trabajo. La literatura sobre el petróleo y los mercados financieros es muy amplia, pero para los objetivos de este trabajo basta con organizar el contenido en seis bloques. El apartado 2.1 describe cómo funciona el mercado del petróleo y por qué se utiliza el Brent como referencia. El 2.2 revisa los canales por los que un shock del crudo se traslada a la economía y a los mercados. El 2.3 introduce la hipótesis de eficiencia de mercado y la metodología del event study, que será una de las herramientas centrales del capítulo 5. El 2.4 presenta la teoría moderna de carteras, base del análisis aplicado del capítulo 6. El 2.5 explica el papel del VIX como indicador de riesgo y posible cobertura. Y el 2.6 cierra el capítulo discutiendo las "colas pesadas" de los retornos financieros, un fenómeno que será muy visible en los datos de este trabajo.

2.1. El mercado del petróleo y el precio del Brent

2.1.1. El petróleo, una materia prima muy peculiar

El petróleo es, al mismo tiempo, una materia prima física que consume todo el mundo, pero, también, un activo financiero que se negocia en los diversos mercados como cualquier otro. Esta característica dual provoca que su precio dependa simultáneamente de muchos factores. Desde la perspectiva de los fundamentales clásicos, su precio depende de la oferta y la demanda, del coste de extracción y de la capacidad de refino. Pero también responde a las expectativas de los inversores financieros, a las decisiones de la OPEP, a la situación geopolítica y a la evolución del dólar, moneda en la que se cotiza el crudo a nivel internacional (Hamilton, 2009).

A escala mundial emergen dos referencias de precio. Por un lado el WTI (West Texas Intermediate), que es la referencia de precios para el mercado norteamericano, donde se cotiza, principalmente, en Cushing, Oklahoma. Por otro lado, el Brent, que es extraído en el Mar del Norte y sirve como precio de referencia de aproximadamente el 70% del petróleo que se negocia a escala internacional. En este trabajo se utiliza el Brent precisamente por esta mayor representatividad mundial y porque su precio refleja mejor las condiciones reales del mercado, sin las distorsiones logísticas locales que a veces afectan al WTI (Fattouh, 2011).

2.1.2. El papel de la OPEP y por qué el precio es tan volátil

La OPEP (Organización de Países Exportadores de Petróleo) se fundó en 1960 con el objetivo de coordinar la producción de los países miembros y estabilizar el mercado. En la práctica, el rango de poder real de la OPEP para alterar el precio ha variado a lo largo del tiempo de acuerdo a varios factores: el cumplimiento de las cuotas por parte de los países miembros de la OPEP, el incremento de la producción de países y empresas no miembros de la OPEP (en especial del shale oil estadounidense a partir del 2010) y la emergencia de nuevos países productores que no son parte del cártel, como sucede, por ejemplo, con Rusia (Stevens, 2005)

La consecuencia de todo lo anterior es que el precio del petróleo Brent es muy volátil. Y esta volatilidad se explica por la existencia de un origen mixto, tal como nos explica Kilian (2009) de una forma clara en uno de los papers más destacados de la última década. Según este autor, los shocks del petróleo no son todos iguales: puede haber shocks de oferta (cuando la producción se interrumpe, por ejemplo por una guerra o por una decisión de la OPEP) y shocks de demanda (los cambios en el ritmo de actividad de la economía mundial). Y, lo que es más importante, ambos tipos pueden ocasionar el mismo movimiento del precio, pero tienen efectos muy diferentes en los mercados. Un shock de demanda positivo, relacionado con una expansión económica, tiene la tendencia a ser bueno para las bolsas en general; en cambio, un shock de oferta negativo, que puede deberse a una crisis geopolítica, genera incertidumbre, y por lo tanto suele ser negativo para todo el mundo; también para las petroleras.

2.2. Cómo se transmite un shock del petróleo a los mercados financieros

2.2.1. Los cuatro canales clásicos

El trabajo de Hamilton (1983) ya mencionado documentó que casi todas las recesiones americanas posteriores a la Segunda Guerra Mundial vinieron precedidas por una subida fuerte del precio del petróleo. A partir de ese hallazgo, la literatura ha ido identificando varios mecanismos por los que un shock del crudo se traslada al resto de la economía. Conviene resumirlos brevemente porque cada uno tiene un efecto diferente sobre los activos financieros.

La literatura ha identificado cuatro canales principales por los que un shock del crudo se transmite al resto de la economía. El canal de la renta desplaza poder adquisitivo desde los

países importadores hacia los productores, frenando el consumo en los primeros. El canal de los costes de producción encarece los inputs de prácticamente todos los sectores, comprime márgenes y reduce la inversión (Rotemberg y Woodford, 1996). El canal de la inflación traslada la subida del petróleo al IPC, lo que puede llevar a los bancos centrales a endurecer su política monetaria. Y el canal de la incertidumbre descrito por Bernanke (1983) actúa retrasando las decisiones de inversión empresarial ante shocks de gran magnitud. Estos canales operan sobre la economía agregada y el mercado bursátil en su conjunto, pero como se verá a continuación, en el sector energético la transmisión funciona de forma distinta.

2.2.2. ¿Y qué pasa específicamente con las acciones petroleras?

Lo anterior describe lo que pasa con la economía y con la bolsa en general. Pero cuando se mira el sector energético en concreto, las cosas funcionan de forma distinta, casi al revés. Jones y Kaul (1996) fueron los primeros en analizar de forma sistemática la relación crudo-bolsa en varios países desarrollados (Estados Unidos, Canadá, Japón y Reino Unido) y observaron que la reacción de las acciones reflejaba sobre todo el efecto del precio del petróleo sobre los flujos de caja esperados de las empresas.

Sadorsky (1999) llevó el análisis más lejos con un modelo VAR sobre el mercado estadounidense y encontró dos resultados importantes que se mantendrán a lo largo de la literatura posterior. Primero, los shocks del crudo tienen efecto estadísticamente significativo sobre los retornos bursátiles. Y segundo, ese efecto es asimétrico: los shocks negativos pegan más fuerte que los positivos. Esta idea de asimetría ya la había anticipado Mork (1989) y será una de las cosas que se contrastan en el capítulo 5 del presente trabajo.

Para el sector energético en concreto, Nandha y Faff (2008) hicieron una aportación muy clara: analizaron 35 sectores de la economía global y concluyeron que el único sector donde la relación entre el precio del petróleo y las acciones es positiva y robusta es precisamente el sector energético. En el resto de sectores, la relación es negativa (porque les sube los costes). Este resultado es importante porque justifica precisamente lo que hace este trabajo: estudiar las petroleras como un caso especial dentro del mercado, en el que la subida del crudo es teóricamente una buena noticia.

Por último, Arouri et al. (2011) extendieron el análisis a la transmisión de volatilidad entre crudo y acciones energéticas y mostraron que existen oportunidades de cobertura cruzada

entre ambos mercados. Esta línea inspira directamente la estrategia de cobertura que se evaluará en el capítulo 6 del trabajo.

2.3. Eficiencia de mercado y event study

2.3.1. La hipótesis de eficiencia de mercado

La hipótesis de eficiencia de mercado (EMH, siglas en inglés) la formuló Fama (1970) en uno de los papers más citados en la historia de las finanzas. La idea es fácil: si un mercado es eficiente, los precios de los activos ya recogen toda la información disponible, por lo que no se puede ganar dinero sistemáticamente analizando datos pasados o públicos. Cualquier nueva información se incorpora al precio prácticamente al instante.

Fama distinguió tres versiones de la hipótesis según el tipo de información que se asume incorporada en los precios. La versión débil dice que los precios actuales reflejan toda la información de precios pasados; si esto es cierto, el análisis técnico no sirve para ganar dinero sistemáticamente. La versión semifuerte añade que los precios también incorporan instantáneamente toda la información pública (informes de resultados, noticias, decisiones de política monetaria... y, para los efectos de este trabajo, también los cambios del precio del crudo). Y la versión fuerte va más allá y dice que los precios reflejan incluso la información privada de los directivos.

Para este trabajo la versión más relevante es la semifuerte, por una razón clara: si el mercado fuera totalmente eficiente en este sentido, los precios de las petroleras incorporarían instantáneamente la información de los shocks del Brent en el día del evento y no quedarían retornos anormales que medir. Si en cambio se detectan retornos anormales acumulados (CAR) significativos durante los días posteriores a un shock, eso sería evidencia de ineficiencia. Y para medirlo se utiliza la metodología del event study, que se describe a continuación.

2.3.2. La metodología del event study

El event study es la técnica estándar para medir el impacto de un evento concreto sobre el precio de un activo. Introducida por Fama, Fisher, Jensen y Roll (1969) y sistematizada por MacKinlay (1997), su lógica consiste en estimar primero el retorno "normal" que tendría la acción si no pasara nada y luego comparar ese valor esperado con el retorno realmente observado en los días alrededor del evento; la diferencia es el retorno anormal, y su acumulación a lo largo de una ventana temporal da el CAR. La elección de varias ventanas

permite distinguir si la reacción al evento es instantánea (consistente con la EMH semifuerte) o se prolonga durante varios días (señal de ineficiencia). El detalle técnico del modelo y las ventanas concretas empleadas en este trabajo se describen en el capítulo 3.

2.4. Teoría moderna de carteras

2.4.1. La aportación de Markowitz

El paper de creación de la gestión moderna de carteras es el de Markowitz (1952). Su aportación más importante es que un inversor racional no debe evaluar cada activo de forma aislada, sino por lo que aporta al conjunto de la cartera en términos de rentabilidad-riesgo, midiendo el riesgo como la varianza de los retornos. La consecuencia clave es la diversificación: combinando activos cuyas correlaciones no sean perfectamente positivas, se puede construir una cartera con un riesgo total inferior al promedio ponderado de los riesgos individuales. De ahí surge el concepto de frontera eficiente, que reúne las carteras que ofrecen la máxima rentabilidad esperada para cada nivel de riesgo, y dentro de ella la cartera de mínima varianza global, que es la que se utilizará en el capítulo 6 junto con la de máximo Sharpe.

2.4.2. El CAPM y el ratio de Sharpe

Sharpe (1964) tomó el marco de Markowitz y le añadió la posibilidad de invertir también en un activo libre de riesgo (típicamente bonos del Tesoro). Esto le permitió derivar el modelo CAPM, según el cual el retorno esperado de cualquier activo depende solo de su exposición al riesgo sistemático del mercado, medido por el famoso coeficiente beta:

$$E(r_i) = r_f + \beta_i \cdot [E(r_M) - r_f] .$$

Y como medida de eficiencia para evaluar carteras concretas, el propio Sharpe (1966) propuso lo que hoy se conoce como ratio de Sharpe: el exceso de rentabilidad sobre el activo libre de riesgo dividido entre la desviación típica total de los retornos. La ventaja del ratio de Sharpe frente al beta es que tiene en cuenta no solo el riesgo sistemático sino también el idiosincrásico, lo que lo hace especialmente útil para evaluar carteras poco diversificadas, como las del sector energético analizadas en este trabajo.

2.5. El VIX y la volatilidad implícita

2.5.1. Qué es y cómo se calcula

El VIX (CBOE Volatility Index) es posiblemente el índice de volatilidad más conocido del sector financiero. Este índice es calculado por el Chicago Board Options Exchange (CBOE) a partir de los precios de mercado de las opciones de compra y de venta sobre el S&P 500, y sirve para medir la volatilidad anualizada que se espera para el índice en los próximos 30 días naturales; es decir, no se trata de una volatilidad histórica, elaborada a partir de datos pasados, sino que se trata de una volatilidad implícita que se extrae de los precios actuales de los derivados (Whaley, 2000).

El propio Whaley lo llamó VIX o "investor fear gauge" (indicador del miedo de los inversores). La razón es que lo hace de una forma particular: en momentos de caídas de mercados/volatilidad muy alta (es decir, incertidumbre), el VIX sube de forma acentuada; en los periodos de calma/ascenso, el VIX desciende, pero no de forma inminente. Esto es lo que se llama asimetría (rápido al alza; lento a la baja), y es relevante porque hace que el VIX sea muy eficaz como cobertura (paga mucho justo en los momentos que más lo necesitas, los de pánico).

2.5.2. El VIX como herramienta de cobertura

La correlación entre el VIX y el S&P 500 ronda históricamente el -0,70 o -0,80, lo que la convierte en una de las correlaciones más fuertes y estables de los mercados financieros. Esta relación negativa es la que justifica que los instrumentos basados en el VIX (futuros, opciones, ETFs como el VXX) se usen habitualmente como cobertura para carteras de renta variable.

En el contexto concreto de las carteras petroleras, la utilidad del VIX como cobertura no resulta tan directa, ya que su correlación con el Brent es muy débil. No obstante, los grandes shocks negativos del crudo tienden a surgir a la vez que episodios de gran turbulencia general del mercado (la crisis financiera de 2008, en la pandemia de 2020, la guerra de Ucrania) y en esos momentos el VIX se dispara. Esto es, el VIX cubre el riesgo sistémico que les acompaña más que el shock del crudo en sí. Esta distinción tan sutil será importante a la hora de evaluar la estrategia en el capítulo 6.

2.6. Los retornos financieros no son normales: las colas pesadas

Muchos modelos financieros clásicos, incluyendo el CAPM original, parten del supuesto de que los retornos siguen una distribución normal. La distribución normal es matemáticamente

cómoda y tiene propiedades muy útiles, pero hay un problema: los datos reales no se comportan así.

Mandelbrot (1963) fue uno de los primeros en documentar que los retornos de los activos financieros presentan "colas pesadas", es decir, eventos extremos mucho más frecuentes de lo que predeciría una distribución normal. Décadas después, Cont (2001) sistematizó este y otros patrones que se observan de forma sistemática en los mercados, lo que se conoce como los "stylized facts" o hechos estilizados de los retornos financieros: ausencia de autocorrelación significativa en los retornos (coherente con la EMH débil), autocorrelación positiva en los retornos al cuadrado (lo que indica clustering de volatilidad), asimetría negativa (las caídas son más pronunciadas que las subidas) y curtosis elevada (colas pesadas).

Esto no es un detalle puramente técnico. Tiene consecuencias muy prácticas. Los modelos de gestión del riesgo que asumen normalidad (como el VaR paramétrico estándar o la propia teoría de carteras de Markowitz aplicada de forma ingenua) subestiman sistemáticamente la probabilidad de pérdidas extremas. En el capítulo 4 se verá que esto es especialmente importante para activos como OXY, cuya curtosis (124) es literalmente cuarenta veces superior a la de una distribución normal de la misma volatilidad. Trabajar con estos activos asumiendo normalidad sería un grave error.

2.7. Síntesis: qué dice la literatura y qué aporta este trabajo

La revisión de la literatura permite extraer cuatro ideas que sirven de punto de partida para el análisis empírico. Primero, existe una relación positiva entre el precio del crudo y los retornos del sector energético, pero su magnitud varía mucho según el tipo de empresa y el periodo de análisis (Jones y Kaul, 1996; Nandha y Faff, 2008). Segunda, los shocks negativos pegan más fuerte que los positivos la llamada asimetría de Mork (1989) y este patrón se ha observado de forma robusta en la literatura posterior. Tercera, una parte importante del retorno de las acciones energéticas viene explicada no por el crudo sino por el mercado general, lo que limita su utilidad como vehículo de exposición al commodity (Sadorsky, 1999; Park y Ratti, 2008). Y cuarta, instrumentos como el VIX pueden servir como cobertura, aunque su eficacia depende del tipo de shock que afecte al crudo (Arouri et al., 2011).

Lo que este trabajo añade a esta literatura es, fundamentalmente, una perspectiva de largo plazo (35 años, 1990-2026) que cubre múltiples ciclos del mercado del crudo y permite comparar de forma directa cuatro empresas con perfiles de riesgo bien diferenciados.

Además, integra en un mismo análisis varias metodologías complementarias (event study, regresión OLS con tres especificaciones, análisis de series temporales, optimización de carteras y técnicas de Machine Learning que permiten responder a la pregunta de investigación desde varios ángulos a la vez).

3. Datos y metodología

Este capítulo cierra la parte preliminar del trabajo y sirve como puente hacia el análisis empírico. La idea es dejar meridianamente claro tres aspectos: de dónde provienen los datos, cómo se han procesado para llegar a hacerlos comparables y qué técnicas estadísticas serán las utilizadas en los capítulos que siguen. En la sección 3.1 se explican las fuentes de datos y se detallan las características de los siete activos objeto de estudio. La 3.2 explica cómo se ha pasado de los precios originales a los retornos logarítmicos diarios que usa todo el análisis. La 3.3 define con precisión qué se entiende por "shock" del Brent, ya que esa definición condiciona todo lo que viene después. La 3.4 resume los métodos estadísticos (event study, regresión OLS, análisis de series temporales, optimización de carteras). Y la 3.5 expone honestamente las limitaciones metodológicas que conviene tener presentes al leer los resultados.

3.1. Fuentes de datos y activos analizados

3.1.1. Los siete activos

El estudio se construye a partir de siete series financieras con frecuencia diaria. Cuatro son acciones de petroleras estadounidenses, una es el precio del crudo Brent, y las otras dos son índices que actúan como variables de control del mercado. La elección de estas cuatro empresas responde a un criterio deliberado, no a la simple disponibilidad de datos. En primer lugar, las cuatro son de capitalización suficiente para garantizar liquidez y cobertura continua durante los 35 años del estudio, lo que descarta sesgos de supervivencia o de iliquidez. En segundo lugar, y más importante, se han seleccionado precisamente porque representan dos modelos de negocio contrapuestos dentro del mismo sector: XOM y CVX son las dos petroleras integradas estadounidenses de mayor capitalización, hacen de todo dentro del negocio del petróleo, desde la exploración inicial hasta la venta del combustible en gasolineras. Esa diversificación les da cierto efecto amortiguador frente a los movimientos del crudo. Mientras que COP y OXY son empresas puras de exploración y producción. COP, por su parte: tras la escisión de su división de refino en 2012 (que dio lugar a Phillips 66), se quedó exclusivamente con la actividad de exploración y producción, lo que la hace más directamente sensible al precio del Brent. Y OXY representa el perfil de mayor riesgo del grupo: empresa centrada también en exploración y producción, pero históricamente más

apalancada y con una caída del 76,41% en una sola sesión que la convierte en un caso especial.

Esta contraposición es justamente lo que permite contrastar la hipótesis central del trabajo sobre el papel del perfil de negocio en la transmisión de los shocks: si se hubieran elegido cuatro empresas del mismo tipo, no sería posible aislar el efecto amortiguador de la integración vertical. Por último, las cuatro cotizan en el mismo mercado (NYSE) y en la misma divisa (dólar), lo que evita introducir ruido por tipo de cambio o por diferencias regulatorias entre países.

Además la elección de la serie del Brent no es arbitraria. Frente al precio spot, se ha optado por el contrato de futuros continuo del Brent (BRN00-IFEU) por tres motivos. En primer lugar, es la referencia que realmente utilizan los mercados financieros para negociar y cubrir exposición al crudo: cuando un inversor o una empresa toma posiciones sobre el petróleo, lo hace sobre los futuros de ICE Futures Europe, no sobre el spot físico, por lo que esta serie refleja mejor el precio relevante desde el punto de vista de una estrategia de inversión, que es el enfoque de este trabajo. En segundo lugar, el contrato continuo enlaza automáticamente los sucesivos vencimientos en una única serie homogénea y sin saltos artificiales, lo que evita las rupturas que se producirían al encadenar manualmente contratos individuales y garantiza una serie de retornos coherente a lo largo de los 35 años. Y en tercer lugar, FactSet ofrece esta serie con calidad institucional, ampliamente utilizada en el ámbito profesional y académico, lo que aporta fiabilidad y replicabilidad al análisis. Por todo ello, BRN00-IFEU resulta más adecuado para los objetivos de este trabajo que el precio spot diario, más orientado al mercado físico que al financiero.

Por último, el estudio incorpora dos índices que actúan como variables de control del entorno de mercado, y su elección tampoco es casual. El S&P 500 se incluye como representación del mercado de renta variable estadounidense en su conjunto: dado que las cuatro petroleras cotizan en Estados Unidos, este índice captura el componente de riesgo sistémico o "de mercado" que afecta a cualquier acción con independencia del sector, y permite por tanto separar cuánto del movimiento de las petroleras se debe al petróleo y cuánto al comportamiento general de la bolsa. Esta distinción es central en el trabajo, ya que uno de sus principales hallazgos es precisamente que las petroleras pesan más como acciones de mercado que como apuesta al crudo. El VIX, por su parte, se incorpora como medida del miedo o la incertidumbre del mercado: es el índice de volatilidad implícita del propio S&P

500 y se dispara en los episodios de pánico, por lo que resulta imprescindible para dos partes del análisis. Por un lado, sirve para comprobar si la incertidumbre aporta información adicional a la hora de explicar los retornos de las petroleras (modelo 3 del capítulo 5); por otro, es el activo sobre el que se construye la estrategia de cobertura del capítulo 6. Se han elegido estos dos índices, y no otros, porque son los estándares de referencia universalmente aceptados para medir, respectivamente, el mercado estadounidense y su volatilidad esperada, lo que garantiza comparabilidad con la literatura previa.

La tabla 3.1 resume las características de los siete activos.

Tabla 3.1. Activos analizados y fuentes de datos

Ticker	Nombre	Sector / Tipo	Mercado	Fuente
XOM	ExxonMobil Corp.	Petrolera integrada	NYSE	FactSet
CVX	Chevron Corp.	Petrolera integrada	NYSE	FactSet
COP	ConocoPhillips	E&P pura	NYSE	FactSet
OXY	Occidental Petroleum	E&P alto riesgo	NYSE	FactSet
Brent	Brent Crude Oil (Spot)	Commodity	ICE Futures Europe	FactSet
VIX	CBOE Volatility Index	Volatilidad implícita	CBOE	FactSet
S&P 500	Standard & Poor's 500	Índice de referencia	NYSE / NASDAQ	FactSet

3.1.2. Fuentes y periodo muestral

Los precios de cierre ajustado de las acciones, del S&P 500 y del VIX se descargaron de FactSet. Este es probablemente el repositorio más utilizado para series financieras diarias, y tiene una ventaja importante: el precio "ajustado" ya incorpora los ajustes por dividendos y splits, lo que evita rupturas artificiales en la serie de retornos.

Los precios del Brent se han obtenido de FactSet, de la serie Brent Crude Oil (IFEU \$/bbl) Continuous (BRN00-IFEU), que corresponde al contrato de futuros continuo del crudo Brent negociado en ICE Futures Europe (IFEU), expresado en dólares por barril.

El periodo va del 2 de enero de 1990 al 14 de enero de 2026, aproximadamente 36 años naturales. Tras alinear los calendarios bursátiles (los días en que coinciden las sesiones de los mercados implicados) resultan 9.075 observaciones diarias por serie. Conviene matizar un

detalle que será relevante más adelante: de esas 9.075 fechas del panel, el precio del Brent solo permite calcular retorno válido en 9.069 días. Los 6 días restantes corresponden a la primera observación de la serie (sin precio anterior para calcular el retorno) y a algunos festivos europeos en los que el Brent no cotizó aunque los mercados estadounidenses sí. Por eso los análisis basados específicamente en el crudo (la definición de shocks, el modelo ARIMA o la autocorrelación) trabajan sobre 9.069 observaciones, mientras que la cifra global de la muestra es de 9.075 días. La fecha de inicio viene marcada por la disponibilidad del VIX: el cálculo retrospectivo que hizo el CBOE empieza en los primeros noventa, así que antes simplemente no hay datos. La elección de un periodo tan extenso responde al objetivo de que el análisis recoja regímenes muy distintos del mercado del crudo: el colapso de 1998, el superciclo 2003-2008, la crisis financiera, el derrumbe de 2014-2016, la pandemia y la recuperación posterior. Esto permite comprobar si las relaciones estimadas son robustas a lo largo del tiempo o si dependen mucho del contexto.

3.2. Tratamiento de datos y cálculo de retornos

3.2.1. Alineación de calendarios

Antes de calcular nada, hay que tener cuidado con un detalle que parece menor pero tiene consecuencias: los mercados no abren los mismos días. Los festivos americanos (Día de Acción de Gracias, 4 de julio) afectan a las acciones y al VIX pero no al Brent; los festivos europeos (Viernes Santo, San Esteban) afectan al Brent pero no a los mercados americanos. Si simplemente se rellenan los días sin datos con el último precio conocido, se introducen retornos de cero ficticios que distorsionarían el análisis.

Para evitarlo se aplica un inner join sobre las fechas, es decir, se conservan únicamente los días en los que las siete series tienen cotización válida. Este es el procedimiento estándar en este tipo de análisis y garantiza que cada observación del panel final sea una observación real, no una imputación artificial.

3.2.2. Por qué retornos logarítmicos

A partir de los precios de cierre ajustado se calculan retornos logarítmicos diarios mediante la fórmula $r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{(t-1)}}\right)$. Podría haberse usado el retorno simple $R_t = \left(\frac{P_t - P_{(t-1)}}{P_{(t-1)}}\right)$, pero el retorno logarítmico tiene varias ventajas que justifican su uso en prácticamente toda la literatura financiera.

La primera ventaja es la aditividad. Si un activo gana un 5% y al día siguiente pierde un 5%, el retorno simple compuesto no es cero (se queda en -0,25%). Con retornos logarítmicos sí lo es, lo que facilita mucho la agregación a horizontes más largos. La segunda ventaja es la simetría: una ganancia de +10% logarítmica es exactamente la inversa de una pérdida del -10% logarítmica, lo cual no ocurre con los retornos simples. Y la tercera es que la distribución del retorno logarítmico se aproxima mejor a la normalidad bajo ciertos supuestos (Tsay, 2010), aunque, como se verá en el capítulo 4, esta aproximación dista mucho de ser exacta en la práctica.

El cálculo se aplica a las siete series y genera los vectores r_{XOM} , r_{CVX} , r_{COP} , r_{OXY} , r_{BRENT} , r_{VIX} y r_{SP500} . La primera observación se pierde inevitablemente al calcular el retorno (no hay precio anterior), y el número de retornos válidos del Brent hace que quede un panel final de 9.069 observaciones por serie.

3.3. Definición de shock del Brent

3.3.1. ¿Qué se considera un shock?

Definir qué es un shock es una decisión clave porque condiciona todo el análisis posterior, especialmente el event study del capítulo 5. La literatura emplea principalmente dos criterios cuantitativos: el de percentiles (clasificar como shock todo movimiento por encima o por debajo de un cuantil determinado de la distribución histórica) y el de desviaciones típicas (movimientos que se alejan más de k desviaciones de la media, habitualmente k=2 o 3). En el trabajo se utiliza el criterio de percentil: un día t se clasifica como shock positivo del Brent si su retorno logarítmico supera el percentil 95 de la distribución completa (1990-2026); como shock negativo si está por debajo del percentil 5; y como día normal en cualquier otro caso. Formalmente:

$$S_t = +1 \text{ si } r_{BRENT,t} > P95(r_{BRENT})$$

$$S_t = -1 \text{ si } r_{BRENT,t} < P5(r_{BRENT})$$

$$S_t = 0 \text{ en cualquier otro caso}$$

La elección del percentil frente al criterio de desviaciones típicas tiene dos razones. La primera es que el percentil no es paramétrico: no asume ninguna forma concreta para la distribución de los retornos, lo cual es importante porque en el capítulo 4 se verá que la

distribución del Brent no es normal. La segunda es que, por construcción, garantiza un número equilibrado de eventos en cada cola (en torno al 5% por categoría), lo que asegura potencia estadística suficiente para los contrastes del capítulo 5.

Conviene matizar que esta definición estadística capta cualquier shock extremo del Brent, con independencia de su origen (geopolítico, de oferta, de demanda o financiero). El término 'geopolítico' del título se emplea en sentido amplio, pues, como se verá, la mayoría de los shocks extremos del periodo coinciden con crisis geopolíticas o macroeconómicas identificables.

3.3.2. Cuántos shocks resultan y dónde se concentran

Al aplicar este criterio sobre las 9.069 observaciones de retorno válido del Brent se obtienen dos umbrales prácticamente simétricos: aproximadamente +3,3% para los shocks positivos y -3,5% para los negativos. Por tanto, un día se clasifica como shock cuando el Brent se mueve más de un 3,3%-3,5% en valor absoluto. Al final se recuperan unos 454 shocks positivos y 454 negativos a lo largo del tiempo (35 años), y en un mismo sentido, la mayoría de los shocks se concentran en grandes crisis: la guerra del Golfo Pérsico 1990-1991, la crisis financiera en Asia 1998, la gran crisis financiera del 2008-2009, el abrupto desplome del crudo 2014-2016 y la pandemia COVID-19 del 2020.

3.4. Métodos estadísticos y econométricos

3.4.1. Análisis descriptivo (capítulo 4)

La primera parte del análisis es la estadística descriptiva. Para cada una de las siete series se calculan los cuatro siguientes momentos: la media, la desviación típica, la asimetría (skewness) y la curtosis (kurtosis). Se pone a prueba la normalidad de las distribuciones con el test de Jarque-Bera (Jarque y Bera, 1987) que combina las asimetrías y las curtosis observadas en los cálculos anteriores en comparación a los valores que tendrían si fuesen normales (0 y 3 respectivamente). Adicionalmente se calcula la matriz de correlaciones de Pearson, prestando especial atención a tres bloques: las correlaciones entre las cuatro petroleras (que indican el grado de diversificación posible dentro del sector), las correlaciones acción-Brent (que miden la exposición pura al commodity) y las correlaciones VIX-S&P 500 y VIX-Brent (que serán la base teórica de la cobertura del capítulo 6).

3.4.2. Event study (capítulo 5)

La metodología del event study sigue el procedimiento estándar descrito por MacKinlay (1997) y ya esbozado en el marco teórico (apartado 2.3.2). En primer lugar, se estima el modelo de mercado de Sharpe (1964) para cada acción:

$$r_{it} = \alpha_i + \beta_i \cdot r_{M,t} + \varepsilon_{it}$$

donde r_{it} es el retorno de la acción i en el día t , $r_{M,t}$ es el retorno del S&P 500 ese mismo día, α_i es el intercepto, β_i es la sensibilidad sistemática al mercado y ε_{it} es el término de error. Los parámetros α y β se estiman por mínimos cuadrados ordinarios (OLS) sobre toda la muestra. A continuación, para cada día t se calcula el retorno anormal como la diferencia entre lo que el activo realmente hizo ese día y lo que el modelo predice que "debería" haber hecho:

$$AR_{it} = r_{it} - \left(\hat{\alpha}_i + \hat{\beta}_i \cdot r_{M,t} \right)$$

Finalmente se calculan los retornos anormales acumulados (CAR) sumando los AR diarios en tres ventanas alrededor del día del shock: $[-1,+1]$, $[-5,+5]$ y $[-10,+10]$. Para cada empresa y cada tipo de shock (positivo o negativo) se reporta el CAR promedio sobre los 454 eventos, lo que permite comparar de forma directa la reacción de cada acción y la dinámica temporal del ajuste.

3.4.3. Modelos de regresión OLS (capítulo 5)

Para cuantificar la sensibilidad de cada acción a sus principales factores sistemáticos se estiman tres modelos OLS de complejidad creciente, replicando la lógica habitual en la literatura empírica del sector (Sadorsky, 1999; Park y Ratti, 2008). Para cada acción i :

$$\text{Modelo 1: } r_{it} = \alpha_i + \beta_{BRENT} \cdot r_{BRENT,t} + \varepsilon_{it}$$

$$\text{Modelo 2: } r_{it} = \alpha_i + \beta_{BRENT} \cdot r_{BRENT,t} + \beta_{SP500} \cdot r_{SP500,t} + \varepsilon_{it}$$

$$\text{Modelo 3: } r_{it} = \alpha_i + \beta_{BRENT} \cdot r_{BRENT,t} + \beta_{SP500} \cdot r_{SP500,t} + \beta_{VIX} \cdot r_{VIX,t} + \varepsilon_{it}$$

La idea de estimar los tres es comparar el R^2 ajustado de cada uno y ver qué aporta cada variable adicional. Los errores estándar se calculan con corrección robusta a heterocedasticidad (White, 1980), que es el procedimiento estándar para series financieras de alta frecuencia y evita inferencia incorrecta cuando la varianza no es constante.

3.4.4. Análisis de series temporales (capítulo 5)

El análisis dinámico de las series se apoya en cuatro herramientas complementarias, todas ellas usadas habitualmente en análisis de series financieras. Primero, el test aumentado de Dickey-Fuller (Dickey y Fuller, 1979) para verificar la estacionariedad de los retornos, requisito previo para que los modelos OLS y los contrastes posteriores no produzcan resultados falsos. Segundo, la metodología de Box-Jenkins (Box, Jenkins y Reinsel, 2015) para identificar un modelo ARIMA sobre el Brent a partir de las funciones de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF), complementada con el test de Ljung-Box para contrastar si hay una estructura temporal estadísticamente significativa frente a la hipótesis nula de ruido blanco. Tercero, los contrastes de causalidad de Granger (1969) en un marco VAR, que ayudan a responder a la pregunta de quién predice a quién entre el Brent y las acciones, cuestión central del trabajo que sus resultados resultan, como se verá en el capítulo 5, contraintuitivos. Y cuarto, la autocorrelación de primer orden de los retornos como evidencia indirecta de predictibilidad (modelo AR(1)) y la de los retornos al cuadrado como prueba del clustering de volatilidad documentado por Cont (2001).

3.4.5. Optimización de carteras (capítulo 6)

En el capítulo 6 se construyen tres carteras compuestas exclusivamente por las cuatro acciones petroleras: la equiponderada (25% en cada una), la cartera de mínima varianza global y la cartera de máximo ratio de Sharpe. Las dos últimas se obtienen por optimización numérica sobre la frontera eficiente de Markowitz (1952), descrita en el apartado 2.4. La cartera de mínima varianza resuelve:

$$\min_w w^T \Sigma w \quad \text{sujeto a : } w^T 1 = 1, \quad w_i \geq 0 \quad \forall i$$

donde w es el vector de pesos de los cuatro activos y Σ es la matriz de varianzas-covarianzas estimada sobre toda la muestra. La cartera de máximo Sharpe maximiza el cociente $S = \frac{E(r_p) - r_f}{\sigma_p}$ sobre el simplex de pesos no negativos que suman uno. La restricción $w_i \geq 0$ prohíbe las posiciones cortas, lo cual reproduce un escenario realista para inversores minoristas e incluso para muchos inversores institucionales que tienen mandatos sin short selling.

3.4.6. Estrategia de cobertura con VIX (capítulo 6)

La estrategia de cobertura se evalúa mediante un análisis de escenarios condicional. Concretamente, se simulan cinco escenarios distintos (shock moderado, fuerte y extremo del Brent, el percentil 5 histórico real y un escenario alcista) y se compara el rendimiento de la cartera de mínima varianza sin cobertura frente al de la misma cartera con un porcentaje pequeño asignado al VIX. La idea es cuantificar cuántos puntos básicos de pérdida ahorraría la cobertura en cada caso. El análisis se hace sobre el spot del VIX, sin incorporar los costes operativos reales de los futuros o ETFs referenciados, una limitación que se discute en detalle en el propio capítulo 6.

3.4.7. Modelo predictivo de Machine Learning (capítulo 7)

Para cerrar el análisis se incluye una exploración con técnicas de Machine Learning, no como objetivo principal sino como una forma de validar si los patrones detectados en el event study y en el análisis de correlaciones tienen realmente capacidad predictiva. Se entrena un modelo de clasificación binaria, Random Forest (Breiman, 2001) para predecir si el día siguiente se producirá una subida fuerte del Brent. La elección de este algoritmo responde a tres motivos: funciona bien con datos financieros ruidosos, no exige normalidad de las variables (que en el capítulo 4 se comprueba que no se cumple) y permite estimar la importancia relativa de cada variable predictora. Las features son doce variables construidas sobre la hoja ML DATA del Excel: rezagos del retorno del Brent, volatilidades rolling, momentum, nivel del VIX y spread Brent-S&P 500. La división de los datos es estrictamente temporal (70% train / 30% test sin shuffle) para evitar cualquier filtración de información futura.

3.5. Supuestos y limitaciones metodológicas

Antes de pasar a los resultados conviene ser honestos sobre los principales supuestos del marco metodológico y las limitaciones que conllevan. Esto no es opcional: cualquier trabajo cuantitativo serio debe explicitar dónde están sus puntos débiles para que el lector pueda interpretar correctamente los resultados.

- El análisis trabaja con frecuencia diaria. Esto maximiza el número de observaciones y permite captar reacciones de corto plazo, pero deja fuera dinámicas de baja frecuencia (ciclos plurianuales) que podrían explorarse con datos mensuales o trimestrales en una extensión futura del trabajo.

- El modelo de mercado utilizado en el event study asume que α y β son estables a lo largo de todo el periodo. Esto es una simplificación: la literatura ha documentado cambios estructurales en el sector energético, especialmente en torno a 2008 y 2014. Una mejora del análisis sería estimar los parámetros con ventanas móviles o subperiodos.
- Los modelos OLS asumen exogeneidad estricta de las variables explicativas. Si los movimientos bursátiles anticipasen información sobre la oferta o la demanda de petróleo, podría haber endogeneidad. El análisis de causalidad de Granger del apartado 3.4.4 ayuda a evaluar parcialmente esta cuestión.
- La estrategia de cobertura se evalúa sobre el spot del VIX, sin incorporar los costes operativos asociados al uso de futuros (contango, roll-over) o ETFs (comisiones). En la práctica, estos costes reducen significativamente el atractivo de la estrategia.
- Por último, todos los resultados son específicos al universo de cuatro empresas estadounidenses analizado y al periodo 1990-2026. Generalizar a otras compañías, otros mercados geográficos o periodos futuros debe hacerse con precaución, particularmente teniendo en cuenta la creciente importancia de los factores ESG y la transición energética.

Con estas precauciones en mente, los capítulos 4 a 7 desarrollan el análisis empírico siguiendo la metodología descrita.

4. Análisis estadístico descriptivo

Antes de empezar con los modelos econométricos y el event study, conviene visualizar rigurosamente los datos. ¿Cómo se reparten los retornos? ¿Qué tan extremo es cada activo? ¿Cuánto se mueven juntos? Las respuestas a estas cuestiones no son un trámite descriptivo: marcan toda la interpretación posterior y determinan qué metodologías son válidas y cuáles no. Por ejemplo, si los retornos no son normales, cualquier modelo que asuma normalidad va a fallar precisamente en los momentos que más importan, los de pérdidas extremas. Por eso este capítulo dedica espacio a describir bien las cosas antes de pasar a los resultados centrales del trabajo.

El capítulo se organiza en cinco apartados. El 4.1 examina los estadísticos básicos de las siete series de retornos. El 4.2 analiza la matriz de correlaciones entre activos. El 4.3 mira cómo cambian esas correlaciones cuando el mercado está en crisis. El 4.4 cataloga los outliers y revisa los diez mayores movimientos del Brent en la historia de la muestra. Y el 4.5 cierra el capítulo con la síntesis de las cinco ideas que se van a usar de aquí en adelante.

4.1. Estadísticas descriptivas de los retornos

4.1.1. Rentabilidad y riesgo: lo básico

La tabla 4.1 recoge los principales estadísticos de las siete series de retornos logarítmicos diarios calculadas sobre las 9.075 observaciones (9.069 en el caso del Brent) del periodo 1990-2026.

Tabla 4.1. Estadísticas descriptivas de los retornos logarítmicos diarios (1990-2026)

Estadístico	XOM	CVX	COP	OXY	Brent	VIX	S&P 500
Media diaria	0,026%	0,025%	0,026%	0,012%	0,013%	-0,0003%	0,033%
Desv. típica diaria	1,57%	1,65%	1,99%	2,39%	2,28%	6,80%	1,14%
Asimetría	-0,04	-0,37	-0,39	-3,36	-0,83	+0,98	-0,36
Curtosis (exceso)	7,97	17,48	11,78	124,19	13,92	6,81	10,89
Mínimo	-15,03%	-25,01%	-28,56%	-76,41%	-27,98%	-44,24%	-12,77%
Máximo	+15,86%	+20,49%	+22,49%	+29,04%	+19,08%	+76,82%	+10,96%
Ret. anualizado	+6,51%	+6,30%	+6,47%	+3,14%	+3,24%	-0,08%	+8,21%
Vol. anualizada	24,92%	26,17%	31,58%	37,94%	36,25%	107,98%	18,07%
Ratio de Sharpe	0,261	0,241	0,205	0,083	0,089	-	0,455

Ratio de Sharpe calculado con tasa libre de riesgo nula. Esta simplificación es habitual en estudios empíricos que comparan activos entre sí: como la misma r_f se restaría a todos los retornos, el ranking relativo de Sharpe entre activos no se ve afectado, aunque los valores absolutos serían algo inferiores con una r_f positiva. Volatilidad anualizada multiplicando la desviación típica diaria por $\sqrt{252}$.

En cuanto a lo más visible: las rentabilidades anualizadas de las cuatro petroleras están entre el 3,14% de OXY y el 6,51% de XOM. Todas ellas por debajo del 8,21% del S&P 500 durante el mismo periodo. Es decir, en 35 años una inversión simple y pasiva en el mercado amplio habría dado más rentabilidad que cualquiera de las cuatro acciones petroleras individuales. Esto ya es un primer aviso interesante: invertir en petroleras no ha sido especialmente buen negocio históricamente, sobre todo si se compara con simplemente comprar el índice general.

En cuanto al riesgo, las volatilidades anualizadas suben de forma ordenada según el perfil de cada empresa: XOM (24,92%), CVX (26,17%), COP (31,58%) y OXY (37,94%). Esto reproduce exactamente la jerarquía de perfiles empresariales que se describió en el capítulo 3. Las dos integradas más grandes son las más estables, y OXY (la más apalancada y la de menor capitalización) es la más volátil del grupo, hasta el punto de superar al propio Brent al contado (36,25%). El VIX, por su naturaleza, tiene un comportamiento singular: su volatilidad diaria del 6,80% es cinco veces mayor que la del S&P 500, lo cual tiene todo el sentido porque el VIX mide precisamente la volatilidad esperada de ese índice.

Si se combinan rentabilidad y riesgo en el ratio de Sharpe se obtiene una clasificación muy clara: S&P 500 (0,455) por encima de XOM (0,261), CVX (0,241), COP (0,205) y, en último lugar, OXY (0,083). Es decir, ajustando por riesgo, ninguna de las cuatro petroleras compensa lo que cuesta tenerlas frente a una inversión diversificada en el mercado general. El caso de OXY es especialmente llamativo: su Sharpe ratio es prácticamente nulo, lo que significa que el pequeño retorno que aporta no compensa la volatilidad que genera. Esta idea conecta directamente con lo que dirá Nandha y Faff (2008): comprar acciones petroleras individuales no es una forma eficiente de invertir en el sector energético.

4.1.2. Asimetría y curtosis: por qué los retornos no son normales

Los dos momentos siguientes : asimetría y curtosis son los que realmente evidencian algo importante sobre la naturaleza de estas series. La asimetría mide hacia qué lado se desvía la distribución: si es negativa, hay más probabilidad de pérdidas extremas que de ganancias extremas, y si es positiva, al revés. En las cuatro petroleras, en el Brent y en el S&P 500 todas las asimetrías son negativas, lo que significa que en estos mercados las caídas grandes son

más frecuentes que las subidas grandes equivalentes. Esto, aunque suena un poco contraintuitivo, es algo que se observa de forma sistemática en finanzas y que Cont (2001) ya describió como uno de los stylized facts de los retornos.

El caso que sobresale por completo es el de OXY, con una asimetría de -3,36. Para que se entienda lo extremo de este valor: la asimetría de una distribución normal es cero, y valores en torno a -0,3 o -0,4 ya se consideran señales claras de asimetría negativa. Un valor de -3,36 es algo casi anormal incluso para series financieras. Esto se explica por un único episodio que ya se mencionó en el capítulo 1: el desplome del 9 de marzo de 2020. Se volverá sobre él al hablar de outliers, pero un solo día puede deformar tanto una distribución de 9.000 observaciones.

La curtosis es todavía más ilustrativa. La curtosis, mide cuánto se sale de lo normal una serie: cuanto mayor sea, más a menudo aparecen movimientos bruscos, esos días en los que el precio se dispara o se hunde mucho más de lo habitual. Para una distribución normal, la curtosis es 3 (o el exceso de curtosis es cero). Las cifras de la tabla 4.1 son un caso distinto: XOM tiene una curtosis en exceso de casi 8, CVX de 17, COP de 12 y OXY se va a 124. Para ponerlo en perspectiva, esto significa que las colas de OXY son aproximadamente cuarenta veces más pesadas que las de una distribución normal de su misma volatilidad. Es decir, eventos extremos que la normal diría que ocurren cada cien años en realidad ocurren cada pocos años en esta serie.

Esto no es un detalle estadístico anodino. Tiene tres consecuencias prácticas importantes. Primero, cualquier modelo de gestión del riesgo que asuma normalidad (como el VaR paramétrico clásico) va a subestimar de forma sistemática la probabilidad de pérdidas extremas en estos activos. Segundo, aunque el event study que se aplicará en el capítulo 5 no requiere que los retornos sean normales para ser válido, sí conviene interpretar los CARs con cuidado cuando proceden de muestras con curtosis tan altas. Y tercero, la decisión metodológica del capítulo 3 de usar percentiles en lugar de desviaciones típicas para definir los shocks queda más justificada: trabajar con percentiles no asume normalidad, mientras que el criterio de " 2σ " sí lo hace y daría resultados engañosos en estos datos.

4.2. Matriz de correlaciones

Una vez conocido el perfil individual de cada activo, el siguiente paso es ver cómo se mueven los unos con respecto a los otros. Esto se hace con la matriz de correlaciones de

Pearson, que recoge la asociación lineal por pares entre las siete series. La tabla 4.2 muestra los valores calculados sobre el periodo completo.

Tabla 4.2. Matriz de correlaciones de Pearson, periodo completo (1990-2026)

	XOM	CVX	COP	OXY	Brent	VIX	S&P 500
XOM	1,000	0,791	0,711	0,647	0,364	-0,418	0,584
CVX	0,791	1,000	0,742	0,651	0,399	-0,413	0,586
COP	0,711	0,742	1,000	0,681	0,435	-0,378	0,524
OXY	0,647	0,651	0,681	1,000	0,407	-0,354	0,493
Brent	0,364	0,399	0,435	0,407	1,000	-0,124	0,165
VIX	-0,418	-0,413	-0,378	-0,354	-0,124	1,000	-0,714
S&P 500	0,584	0,586	0,524	0,493	0,165	-0,714	1,000

Correlaciones calculadas sobre la totalidad de la muestra alineada (9.069 observaciones con retorno válido del Brent).

4.2.1. Las cuatro petroleras se mueven todas a la vez

En la matriz lo primero que destaca son las correlaciones de las cuatro acciones petroleras: están en un rango entre 0,647 (XOM-OXY) y 0,791 (XOM-CVX), con una media muy cerca de 0,70. Esto indica que las cuatro acciones se comportan más o menos de la misma manera la mayor parte del tiempo. Para todo inversor que quisiera diversificar en el sector petrolero, es una mala noticia: la propia idea de la diversificación se basa en mezclar activos que no vayan a la par, y aquí lo hacen prácticamente los cuatro.

Dentro del bloque, el par con mayor correlación es XOM-CVX (0,791), lo cual tiene todo el sentido: son las dos petroleras integradas más grandes del mercado americano, con perfiles de negocio prácticamente idénticos. En el otro extremo, las correlaciones de OXY con el resto son las más bajas del bloque (entre 0,647 y 0,681). Esto encaja con lo que ya se ha dicho varias veces: OXY tiene un perfil más particular (más apalancada, con operaciones de M&A puntuales, más expuesta a crisis individuales) que la aleja parcialmente del comportamiento medio del sector. Esa menor correlación ofrece cierto potencial de diversificación, pero como se verá en el capítulo 6, a costa de un riesgo individual mucho mayor.

4.2.2. Las acciones petroleras no son sustitutas del crudo

Pasamos a la columna del Brent. Sería razonable esperar que las acciones de petroleras tuvieran una correlación muy alta con el precio del crudo. Después de todo, su negocio depende directamente del precio del barril. Pero los datos muestran otra cosa: las

correlaciones acción-Brent están entre 0,364 (XOM) y 0,435 (COP). Son correlaciones positivas, sí, pero solo moderadas.

Para entender qué significa esto en términos prácticos, basta con elevar al cuadrado esas correlaciones: el precio del crudo solo explica entre el 13% y el 19% de la varianza diaria de los retornos de las cuatro petroleras. Es decir, más del 80% del movimiento diario de estas acciones se debe a otras cosas que no son el Brent. Este resultado tiene una conclusión bastante clara: comprar acciones petroleras como apuesta al alza del crudo es una estrategia bastante ineficiente. Lo que se está comprando en realidad es exposición al mercado de renta variable general (cuyas correlaciones con las cuatro acciones están entre 0,493 y 0,586, claramente más altas que las del Brent) con un pequeño componente añadido de exposición al petróleo. Para quien realmente quiera apostar por el barril hay vehículos mucho más directos, como los ETFs sobre futuros del Brent.

4.2.3. El VIX y el S&P 500: la base de la cobertura

La última correlación que comentar es la del VIX con el S&P 500: -0,714. Es de las más fuertes de toda la matriz y confirma el carácter de "investor fear gauge" que Whaley (2000) le atribuyó al VIX. Cuando el mercado cae, el miedo se dispara y el VIX sube con fuerza. Cuando el mercado se recupera, el VIX baja. Esa relación negativa tan estable es lo que justifica que el VIX se use como cobertura de carteras de renta variable, idea que se desarrollará en el capítulo 6.

Pero hay un matiz importante: la correlación VIX-Brent es solo de -0,124. Mucho más débil. Esto significa que el VIX no es una cobertura directa del crudo, sino una cobertura del mercado general. Cuando hay un shock negativo del Brent que coincide con una crisis sistémica del mercado (como pasó en marzo de 2020, en 2008 o durante la guerra de Ucrania), el VIX se dispara y funciona como hedge. Pero si el shock del Brent fuera puramente sectorial (por ejemplo, un anuncio inesperado de la OPEP en un día tranquilo de bolsa) el VIX podría no reaccionar mucho. Esta sutil diferencia condiciona la eficacia real de la cobertura que se planteará más adelante.

4.3. ¿Cómo cambian las correlaciones en momentos de crisis?

La matriz de correlaciones de la tabla 4.2 es un promedio sobre 35 años. Pero los mercados no se comportan igual en todos los momentos: una correlación calculada sobre períodos tranquilos puede ser muy distinta de la que existe durante una crisis. Para mirar esto se han

calculado las correlaciones entre cada acción y el Brent separando los días según tres regímenes: días de shock positivo, días de shock negativo y días normales. Los resultados aparecen en la tabla 4.3.

Tabla 4.3. Correlación acción-Brent por régimen de mercado

Régimen	XOM-Brent	CVX-Brent	COP-Brent	OXY-Brent	N obs
Periodo completo	0,364	0,399	0,435	0,407	9.069
Shock positivo (P95)	0,113	0,181	0,212	0,142	454
Shock negativo (P5)	0,217	0,276	0,288	0,346	454
Días normales	0,285	0,299	0,337	0,319	8.161

Nota: en sombreado las correlaciones más elevadas, correspondientes a los días de shock negativo del Brent.

El patrón es muy claro y robusto en las cuatro acciones: las correlaciones con el Brent son sistemáticamente más altas durante los shocks negativos que durante los positivos. El caso más extremo es OXY, que pasa de 0,142 en shocks positivos a 0,346 en negativos (un aumento del 145%, prácticamente el doble y medio). En XOM la diferencia es menor pero sigue siendo significativa: 0,113 frente a 0,217.

Este fenómeno tiene un nombre en la literatura financiera: *correlation breakdown o asymmetric dependence*. Lo documentaron Longin y Solnik (2001) para mercados internacionales de renta variable y, en el contexto energético, Arouri et al. (2011). La idea es sencilla pero incómoda: las correlaciones suben justo en los peores momentos, que es precisamente cuando uno necesitaría que la diversificación funcionase.

Para un inversor, esto tiene implicaciones muy concretas. Durante los periodos tranquilos, combinar las cuatro petroleras reduce riesgo de forma razonable porque sus correlaciones son moderadas. Pero en los momentos de crisis del petróleo las correlaciones se disparan y se acercan a 1, así que las cuatro acciones se mueven prácticamente como una sola. Es decir, una cartera "diversificada" dentro del sector energético deja de estar diversificada justo cuando más falta hace. La conclusión práctica es que para protegerse de verdad no basta con mezclar varias petroleras: hay que combinarlas con activos cuya correlación con el sector sea baja o incluso negativa en momentos de crisis (renta fija de calidad, oro, instrumentos sobre volatilidad como el VIX).

Hay además una implicación metodológica que conviene tener presente para el resto del trabajo. Los modelos de riesgo y de optimización de carteras que se calibran con correlaciones promedio (como la matriz de varianzas-covarianzas que se usará en el capítulo

6) subestiman estructuralmente el riesgo de cola y dan una falsa sensación de seguridad. Esta idea va a marcar el diseño de la estrategia de cobertura del capítulo 6, que se calibra pensando precisamente en cómo se comportan los activos durante los shocks negativos, no en su comportamiento promedio durante 35 años.

4.4. Eventos extremos: outliers y los diez peores días del Brent

4.4.1. Conteo de outliers por método

Para completar el análisis descriptivo conviene identificar de forma sistemática los valores atípicos (u outliers) en cada serie. Se utilizan dos criterios complementarios. El primero es la puntuación z (Z-score), que considera atípica cualquier observación situada a más de tres desviaciones típicas de la media. El segundo es el del rango intercuartílico (IQR), que considera atípica cualquier observación fuera del intervalo $[Q1 - 1.5 \cdot IQR, Q3 + 1.5 \cdot IQR]$. Los dos métodos miden cosas parecidas pero pueden alcanzar resultados un poco diferentes. La tabla 4.4 los recoge.

Tabla 4.4. Conteo de valores atípicos por serie y método

Variable	$Z > 3$	$Z < -3$	IQR alto	IQR bajo	Total atípicos	% de la muestra
XOM	50	62	178	210	388	4,28%
CVX	41	45	178	204	382	4,21%
COP	44	64	168	188	356	3,92%
OXY	59	57	219	254	473	5,21%
Brent	56	76	203	264	467	5,15%
VIX	96	31	264	124	388	4,28%
S&P 500	63	78	259	341	600	6,61%

OXY vuelve a destacar como la serie con mayor proporción de outliers entre las cuatro petroleras (5,21%), confirmando una vez más su perfil de riesgo extremo. El Brent y el S&P 500 también tienen porcentajes elevados (5,15% y 6,61%), mientras que XOM y CVX presentan los valores más bajos del grupo (en torno al 4,2%), lo que también encaja con su perfil más estable. Es interesante notar que casi todas las series tienen más outliers a la baja que al alza (especialmente claro en el Brent, con 76 outliers negativos por Z-score frente a 56 positivos), lo cual confirma de forma directa la asimetría negativa ya identificada en la tabla 4.1.

4.4.2. Los diez mayores movimientos del Brent en 35 años

Más allá del conteo agregado, es importante mirar uno por uno los eventos extremos concretos. La tabla 4.5 lista los diez mayores movimientos diarios del Brent durante el periodo muestral, ordenados por magnitud absoluta, e incluye la reacción simultánea de las cuatro petroleras y del S&P 500. Es la tabla más narrativa de todo el capítulo.

Tabla 4.5. Top 10 movimientos extremos del Brent y reacción de los activos

#	Fecha	r_{BRENT}	XOM	CVX	COP	OXY	S&P 500
1	21-abr-2020	-27,98%	-0,54%	-2,34%	-4,07%	-2,01%	-3,12%
2	17-ene-1991	-27,84%	+2,24%	-0,69%	-0,50%	-0,68%	+3,66%
3	09-mar-2020	-27,58%	-13,04%	-16,69%	-28,56%	-76,41%	-7,90%
4	17-dic-1990	-27,17%	+0,49%	+0,18%	+0,49%	+1,20%	-0,25%
5	02-abr-2020	+19,08%	+7,37%	+10,46%	+13,38%	+17,31%	+2,26%
6	11-dic-2008	+16,57%	-0,06%	+1,29%	-0,94%	+0,96%	-2,89%
7	24-abr-2020	+15,11%	+0,64%	+0,24%	-0,25%	-0,43%	+1,38%
8	22-oct-1990	-14,52%	-0,50%	-0,71%	-1,94%	-3,37%	+0,73%
9	18-mar-2020	-14,39%	-10,56%	-25,01%	-14,66%	-7,41%	-5,32%
10	09-mar-2022	-14,11%	-5,85%	-2,53%	-2,66%	+5,18%	+2,54%

En sombreado el episodio del 9 de marzo de 2020, en el que OXY registró la mayor caída diaria de toda la muestra (-76,41%).

La distribución de estos diez eventos en el tiempo dice mucho. Siete de ellos ocurrieron entre marzo y abril de 2020, en plena pandemia y desacuerdo OPEP-Rusia. Cuatro corresponden a la guerra del Golfo (1990-1991). Uno a la crisis financiera de 2008 (concretamente al rebote tras los mínimos). Y el último al inicio de la guerra de Ucrania en marzo de 2022. Es decir, los eventos extremos del Brent no se reparten uniformemente a lo largo de 35 años. Se agrupan en clusters asociados a crisis geopolíticas o macroeconómicas identificables. Esto encaja perfectamente con el clustering de volatilidad descrito por Cont (2001) y va a tener importancia más adelante: cuando llegue una crisis, los shocks no vienen solos, sino en cascada.

El día sombreado, el 9 de marzo de 2020 el Brent se hundió un 27,58% en una sola sesión, tras el fracaso del acuerdo entre la OPEP y Rusia sobre los recortes de producción. Las cuatro petroleras absorbieron el golpe de formas muy distintas: COP cedió un 28,56% y, sobre todo, OXY se desplomó un 76,41%. Esto último es importante: la mayor caída diaria de cualquier serie en todo el estudio. XOM y CVX, en cambio, "sólo" cayeron un 13,04% y un 16,69%

respectivamente. Esta diferencia tan grande entre las dos integradas y las dos E&P puras ilustra empíricamente lo que se viene anticipando desde la introducción: el efecto amortiguador de refino es real. El comportamiento extremo de OXY tiene además una explicación específica: la adquisición apalancada de Anadarko en 2019, que la dejó con una deuda enorme justo antes del shock. Es un buen ejemplo de cómo las decisiones de financiación corporativa pueden multiplicar el impacto de un shock sistémico.

Hay otro detalle de la tabla que apunta directamente a la descomposición de shocks de Kilian (2009) revisada en el capítulo 2. El 17 de enero de 1991, el Brent cayó un 27,84% por el inicio de la operación "Tormenta del Desierto", pero el S&P 500 subió un 3,66% y XOM un 2,24%. ¿Cómo puede caer el crudo tanto y subir la bolsa? Porque el mercado interpretó la rápida intervención militar como una reducción de la incertidumbre geopolítica. No era un shock negativo "puro" de demanda, sino la resolución de un shock previo de oferta. Esto demuestra que el mismo movimiento del precio puede tener efectos completamente distintos sobre los mercados según cuál sea su causa estructural, exactamente como predice Kilian.

4.5. Síntesis del análisis descriptivo

El análisis de este capítulo permite cerrar cinco ideas que van a guiar la continuación del trabajo.

Primera: ninguna de las siete series sigue una distribución normal. Las curtosis observadas (entre 6,81 del VIX y 124,19 de OXY) y las asimetrías negativas en las acciones petroleras dejan fuera cualquier modelo que asuma normalidad. Esto justifica completamente el criterio no paramétrico de percentiles para identificar shocks que se adoptó en el capítulo 3.

Segunda: OXY es el activo más extremo del grupo en prácticamente todas las dimensiones. Mayor volatilidad anualizada (37,94%), mayor curtosis (124,19), mayor proporción de outliers (5,21%) y, simultáneamente, peor ratio de Sharpe (0,083). Esto va a tener consecuencias muy directas en el capítulo 6: la cartera optimizada le va a asignar pesos muy reducidos o incluso cero.

Tercera: las correlaciones entre las cuatro petroleras son muy altas (alrededor de 0,7 de media), lo que limita seriamente las posibilidades de diversificación dentro del sector. Y las correlaciones acción-Brent son sorprendentemente moderadas (0,36-0,44), lo que significa que las acciones petroleras no son sustitutas eficientes del crudo. La mayor parte del riesgo de estas acciones viene del mercado general, no del petróleo.

Cuarta: las correlaciones acción-Brent suben sistemáticamente durante los shocks negativos, lo que es un caso clásico de correlation breakdown. El caso más extremo es OXY (0,346 frente a 0,142, un 145% más). Este patrón es importante para el diseño de la estrategia de cobertura del capítulo 6.

Quinta: los eventos extremos del Brent se concentran en clústeres asociados a crisis identificables (guerra del Golfo, crisis financiera 2008, COVID-19, guerra de Ucrania). Esta concentración temporal, junto con la fuerte heterogeneidad de respuestas entre las cuatro empresas, justifica el uso de la metodología del event study en el capítulo 5 para cuantificar de forma sistemática el impacto promedio de los shocks sobre cada acción.

5. Impacto de los shocks: event study, regresión y dinámica temporal

En este capítulo se aborda la parte central del análisis elaborado en el trabajo. Después de que en el capítulo cuatro se vea cómo se distribuyen los retornos de cada serie, ahora se mide el impacto real que tienen los shocks del Brent sobre las cuatro acciones petroleras. Para ello se usan tres herramientas que se complementan las unas a las otras. La primera es el event study, que nos permite cuantificar la reacción media de la acción en los días alrededor de un shock. Después están los tres modelos de regresión OLS planteados en el capítulo 3, que permiten descomponer cuánto influye el Brent, el mercado en general y la volatilidad en la explicación de los retornos diarios. Y en tercer lugar, la metodología del análisis de las series temporales, que estudia si los retornos son predecibles, pero sobre todo en qué dirección se transmite la información entre el petróleo y las acciones.

5.1. Event study: reacción de las acciones a los shocks del Brent

5.1.1. Estimación previa del modelo de mercado

Antes de calcular los retornos anormales hay que estimar el "comportamiento normal" esperado de cada acción. Esto se hace con el modelo de mercado descrito en el apartado 3.4.2, en el que cada retorno se relaciona con el del S&P 500 a través de la ecuación $r_{it} = \alpha_i + \beta_i \cdot r_{M,t} + \varepsilon_{it}$. Los parámetros se estiman por mínimos cuadrados sobre el total de la muestra (9.075 observaciones diarias entre 1990 y 2026). Los resultados están en la tabla 5.1.

Tabla 5.1. Parámetros del modelo de mercado (1990-2026)

Empresa	α (intercepto)	β (sensibilidad al S&P 500)	R ²
XOM	-0,0000	0,8055	0,3409
CVX	-0,0000	0,8491	0,3435
COP	-0,0000	0,9165	0,2749
OXY	-0,0002	1,0361	0,2435

Las betas calculadas siguen una lógica que se ajusta al perfil de cada empresa. XOM (0,81) y CVX (0,85) tienen betas <1, lo que demuestra que tienen una menor exposición al movimiento del mercado y por ello se comportan como activos relativamente defensivos dentro del sector. COP (0,92), por su parte, se sitúa cerca de la beta 1, y OXY (1,04) la supera, por lo que es la acción más agresiva del grupo. En cuanto a los R², están en un rango

de 0,24 a 0,34, que son unos resultados razonables, ya que indican que el mercado explica una parte importante, pero no todo, del comportamiento de cada una de las acciones. Eso deja un margen suficiente para que los retornos anormales que se calculan a continuación capten el efecto de los shocks del Brent y no simplemente movimientos del mercado en su conjunto.

5.1.2. CARs durante shocks positivos y negativos

Con los parámetros estimados se calculan los retornos anormales diarios (AR_{it}) para cada acción y, a partir de ellos, los retornos anormales acumulados (CAR) en tres ventanas de tiempo diferentes: tres días en torno al shock $[-1,+1]$, once días $[-5,+5]$ y veintidós días $[-10,+10]$. Para cada acción obtenemos los CAR promedios sobre los 454 shocks positivos y los 454 shocks negativos que habíamos identificado en la muestra. Los resultados están en la tabla 5.2.

Tabla 5.2. Retornos anormales acumulados (CAR) ante shocks del Brent

Tipo de shock	Ventana	XOM	CVX	COP	OXY
Shocks positivos (Brent > P95)	$[-1,+1]$	+1,03%	+1,21%	+1,73%	+1,72%
	$[-5,+5]$	+0,99%	+1,23%	+1,63%	+1,78%
	$[-10,+10]$	+0,80%	+1,00%	+0,89%	+1,25%
Shocks negativos (Brent < P5)	$[-1,+1]$	-0,99%	-1,19%	-1,74%	-1,88%
	$[-5,+5]$	-1,02%	-1,20%	-2,10%	-2,00%
	$[-10,+10]$	-1,00%	-1,17%	-2,71%	-3,06%

CARs promedio sobre 454 eventos en cada categoría.

5.1.3. Lectura de los resultados: cuatro ideas clave

En primer lugar, lo que llama la atención es que el efecto de los shocks del Brent es un efecto real y medible. Los CAR son positivos cuando el shock es positivo y negativos cuando el shock es negativo para las cuatro acciones. En cuanto a la magnitud, hablamos de anomalías en los retornos de entre el 1% y el 1,9% en una ventana de sólo tres días. Esto explica que el mercado no incorpora la información del precio del petróleo de manera instantánea como diría una versión estricta de la EMH (Fama, 1970), sino que las acciones siguen ajustándose en el sentido oportuno, en los días después del evento.

La segunda observación hace una clara distinción entre las dos parejas de empresas. XOM y CVX, las dos petroleras integradas, tienden a reaccionar con CARs más bajos que COP y OXY. Por ejemplo, frente a un shock negativo en la ventana corta, XOM tiene una caída del

0,99%, mientras que OXY cae un 1,88%, es decir, casi el doble. El resultado puede explicarse: el negocio de refino y de petroquímica de las integradas opera como un amortiguador; cuando cae el petróleo, cae también el coste de la materia prima del refino, y hace que mejoren los márgenes downstream e, incluso, ante shocks adversos, van a compensar parcialmente las eficiencias negativas que puedan mostrarse en sus negocios upstream. El caso de COP y OXY, como empresas que operan en las actividades de exploración y producción, no tienen esta cobertura natural y pueden sentir más intensamente el shock. Esto se ajustaba a lo ya anticipado por Arouri et al. (2011).

Lo tercero es lo más interesante, ocurre en las ventanas largas cuando el shock es negativo. XOM y CVX se quedan prácticamente con los mismos valores a lo largo de las tres ventanas (entre -0,99% y -1,02% para XOM, entre -1,17% y -1,20% para CVX). Pero COP pasa de un -1,74% en la ventana corta a un -2,71% en la larga, y a OXY le ocurre lo mismo pasando del -1,88% al -3,06%. Es decir, en las E&P puras la mala noticia sigue viéndose reflejada en el precio durante los días posteriores, en lugar de todo de golpe. Esta lentitud en absorber malas noticias, demuestra que el mercado tarda en valorar el efecto completo de un shock negativo en estas empresas, posiblemente porque la incertidumbre sobre la dimensión de la caída se va resolviendo poco a poco.

En último lugar, una observación en la asimetría entre aumentos y disminuciones. Los CAR positivos y negativos tienen, en general, una magnitud parecida, en valor absoluto, en la ventana corta, lo que en un primer momento contradice la asimetría que describía Mork (1989), pero, no obstante, aquí aparece la asimetría, aunque de otra forma: en la dinámica temporal. Las caídas se prolongan más en el tiempo que los aumentos, sobre todo en los casos de COP y OXY. Esta asimetría temporal, junto a la asimetría de correlaciones que ya se había expuesto en el capítulo 4, justificarán más adelante el plantearse estrategias de cobertura específicas para protegerse frente a las posibles caídas.

Para un inversor, este resultado tiene una conclusión directa: el perfil de la empresa importa más que el sector. Dos acciones del mismo sector petrolero (XOM y OXY) tienen reacciones a un mismo shock que difieren prácticamente en un factor de dos, y en las ventanas largas hasta en un factor de tres. Un inversor que quiera tener exposición al petróleo asumiendo el menor riesgo posible debería decantarse por las integradas; el inversor que busque amplificar el movimiento del crudo (por convicción direccional sobre el precio del petróleo) encontrará

en COP y OXY un vehículo más sensible. La intuición de que "todas las petroleras son iguales" es, según estos datos, falsa.

5.2. Resultados de los modelos de regresión

El event study estudia el efecto durante los shocks extremos. Sin embargo, ¿qué ocurre el resto de los días? ¿Cuánto del retorno diario común de una petrolera deriva del Brent y cuánto del mercado general? Para responder a esta pregunta se estiman los tres modelos OLS descritos en el capítulo 3 donde se va añadiendo una variable explicativa nueva.

5.2.1. Modelo 1: solo Brent

Tabla 5.3. Modelo 1 : $r_{stock} = \alpha + \beta \cdot r_{BRENT} + \varepsilon$

Parámetro	XOM	CVX	COP	OXY
α (intercepto)	0,0002	0,0002	0,0002	0,0001
β_{BRENT}	0,2498	0,2882	0,3790	0,4256
R^2	0,1321	0,1592	0,1893	0,1657
Error estándar	0,0146	0,0151	0,0179	0,0218

En el caso de que sólo se utilice el Brent como variable explicativa, los coeficientes β_{BRENT} son positivos para las 4 empresas y guardan el mismo orden ya conocido: XOM (0,25) y CVX (0,29) las menos sensibles, COP (0,38) en una posición intermedia, OXY (0,43) la más sensible. La interpretación práctica indica que por una subida del 1% del Brent, XOM subirá de media un 0,25%, OXY un 0,43%. En este caso, los R^2 son bajos: entre 0,13 y 0,19. Es decir, el precio del crudo sólo explica entre el 13% y el 19% de la variación diaria de los retornos de las acciones petroleras, siendo del 81%-87% el resto que se le podrá imputar a otras cosas no recogidas en el modelo.

5.2.2. Modelo 2: Brent y S&P 500

Tabla 5.4. Modelo 2 : $r_{stock} = \alpha + \beta_1 \cdot r_{BRENT} + \beta_2 \cdot r_{SP500} + \varepsilon$

Parámetro	XOM	CVX	COP	OXY
α (intercepto)	-0,0000	-0,0000	-0,0001	-0,0002
β_{BRENT}	0,1889	0,2246	0,3123	0,3502
β_{SP500}	0,7429	0,7750	0,8134	0,9202
R^2	0,4146	0,4377	0,4000	0,3528
Error estándar	0,0120	0,0124	0,0154	0,0192

La incorporación del S&P 500 da lugar a que los R^2 prácticamente se dupliquen y estén en el intervalo 0,35 y 0,44. En otras palabras, el mercado tiene un poder explicativo tan elevado como el Brent e incluso superior a este. Hay un dato que también destaca y es que los coeficientes β_{SP500} son bastante más elevados que los β_{BRENT} de las cuatro empresas. Por ejemplo, en el caso de XOM, el β_{SP500} es de 0,74 y el β_{BRENT} es menor, de 0,19. Además, OXY destaca en este sentido, pues su β_{SP500} es de 0,92 y su β_{BRENT} es de 0,35. En definitiva, la sensibilidad al mercado es entre dos y cuatro veces superior a la sensibilidad al precio del crudo.

Esto lleva al hallazgo más destacado de todo el análisis de regresión : las acciones de las empresas petroleras se comportan más como acciones del mercado en general que como apuestas puras al precio del petróleo. Hay i que podría llegar a pensar que comprar acciones de XOM o CVX era más o menos como comprar barriles de petróleo y los datos demuestran que esto no es así: lo que se está comprando es, en bastante medida, exposición al mercado bursátil, y en un pequeño grado, exposición al Brent. Para una persona que de verdad quiera apostar al precio del petróleo los ETFs sobre futuros del Brent son una opción mucho más eficiente que las acciones de las propias petroleras.

Otro detalle interesante es que las β_{BRENT} del Modelo 2 son algo menores que las del Modelo 1. Esto pasa porque parte del coeficiente que en el Modelo 1 se atribuía al crudo en realidad recogía el efecto indirecto del mercado (que está correlacionado positivamente con el Brent). Al separar los dos efectos en el Modelo 2, se obtiene la sensibilidad "pura" al crudo, sin el efecto mercado: 0,19 para XOM, 0,22 para CVX, 0,31 para COP y 0,35 para OXY.

Conviene traducir este resultado a la práctica, porque tiene consecuencias directas para un inversor real. Si el Brent solo explica entre el 13% y el 19% de la variación diaria de estas acciones, significa que más del 80% de lo que el inversor experimenta cada día comprando petroleras no tiene nada que ver con el petróleo, sino con el comportamiento general de la bolsa, con noticias específicas de cada empresa o con factores macroeconómicos no relacionados con el crudo. Esto implica tres cosas. Primero, que una "apuesta por el petróleo" hecha a través de acciones petroleras está, en realidad, en torno al 80% "mal etiquetada": el inversor cree que invierte en petróleo y en realidad invierte sobre todo en mercado. Segundo, que en periodos en los que el Brent sube con fuerza pero la bolsa cae, la petrolera puede caer también, contradiciendo la intuición del inversor. Y tercero, que para construir exposición

real al crudo conviene usar instrumentos directos (ETFs sobre futuros del Brent como el BNO, futuros como tal o productos estructurados sobre el barril) y reservar las acciones petroleras para captar el componente sectorial específico. La conclusión práctica es: las acciones petroleras y el petróleo son dos activos distintos, y conviene tratarlos como tales en la asignación de cartera.

5.2.3. Modelo 3: añadir el VIX

Tabla 5.5. Modelo 3 : $r_{stock} = \alpha + \beta_1 \cdot r_{BRENT} + \beta_2 \cdot r_{SP500} + \beta_3 \cdot r_{VIX} + \varepsilon$

Parámetro	XOM	CVX	COP	OXY
α (intercepto)	-0,0000	-0,0000	-0,0001	-0,0002
β_{BRENT}	0,1889	0,2247	0,3123	0,3502
β_{SP500}	0,7435	0,7899	0,8086	0,9201
β_{VIX}	0,0002	0,0035	-0,0011	-0,0000
R^2	0,4146	0,4378	0,4000	0,3528

Al añadir el VIX como tercera variable, los coeficientes de determinación R^2 apenas mejoran en relación al Modelo 2. Las distancias son menores a 0,001 en todas las empresas. Y los coeficientes β_{VIX} son tan pequeños (entre -0,0011 y +0,0035) que se pueden considerar cuantitativamente irrelevantes. La explicación es que tal como se vio en el capítulo 4, el VIX y el S&P 500 tienen una correlación inversa de -0,71, es decir, tienen casi la misma información. Cuando uno de ellos sube, el otro baja, motivo por el cual al añadir un VIX con un S&P 500 no se añade nada nuevo al modelo.

A esto se le conoce por el nombre de multicolinealidad y, aunque no inválida la estimación de los demás coeficientes, sí impide que el VIX pueda tener un rol más importante en la explicación de los retornos. La conclusión metodológica es que el Modelo 2, con Brent y S&P 500 como variables explicativas, es la mejor especificación para poder explicar los retornos diarios de estas acciones. Además, resulta más fácil, recoge casi toda la información relevante y evita el problema de incluir variables redundantes.

5.2.4. Comparando los tres modelos: ¿de dónde sale el riesgo?

Al observar cómo van aumentando los R^2 al pasar un modelo al siguiente, se puede intentar aproximar una descomposición del riesgo de las acciones petroleras. El Modelo 1 explicaba de media un 16% de la varianza, correspondiente al efecto del crudo, dato que pasamos a comparar con el paso al Modelo 2, que adicionalmente aporta unos 24 puntos porcentuales

explicados, que en este caso corresponden al efecto del mercado general. Y todavía quedaría un 60% de varianza que ningún modelo llega a explicar. Ese 60% corresponde al riesgo idiosincrásico de cada una de las empresas del trabajo: decisiones del equipo directivo, anuncios de resultados, operaciones corporativas, demandas judiciales o cualquier otro evento que puede interesar a cada una de las compañías. La conclusión práctica es: aún controlando por los dos grandes factores sistemáticos, una parte importante del riesgo de cada acción petrolera es individual, por lo cual la diversificación intra-sector sigue siendo una práctica recomendable a pesar de que las correlaciones de las cuatro acciones petroleras sean altas.

5.3. Análisis de series temporales

5.3.1. Estacionariedad: test ADF

Antes de continuar con el análisis hay que verificar que las series son estacionarias, que es un requisito previo para que los modelos OLS y los tests de causalidad tengan validez. Se dice que una serie es estacionaria si sus propiedades estadísticas (media, varianza) no cambian a lo largo del tiempo. Para comprobarlo aplicamos el test de Dickey-Fuller aumentado (ADF), cuya hipótesis nula establece que la serie presenta raíz unitaria, es decir, que no es estacionaria. Los resultados están en la tabla 5.6.

Tabla 5.6. Test ADF de estacionariedad sobre los retornos diarios

Serie	ADF t-stat	p-valor	Crítico 1%	Crítico 5%	¿Estacionaria?
r_{XOM}	-102,68	< 0,001	-3,43	-2,86	Sí
r_{CVX}	-102,17	< 0,001	-3,43	-2,86	Sí
r_{COP}	-100,35	< 0,001	-3,43	-2,86	Sí
r_{OXY}	-97,92	< 0,001	-3,43	-2,86	Sí
r_{BRENT}	-97,78	< 0,001	-3,43	-2,86	Sí
r_{VIX}	-103,44	< 0,001	-3,43	-2,86	Sí
r_{SP500}	-103,12	< 0,001	-3,43	-2,86	Sí

Los estadísticos del test ADF son bastante negativos en las siete series (todos por debajo de -97), lejos del valor crítico al nivel del 1%, que es -3,43. Esto implica que se acepta la hipótesis nula y se concluye que las siete series de retornos son estacionarias. Era lo que cabía esperar, aunque los precios sí presentan tendencias en el tiempo y son no estacionarios, los retornos que se calculan como diferencia logarítmica lo son normalmente. De esta forma,

se valida la aplicación de los modelos OLS de la sección 5.2 y, por lo tanto, se puede empezar con el análisis de causalidad sin más transformaciones.

5.3.2. ¿Son los retornos predecibles? Autocorrelación $AR(1)$

Se analizan aquí las cinco series centrales del estudio (las cuatro acciones y el Brent); el S&P 500 y el VIX se omiten por no ser objeto de la pregunta sobre predictibilidad sectorial.

La hipótesis débil de la EMH establece que a partir del retorno del día anterior, no se puede predecir los retornos futuros. Para contrastar esta afirmación, se puede calcular la autocorrelación (ϕ) de primer orden, es decir, la correlación entre el retorno de hoy y el de ayer. La hipótesis que está proponiendo esta EMH (hipótesis nula) es que ϕ debe ser igual a cero, lo que significa que el retorno del día de hoy es impredecible a partir del pasado. Estos resultados están recogidos en la tabla 5.7.

Tabla 5.7. Coeficientes $AR(1)$ y test de significatividad

Serie	$\phi = ACF(1)$	t-stat	¿Sig. al 5%?	Lectura
r_{XOM}	-0,0751	-7,18	Sí	La que más reversión a la media muestra
r_{CVX}	-0,0700	-6,68	Sí	Comportamiento parecido a XOM
r_{COP}	-0,0523	-4,99	Sí	Reversión más débil
r_{OXY}	-0,0278	-2,65	Sí	Apenas significativa; domina la volatilidad
r_{BRENT}	-0,0268	-2,55	Sí	El crudo es muy poco predecible

Las autocorrelaciones son negativas y estadísticamente significativas para las cinco series, si bien todas tienen una magnitud baja (siempre por debajo de 0,08 en valor absoluto). Un signo negativo significa que hay una ligera reversión a la media: un día de subidas se convierte de forma leve en un día de bajadas, y viceversa. El efecto es algo superior en XOM (-0,075) y CVX (-0,070), y muy débil en OXY (-0,028) y Brent (-0,027). Es decir, las dos petroleras (grandes y diversificadas) son algo más predecibles que las E&P puras o el propio petróleo. No obstante, "algo más predecibles" no significa "explotables": dado que los coeficientes son pequeños, cualquier estrategia de trading basada en estos patrones se comería los beneficios sólo con las comisiones. Queremos decir que el resultado concuerda con la EMH en su forma débil: los retornos pasados no permiten obtener beneficios sistemáticos.

5.3.3. Identificación de un modelo ARIMA para el Brent

El análisis de la autocorrelación no se queda solo en el primer rezago. Para ver si el Brent tiene una estructura temporal que merezca modelarse, se han examinado las funciones de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF) de sus retornos hasta el rezago 10. La idea es la clásica metodología de Box-Jenkins: mirar la forma de la ACF y la PACF para identificar qué modelo ARIMA encaja mejor. La tabla 5.8 recoge los valores.

Tabla 5.8. Funciones ACF y PACF de los retornos del Brent (rezagos 1-10)

Rezago	ACF	PACF	¿Significativo?
1	-0,0268	-0,0268	Sí
2	-0,0184	-0,0191	No
3	-0,0116	-0,0126	No
4	+0,0040	+0,0030	No
5	-0,0076	-0,0079	No
6	-0,0311	-0,0316	Sí
7	+0,0202	+0,0183	No
8	-0,0093	-0,0097	No
9	+0,0035	+0,0030	No
10	+0,0224	+0,0229	Sí

Banda de significatividad al 95% = $\pm 0,0206$ para $N = 9.069$ observaciones.

La ACF y la PACF decaen ambas de forma gradual, sin un corte brusco, y aparecen spikes significativos en los rezagos 1, 6 y 10. Este patrón (en el que tanto la ACF como la PACF se van apagando poco a poco) es el que la metodología de Box-Jenkins asocia a un modelo mixto ARIMA(1,0,1): un componente autorregresivo de orden 1 y un componente de media móvil de orden 1. El orden de diferenciación es cero (la "d" del ARIMA) porque, como ya se vio en el test ADF, los retornos ya son estacionarios y no hace falta diferenciarlos.

Para confirmar que merece la pena modelar esta estructura se aplica el test de Ljung-Box sobre los diez primeros rezagos. Su hipótesis nula es que la serie es ruido blanco, es decir, que no hay ninguna autocorrelación que explotar. El estadístico obtenido es $Q(10) = 29,41$ con un p-valor inferior a 0,001, lo que rechaza con holgura la hipótesis de ruido blanco. Dicho de otra forma, aunque las autocorrelaciones individuales son pequeñas, en conjunto sí hay una estructura temporal estadísticamente detectable en los retornos del Brent.

Ahora bien, conviene poner el resultado en perspectiva y no exagerarlo. Que exista una estructura ARIMA estadísticamente significativa no significa que sea económicamente explotable. Las autocorrelaciones son muy pequeñas (todas por debajo de 0,032 en valor absoluto), de modo que la capacidad de predicción real del modelo ARIMA es muy limitada.

Cualquier intento de aprovechar estos patrones para hacer trading se vería probablemente neutralizado por los costes de transacción. El resultado es, por tanto, coherente con la forma débil de la EMH: hay una pizca de predictibilidad, pero no la suficiente como para batir al mercado de forma sistemática.

5.3.4. Causalidad de Granger en el marco VAR: ¿quién va por delante?

La causalidad de Granger se calcula dentro de un modelo de vectores autorregresivos (VAR), que es simplemente un sistema en el que cada variable se explica por sus propios rezagos y por los rezagos de las demás. Sobre ese marco se plantea el contraste. El último análisis de este capítulo es el más sorprendente. La pregunta es: ¿el precio del Brent sirve para predecir lo que harán las acciones, o son las acciones las que sirven para predecir lo que hará el Brent? El test de causalidad de Granger (1969) responde a esto: dice si los valores pasados de una variable aportan información estadísticamente útil para predecir otra, una vez controlados los valores pasados de esta última. Los resultados aparecen en la tabla 5.9.

Tabla 5.9. Tests de causalidad de Granger entre acciones y Brent

Dirección	F (1 lag)	Sig.	F (5 lags)	Lectura
COP → Brent	24,07	Si**	7,98	Causalidad fuerte y sostenida
OXY → Brent	19,09	Si**	6,53	Causalidad fuerte y sostenida
XOM → Brent	18,22	Si**	4,28	Causalidad significativa
CVX → Brent	6,00	Si**	1,64	Solo en el corto plazo
Brent → XOM	0,38	No	3,73	Solo retardado a 5 días
Brent → CVX	1,24	No	1,63	Sin causalidad detectada

Valores críticos F al 5%: $F(1, 9067) = 3,84$ y $F(5, 9057) = 2,21$. (**) significativo al 1%.

El resultado va en sentido contrario a lo que diría la intuición. Lo que cabría esperar es que el Brent moviera a las petroleras: si sube el crudo, suben las acciones; si baja el crudo, bajan las acciones. Pero los datos muestran que la dirección dominante es justo la inversa. Las acciones son las que predicen al Brent y no al revés. COP ($F=24,07$), OXY ($F=19,09$) y XOM ($F=18,22$) Granger-causan al Brent con estadísticos muy por encima del valor crítico, mientras que la dirección Brent → acción no es significativa al lag 1 ni en XOM ni en CVX.

La explicación económica es intuitiva tras la reflexión. Las acciones recogen las expectativas del mercado sobre los flujos de caja futuros de las empresas. Y esos flujos dependen de cómo se espera que evolucione la oferta y la demanda de petróleo. Como los mercados de renta

variable cotizan con muy alta frecuencia y son muy líquidos, la nueva información sobre el sector se incorpora antes en el precio de las acciones que en el precio spot del Brent, que reacciona con cierto retraso. El efecto es especialmente claro en COP y OXY, las dos empresas más centradas en exploración y producción, lo que tiene sentido: sus cotizaciones concentran más información sobre el lado de la oferta del mercado del crudo que las integradas, cuyo negocio está más diversificado. Esto complementa lo visto en la sección 5.2: aunque el Brent contemporáneo sí tiene poder explicativo sobre los retornos del mismo día, en términos de descubrimiento de precios el flujo de información va más bien desde el mercado bursátil hacia el commodity y no en sentido contrario.

Este resultado tiene también una implicación práctica para un inversor o un analista que siga el sector. Si las acciones, sobre todo COP y OXY, anticipan los movimientos del Brent y no al revés, la lógica del seguimiento debe invertirse: en lugar de mirar primero el precio del crudo para decidir qué hacer con las petroleras, conviene mirar el comportamiento de las propias petroleras como indicador adelantado de hacia dónde puede ir el Brent. En términos operativos, una caída inusual y persistente del precio de COP o OXY sin que el Brent haya reaccionado todavía podría leerse como una señal de que el crudo se moverá a la baja en los días siguientes; lo simétrico vale para las subidas. Esto no debe interpretarse como una estrategia de trading a utilizar de forma sistemática, ya que los costes de transacción y el tamaño de los movimientos lo hacen muy difícil, pero sí ofrece un marco interpretativo útil: para entender el mercado del petróleo, mirar la bolsa puede ser más informativo, y desde luego más rápido, que mirar el propio barril. Esta conclusión refuerza, una vez más, la idea de que el descubrimiento de precios se produce antes en los mercados de renta variable que en el mercado spot del commodity.

5.4. Síntesis del análisis empírico

Los resultados de este capítulo permiten responder a la pregunta de investigación del capítulo 1 de forma clara. Cinco ideas resumen lo encontrado.

Primera: los shocks extremos del Brent provocan retornos anormales medibles en las cuatro acciones, con CARs de entre el 1% y el 1,9% en valor absoluto en la ventana de tres días. Es una evidencia clara contra una versión estricta de la EMH y demuestra que el mercado no incorpora la información del crudo de forma instantánea.

Segunda: hay una diferencia clara entre las dos petroleras integradas (XOM y CVX) y las dos centradas en exploración y producción (COP y OXY). Las primeras absorben los shocks con CARs aproximadamente la mitad de los que registran las segundas, lo que confirma el efecto amortiguador de la integración vertical.

Tercera: cuando el shock es negativo, los CARs de COP y OXY siguen creciendo en valor absoluto a medida que se amplía la ventana, mientras que los de XOM y CVX se estabilizan. Es decir, las E&P puras tardan más en absorber malas noticias del crudo. Esta asimetría temporal anticipa la utilidad de las estrategias de cobertura orientadas a las caídas, que se exploran en el capítulo 6.

Cuarta: las regresiones revelan que las acciones petroleras se parecen más a acciones del mercado general que a una apuesta pura al precio del crudo. Cuando se incluye el S&P 500 como variable de control, su coeficiente (entre 0,74 y 0,92) es entre dos y cuatro veces mayor que el del Brent (entre 0,19 y 0,35). El VIX no aporta información adicional porque ya está prácticamente recogido en el S&P 500. La especificación más eficiente es, por tanto, el Modelo 2 con dos variables.

Quinta: el test de causalidad de Granger muestra que las acciones predicen al Brent con más fuerza de lo que el Brent predice a las acciones. Esto encaja con la teoría del descubrimiento de precios y con la idea de que el mercado bursátil incorpora antes la información fundamental del sector que el mercado spot del crudo, sobre todo en empresas como COP y OXY donde la exposición a la actividad de exploración y producción es más directa.

Con este conjunto de resultados ya está todo lo necesario para abordar la parte aplicada del trabajo: la construcción de carteras eficientes y la evaluación de la estrategia de cobertura con VIX, que se presentan en el capítulo 6.

6. Aplicación práctica: cartera eficiente y estrategia de cobertura

Hasta aquí el trabajo ha sido estrictamente analítico: caracterizar las series, medir el impacto de los shocks, estimar los modelos. En este capítulo se da el salto a la aplicación. En el caso de que un inversor quiera tener un peso de su cartera determinado en las cuatro compañías petroleras estudiadas, ¿cómo debería repartir su dinero entre ellas? ¿Cuánto riesgo se puede disminuir simplemente por la vía de la diversificación? Y dado que una cartera ya ha sido construida, ¿qué se hace para protegerla de caídas muy pronunciadas como la del 9 de marzo de 2020? La sección 6.1 se ocupa de la primera pregunta, la de la asignación de pesos, al realizar la optimización de carteras a la forma que propuso Markowitz. La sección 6.2 propone una estrategia de cobertura con el VIX y estudia su efectividad para diferentes escenarios. Finalmente, la sección 6.3 pone fin a este capítulo con las implicaciones prácticas y las limitaciones del análisis.

6.1. Construcción de carteras eficientes

6.1.1. Matriz de varianzas-covarianzas

El primer paso para la optimización de carteras Markowitz (1952) comienza con la estimación de la matriz de varianzas-covarianzas de los activos, que incorpora a la vez el riesgo de cada uno de ellos (en la diagonal) y la forma en la que se mueven todos los pares de estos (fuera de la diagonal). La tabla 6.1 presenta los valores anualizados que se obtienen sobre toda la muestra.

Tabla 6.1. Matriz de varianzas-covarianzas anualizada (1990-2026)

	XOM	CVX	COP	OXY
XOM	0,0621	0,0516	0,0560	0,0611
CVX	0,0516	0,0685	0,0614	0,0646
COP	0,0560	0,0614	0,0997	0,0816
OXY	0,0611	0,0646	0,0816	0,1439

En la diagonal aparecen las varianzas (riesgo propio); fuera de la diagonal, las covarianzas.

En la diagonal puede verse que OXY tiene la varianza más alta (0,1439), seguida de COP (0,0997), mientras que XOM y CVX presentan los valores más bajos (0,0621 y 0,0685 respectivamente). Esto coincide con lo que muestra el capítulo 4: OXY es la más volátil del grupo y XOM la más estable. Las covarianzas por su parte fuera de la diagonal, son todas positivas y bastante elevadas, lo que confirma una vez más que las cuatro acciones se mueven

en la misma dirección la mayor parte del tiempo. Esto va a limitar cuánta diversificación se puede conseguir combinándolas, pero no la elimina por completo: la covarianza más baja ($XOM-CVX = 0,0516$) es notablemente menor que la más alta ($COP-OXY = 0,0816$), por lo que sí hay margen para reducir riesgo combinándolas de forma inteligente.

6.1.2. Tres carteras candidatas: equiponderada, mínima varianza y máximo Sharpe

A partir de esa matriz se construyen y comparan tres carteras distintas. La primera es la cartera equiponderada, que asigna un 25% a cada una de las cuatro acciones. Esta cartera no requiere optimización y sirve como referencia frente a la que comparar el resto. La segunda es la cartera de mínima varianza global, que busca los pesos que minimizan la varianza total sin imponer ningún objetivo de rentabilidad. La tercera es la cartera de máximo Sharpe, que maximiza el cociente entre exceso de retorno y volatilidad, es decir, busca el mejor ratio riesgo-rentabilidad posible. Las dos últimas se obtienen por optimización numérica con la restricción habitual de no permitir posiciones cortas ($w_i \geq 0$). La tabla 6.2 recoge la composición y los resultados de las tres.

Tabla 6.2. Composición y métricas de las tres carteras propuestas

Cartera	w_{XOM}	w_{CVX}	w_{COP}	w_{OXY}	Ret. anual.	Vol. anual.	Sharpe
Equiponderada	25,0%	25,0%	25,0%	25,0%	+5,60%	26,54%	0,211
Mínima varianza	61,5%	38,0%	0,0%	0,5%	+6,41%	24,11%	0,266
Máximo Sharpe	67,5%	30,5%	1,5%	0,5%	+6,43%	24,14%	0,266

Cálculos sobre el período completo (1990-2026), tasa libre de riesgo nula, sin posiciones cortas.

La primera conclusión es que las dos carteras optimizadas (mínima varianza y máximo Sharpe) son casi idénticas. Las dos asignan pesos de 60-67% a XOM y están en torno al 30-38% en CVX, y COP y OXY con pesos cercanos o igual a 0. Sus métricas son también prácticamente iguales; ratios Sharpe de 0,266 en los dos casos y volatilidades del 24,1% y rentabilidades del 6,4%. Esto indica que la frontera eficiente en el tramo donde se ubican las carteras es realmente plana; aumentar solo un poco más el riesgo para conseguir un poco más de retorno mejora muy poco la eficiencia.

La segunda conclusión es comprobar cuánto se gana respecto a la cartera de mismos pesos del 25% en cada acción. La equiponderada tiene un Sharpe más pequeño de 0,211 comparado con 0,266 de las optimizadas. Esto supone una mejora de eficiencia del 26%, que es una mejora apreciable teniendo en cuenta que solo se han redistribuido los pesos sin cambiar los

activos. Y es que esa mejora se obtiene a la vez bajando la volatilidad (del 26,54% al 24,11%) y mejorando la rentabilidad (del 5,60% al 6,41%).

6.1.3. ¿Por qué OXY y COP quedan fuera?

Hay que explicar que la cartera óptima casi no incluye acciones de OXY y de COP. Es el resultado de tres razones vistas a lo largo del trabajo. La primera de ellas es que OXY y COP tienen volatilidades muy superiores que las de XOM y CVX (37,9% y 31,6% frente a 24,9% y 26,2%). La segunda es que sus rentabilidades anualizadas son inferiores: OXY llega a un 3,14% frente a un 6,5% de XOM. Y la tercera razón es que las correlaciones con XOM y CVX son fuertes (entre 0,65 y 0,74) y por lo tanto dan muy poca diversificación adicional. Si se piensa intuitivamente, el optimizador se encarga de aquello que haría cualquiera con sentido común: si dos acciones (XOM y CVX) tienen mejor relación rentabilidad-riesgo que las otras y si todas las acciones tienden a moverse de forma más o menos similar, lo lógico es concentrar el dinero en las primeras. OXY no suma nada adicional a lo sumado por XOM. Ni más rentabilidad, ni menos riesgo, ni diversificación significativa. Este resultado puede parecer extremo, pero es coherente con los datos.

Hay que matizar un aspecto relevante. Se trata de una cartera optimizada sobre 35 años de datos históricos. Suponiendo que las betas, las correlaciones y las rentabilidades futuras sean iguales a las pasadas se puede asumir como una gran simplificación. OXY es un caso concreto; tras la adquisición apalancada de Anadarko en 2019 y la caída del crudo en la pandemia, el perfil de riesgo del periodo más reciente resulta ser muy diferente al de los años noventa o dos mil. Una cartera real probablemente usaría ventanas móviles para adaptar la matriz de varianzas-covarianzas. Pero incluso así, el mensaje que se extrae del análisis es el siguiente: dentro del propio sector energético, las dos integradas dominan las dos E&P puras en eficiencia riesgo-retorno.

El mensaje práctico para un inversor que quiera diseñar una cartera centrada en petroleras estadounidenses es: incluir las cuatro empresas no es necesariamente mejor que incluir solo las dos integradas. Las E&P puras añaden volatilidad sin aportar diversificación significativa ni rentabilidad adicional, de modo que la cartera "intuitiva" de poner 25 % en cada una de las cuatro grandes del sector es peor que concentrar el capital en XOM y CVX. Esto supone que dentro del propio sector energético hay una jerarquía clara de eficiencia, y que la decisión de inversión más relevante no es tanto "cuántas petroleras" como "qué tipo de petroleras" meter en la cartera.

6.2. Estrategia de cobertura con VIX

Conviene precisar desde el principio ante qué riesgo protege esta cobertura. El VIX mide el miedo del mercado de renta variable, por lo que una posición en VIX está diseñada para amortiguar los shocks negativos acompañados de estrés sistémico (caída del crudo, caída de la bolsa y repunte del miedo), que es el escenario en el que el VIX se dispara. No es, por tanto, una cobertura frente a cualquier movimiento del petróleo, sino frente a las crisis bajistas con componente de pánico.

6.2.1. Lógica de la cobertura

La cartera de mínima varianza reduce el riesgo respecto a la equiponderada, pero no lo elimina. Sigue siendo una cartera 100% expuesta al sector petrolero y, como se vio en el capítulo 4, las acciones petroleras pueden absorber caídas muy fuertes durante crisis sistémicas. La pregunta natural es: ¿se puede añadir algo a la cartera para protegerse específicamente contra los shocks negativos?

La respuesta que se explora en este apartado es el VIX. Como se ha visto en el capítulo 4, el VIX tiene una correlación negativa muy fuerte con el S&P 500 (-0,71) y, durante los shocks negativos del Brent, también con las acciones petroleras, cuya correlación con el VIX se intensifica precisamente en esos momentos. El VIX, además, presenta una asimetría positiva (skewness = +0,98) que lo hace especialmente útil como cobertura: tiende a subir mucho cuando los mercados caen y a bajar de forma más suave en la recuperación. Es decir, paga mucho cuando se necesita y cuesta poco cuando no.

La estrategia que se evalúa aquí es muy sencilla: se parte de la cartera de mínima varianza (61,5% XOM y 38,0% CVX, redondeando los pesos pequeños de COP y OXY) y se asigna un porcentaje pequeño del capital a una posición larga en el VIX como seguro. No se modela el uso de futuros, opciones o ETFs específicos. Se trabaja directamente con el spot del VIX como aproximación teórica para evaluar el potencial de la idea, teniendo en cuenta las limitaciones operativas que se discuten al final del capítulo. Los parámetros principales de la estrategia se resumen en la tabla 6.3.

Tabla 6.3. Parámetros base de la estrategia de cobertura

Parámetro	Valor	Comentario
Cartera base	61,5% XOM + 38,0% CVX	Cartera de mínima varianza
Asignación al VIX	5,0%	Caso base; se evalúan otros niveles más adelante
β del VIX frente al Brent	-0,371	Cuánto sube el VIX cuando cae el Brent un 1%
Corr (VIX, S&P 500)	-0,714	Base teórica del hedge sistémico
Asimetría del VIX	+0,98	Sesgo al alza: paga más en pánico

6.2.2. Análisis de escenarios: ¿cuánto reduce la cobertura las pérdidas?

Para evaluar si la estrategia funciona, se simulan cinco escenarios distintos del mercado y se compara el resultado de la cartera base frente a la cartera con cobertura. Los escenarios cubren desde una caída moderada del Brent (-1σ) hasta un crash extremo (-3σ), pasando por el percentil 5 histórico observado en los datos reales y un escenario alcista ($+1\sigma$) para ver el coste de oportunidad de la cobertura. Los resultados aparecen en la tabla 6.4.

Tabla 6.4. Análisis de escenarios : cartera base frente a cartera con cobertura del 5% en VIX

Escenario	Shock Brent	Sin cobertura	Con cobertura	Mejora
Caída moderada (-1σ)	-2,28%	-0,60%	-0,53%	+0,07%
Caída fuerte (-2σ)	-4,57%	-1,21%	-1,06%	+0,15%
Crash extremo (-3σ / black swan)	-6,85%	-1,81%	-1,59%	+0,22%
P5 histórico del Brent	-6,33%	-1,67%	-1,47%	+0,20%
Subida moderada ($+1\sigma$)	+2,28%	+0,60%	+0,53%	-0,07%

Los resultados muestran que la cobertura sí funciona, aunque su efecto es leve en términos absolutos. En el escenario más extremo (-3σ , equivalente a una caída del Brent del -6,85%), la cartera sin cubrir pierde un 1,81% mientras que la cartera cubierta solo pierde un 1,59%. La diferencia es de 22 puntos básicos, una mejora del 12% sobre la pérdida original. En las caídas moderadas la mejora es menor, en torno a 7-15 puntos básicos. En el escenario alcista, lógicamente, la cobertura tiene un coste: la cartera cubierta gana 7 puntos básicos menos que la sin cubrir.

Lo realmente interesante de estos números es que la cobertura mejora con la severidad del shock. En -1σ ahorra 7 puntos básicos, en -2σ ahorra 15, y en -3σ ahorra 22. Esto es exactamente lo que se espera de un buen seguro: cuanto peor es lo que pasa, más protección aporta. La razón es la asimetría positiva del VIX que ya se vio en la tabla 6.3: el VIX no

responde linealmente al stress del mercado, sino que se dispara cuando la situación se vuelve realmente mala.

6.2.3. ¿Cuánto VIX hay que comprar?

La elección del 5% como porcentaje de cobertura no es arbitraria, pero tampoco es la única posible. Para entender cómo cambia el resultado en función de la cantidad de VIX en la cartera, se ha simulado el mismo escenario de crash extremo (-3σ) con distintos niveles de cobertura. Los resultados aparecen en la tabla 6.5.

Tabla 6.5. Sensibilidad de la cobertura al porcentaje asignado al VIX (escenario -3σ)

% al VIX	Composición	Pérdida	Reducción	Coste anual
0%	100% MinVar	-1,81%	-	-
1%	99% MinVar + 1% VIX	-1,77%	+0,04%	$\approx 0,00\%$
3%	97% MinVar + 3% VIX	-1,68%	+0,13%	$\approx 0,00\%$
5%	95% MinVar + 5% VIX	-1,59%	+0,22%	$\approx 0,00\%$
7%	93% MinVar + 7% VIX	-1,51%	+0,30%	+0,01%
10%	90% MinVar + 10% VIX	-1,38%	+0,44%	+0,01%
15%	85% MinVar + 15% VIX	-1,16%	+0,65%	+0,01%

El coste anual estima el drag teórico del spot del VIX bajo retorno medio negativo. Los costes reales con futuros (contango) son mayores y se discuten al final del capítulo.

Existe una relación bastante lineal entre el porcentaje asignado al VIX y la reducción de la pérdida en un escenario de crash. Cada punto porcentual adicional en el VIX reduce la pérdida en aproximadamente 4 puntos básicos. Pasar del 5% al 15% reduciría la pérdida del -1,59% al -1,16%, lo cual parece atractivo. Pero esto tiene una contrapartida: cuanto más capital se dedique al VIX, menos queda para invertir en las acciones petroleras y, por tanto, menor será la rentabilidad esperada en los tiempos normales (que, recordemos, son la inmensa mayoría).

El 5% del caso base es razonable. Aporta una reducción de pérdida apreciable en escenarios extremos sin sacrificar tanto retorno en los días normales. Niveles más altos solo tendrían sentido si el inversor estuviera muy preocupado por el riesgo de cola y dispuesto a sacrificar rentabilidad esperada a cambio de más protección.

6.2.4. ¿Es el VIX la mejor cobertura para una cartera petrolera?

El VIX es un buen hedge contra el riesgo sistémico del mercado, pero su correlación con el Brent durante shocks negativos es solo de -0,12 (ver capítulo 4). Es decir, el VIX no se mueve directamente con el petróleo, sino con la volatilidad general de los mercados de renta variable. La estrategia funciona porque, cuando hay un shock negativo grande del Brent, normalmente coincide con un episodio de turbulencia sistémica (COVID, guerra de Ucrania, crisis financiera) y entonces el VIX sí se dispara. Pero ante un shock puramente petrolero (por ejemplo, un anuncio inesperado de la OPEP en un día tranquilo de mercado) la cobertura con VIX podría no funcionar tan bien.

Una alternativa más directa para cubrir riesgo puramente petrolero serían las opciones put sobre futuros del Brent o ETFs inversos sobre el crudo, cuya valoración se apoya en el modelo de Black y Scholes (1973). El VIX se usa aquí precisamente porque la mayor parte del riesgo de las acciones petroleras viene del mercado general, como demostraron las regresiones del capítulo 5 (β_{SP500} entre 0,74 y 0,92, frente a β_{BRENT} entre 0,19 y 0,35). Una cartera realmente robusta combinaría probablemente las dos coberturas: VIX para el riesgo sistémico y puts sobre Brent para el riesgo específico petrolero. Esta extensión queda fuera del alcance del trabajo pero se apunta como línea de mejora en el capítulo de conclusiones.

6.3. Síntesis de la aplicación práctica

Las dos partes de este capítulo (optimización de cartera y cobertura con VIX) permiten extraer un conjunto de implicaciones prácticas concretas para un inversor que desee tener exposición al sector petrolero estadounidense.

Primero, dentro del propio sector, las dos petroleras integradas (XOM y CVX) dominan a las dos E&P puras (COP y OXY) en términos de eficiencia riesgo-retorno. Una cartera optimizada bajo el marco de Markowitz asigna en torno al 95-100% del capital a XOM y CVX y deja prácticamente fuera a las otras dos. Esto refuerza la idea de que el efecto amortiguador de la integración vertical (refino, petroquímica, distribución) no solo reduce la volatilidad, sino que mejora la rentabilidad ajustada al riesgo de forma persistente.

Segundo, la diversificación intra-sector aporta valor, pero limitado. La cartera de mínima varianza tiene un Sharpe un 26% mayor que la equiponderada, lo cual es una mejora significativa, pero las altas correlaciones entre las cuatro petroleras (en torno al 0,7) impiden

reducir el riesgo más allá de cierto umbral. Para una mayor diversificación, el inversor tendría que combinar acciones petroleras con activos de otros sectores o, idealmente, con activos cuya correlación con el sector energético sea baja o negativa.

Tercero, la cobertura con VIX es una herramienta útil pero limitada. Con una asignación del 5% del capital, la cartera reduce las pérdidas en escenarios extremos en torno a 22 puntos básicos sobre una pérdida bruta del 1,81%. La protección crece con la severidad del shock (que es justo lo deseable) pero su eficacia depende de que el shock del Brent coincida con un episodio de turbulencia sistémica. Para shocks puramente petroleros, otros instrumentos (puts sobre Brent) serían más directos.

Cuarto, conviene insistir en una limitación metodológica. El análisis se ha realizado sobre el spot del VIX, sin incorporar los costes operativos asociados al uso de futuros (contango, costes de roll-over) o ETFs (comisiones). En la práctica, estos costes pueden reducir significativamente el atractivo de la estrategia, ya que mantener una posición larga en futuros del VIX en condiciones normales del mercado genera un drag negativo persistente. Una implementación real de la estrategia requeriría comparar los costes específicos de los distintos instrumentos disponibles (VXX, UVXY, futuros del CBOE) y, posiblemente, gestionar la posición de cobertura de forma más activa que la asignación estática evaluada aquí.

En conjunto, este capítulo aporta dos contribuciones aplicadas. Por un lado, cuantifica de forma concreta cuál es la mejor combinación de las cuatro petroleras analizadas si el objetivo es maximizar la eficiencia riesgo-retorno. Por otro, muestra que existe margen para mejorar el perfil de riesgo de esa cartera mediante una cobertura sencilla y de coste bajo, aunque con limitaciones que conviene tener presentes. El capítulo siguiente explora una línea complementaria: si el aprendizaje automático puede aportar capacidad predictiva sobre la dirección de los próximos shocks, dimensión que cerraría el ciclo entre análisis empírico, aplicación práctica y modelización avanzada.

7. Modelo predictivo con Machine Learning

7.1. Por qué aplicar Machine Learning en este punto

Para cerrar el análisis se comprueba si los patrones que han ido apareciendo en los capítulos anteriores tienen realmente capacidad predictiva o si solo describen lo que ya pasó. La idea es, si la volatilidad del Brent o el nivel del VIX explican los shocks en el event study y en el análisis de correlaciones, ¿podría un modelo aprender esos patrones y anticipar de algún modo las subidas del precio? El Machine Learning no es, por tanto, el objetivo principal del trabajo, sino una herramienta de validación de lo que ya se ha encontrado.

Se ha elegido el modelo Random Forest por tres razones prácticas. Primero, porque funciona bien con datos financieros ruidosos como los que se manejan aquí. Segundo, porque no exige que las variables sigan una distribución normal, algo que en el capítulo 4 quedó claro que no se cumple. Y tercero, porque permite ver qué variables pesan más a la hora de predecir, lo que lo convierte en una herramienta útil también para interpretar y no solo para predecir.

7.2. Planteamiento del modelo

El modelo intenta predecir si el día siguiente habrá una subida fuerte del Brent, definida igual que en el resto del trabajo como un shock positivo (retorno por encima del percentil 95). Es, por tanto, un problema de clasificación binaria: el objetivo vale 1 si hay subida y 0 si no la hay. Como variables predictoras se usan las doce features de la hoja ML DATA del Excel: los retornos rezagados del Brent (1, 2 y 5 días), la volatilidad a 20 días del Brent y del VIX, el momentum a 5 y 20 días, el nivel del VIX, el retorno del S&P 500, el spread entre Brent y S&P 500 y el indicador de shock del propio día.

La división de los datos es temporal: el 70% más antiguo (6.325 observaciones) se usa para entrenar el modelo y el 30% más reciente (2.712 observaciones) para evaluarlo. No se hace shuffle, es decir, no se mezclan aleatoriamente las fechas, porque en series de precios eso significaría entrenar el modelo con datos del futuro para predecir el pasado, algo que no tendría sentido. Conviene aclarar de dónde sale el número de observaciones. La hoja ML DATA contiene 9.055 filas, algo menos que las 9.075 del resto del trabajo porque las variables de volatilidad y momentum a 20 días necesitan un periodo inicial de "calentamiento" que descarta las primeras semanas. De esas 9.055, el modelo trabaja finalmente con 9.037 tras eliminar las filas con algún dato faltante (los pocos días sin

cotización del Brent contaminan también sus retornos rezagados). De esas 9.037 observaciones válidas, solo un 5% corresponden a subidas fuertes, así que el conjunto está muy desbalanceado, cosa que conviene tener presente al leer los resultados.

7.3. Resultados

Los resultados del modelo se resumen en la tabla 7.1. El Random Forest alcanza un ROC-AUC de 0,73, que supera el umbral del 70% que se había fijado como referencia de capacidad predictiva relevante. La accuracy es de 0,84 y el F1-Score ponderado de 0,87. Ahora bien, como el dataset está tan desbalanceado (un 95% de los días no son de subida), la accuracy no es la métrica más fiable: un modelo que dijera siempre "no sube" ya acertaría el 95% de las veces. Por eso el AUC es aquí un dato informativo, porque mide la capacidad del modelo para distinguir entre los dos casos independientemente del umbral.

Tabla 7.1. Resultados del modelo Random Forest sobre el conjunto de test

Métrica	Valor	Referencia
Accuracy	0,8367	Poco fiable por el desbalanceo
F1-Score ponderado	0,8718	-
ROC-AUC	0,7293	Supera el umbral del 70%

Lo que más llama la atención es la importancia de las variables, que aparece en la tabla 7.2. La variable más importante con diferencia es la volatilidad a 20 días del Brent (Vol 20d BRENT), con una importancia de 0,31, casi el triple que la siguiente. Le siguen el nivel del VIX (0,11) y el retorno del Brent del día anterior (0,08). El resto de variables tienen pesos bastante menores.

Tabla 7.2. Importancia de las variables predictoras (Top 5)

#	Variable	Importancia	Qué representa
1	Vol 20d BRENT	0,3095	Volatilidad reciente del crudo
2	VIX Level	0,1079	Nivel de miedo del mercado
3	r BRENT lag1	0,0807	Retorno del Brent del día anterior
4	Mom 20d BRENT	0,0807	Tendencia del último mes
5	Mom 5d BRENT	0,0703	Tendencia de la última semana

7.4. Interpretación: lo que confirma el modelo

Estos resultados conectan de forma directa con lo que ya se había visto en los capítulos anteriores. Que la volatilidad del Brent sea el predictor más importante encaja perfectamente con el event study: los periodos de shock se caracterizaban precisamente por picos de

volatilidad, y en el capítulo 4 se vio que los eventos extremos del crudo se concentran en clústeres, no se reparten de forma uniforme. Es decir, los shocks no aparecen de la nada: suelen darse cuando el mercado ya lleva días moviéndose mucho.

La importancia del VIX como segundo predictor también encaja con lo anterior. En el capítulo 4 se vio que el VIX y el Brent están relacionados en los momentos de tensión, y aquí el modelo confirma que el nivel del VIX aporta información útil para anticipar las subidas del crudo. Tiene sentido, porque los grandes shocks del Brent suelen coincidir con episodios en los que todo el mercado está nervioso.

En definitiva, el modelo no descubre nada nuevo, pero esa no era la intención. Lo que hace es confirmar que los patrones identificados en el event study y en el análisis de correlaciones no son casualidades del pasado, sino que tienen cierto valor predictivo sobre lo que ocurre al día siguiente. La volatilidad histórica del Brent y el sentimiento del mercado americano, medido por el VIX, no solo están correlacionados con los shocks: ayudan a anticiparlos. Es una validación adicional, esta vez con una herramienta distinta, de las hipótesis que se han ido planteando a lo largo del trabajo. Eso sí, conviene no exagerar el alcance: por el fuerte desbalanceo de las clases y la propia dificultad de predecir eventos extremos, el modelo no constituye una herramienta de predicción infalible, sino simplemente una confirmación estadística más sólida de las relaciones encontradas.

8. Aplicación a un caso real: el shock geopolítico de Irán (2026)

Este episodio es posterior al periodo muestral, por lo que no forma parte del análisis estadístico de los capítulos anteriores. Es un experimento natural en tiempo real que permite contrastar si los patrones detectados se mantienen ante un shock nuevo y completamente inesperado para el modelo.

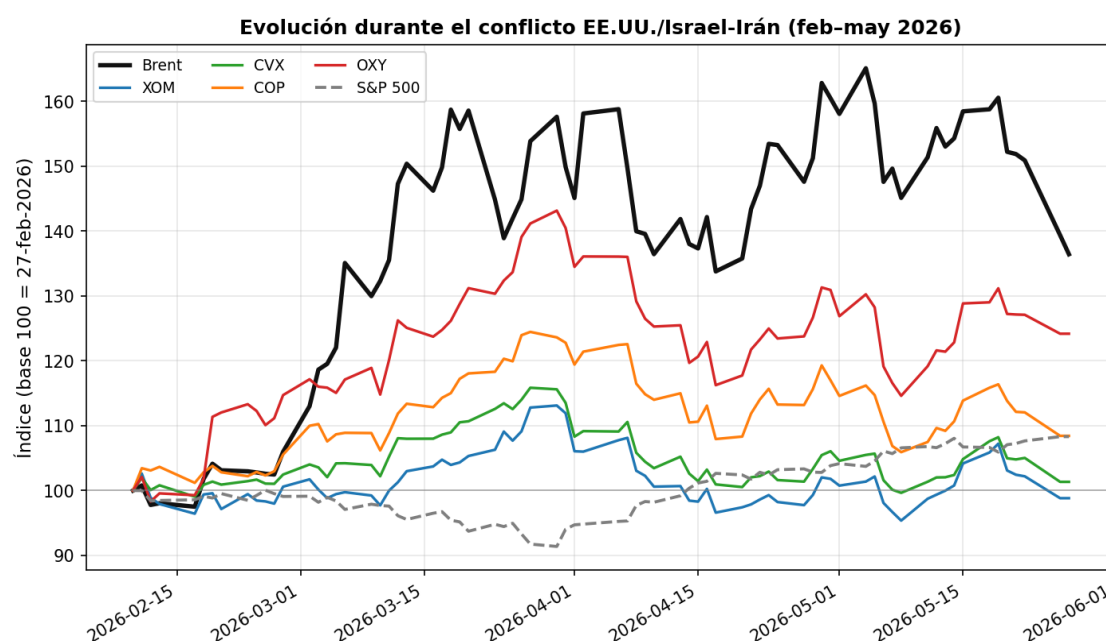
A lo largo del trabajo se ha analizado cómo reaccionan las petroleras a los shocks del Brent usando 35 años de datos históricos, hasta el 14 de enero de 2026. Unas semanas después de ese cierre, la realidad ha puesto sobre la mesa un caso para poner a prueba las conclusiones del trabajo: el estallido del conflicto entre Estados Unidos e Israel contra Irán. Este capítulo utiliza ese episodio como una validación fuera de muestra, es decir, una prueba con datos que el análisis no había visto. La pregunta es: cuando llega de verdad un shock geopolítico extremo, ¿se comportan las petroleras como predice el trabajo? ¿Habría funcionado la cartera óptima? ¿Y la cobertura con VIX?

8.1. El shock: qué pasó y cómo se movió el Brent

El 28 de febrero de 2026, Estados Unidos e Israel lanzaron una ofensiva militar coordinada contra Irán. El conflicto amenazó de inmediato el Estrecho de Ormuz, el punto por el que transita aproximadamente una quinta parte del petróleo mundial, y disparó el precio del petróleo. Tomando como referencia el cierre del viernes 27 de febrero (último día de mercado antes del ataque), el Brent partía de 73,21 dólares por barril. En las semanas siguientes llegó a alcanzar un máximo de 114,06 dólares (un +55,8% desde el nivel previo) y, a fecha del último dato disponible para este análisis (27 de mayo de 2026), se mantenía en 94,25 dólares, un +28,7% por encima del punto de partida.

La mayor subida diaria tuvo lugar el 6 de marzo, con un salto del +10,2% en una sola sesión. Es un shock de oferta de origen geopolítico, exactamente el tipo de evento que Kilian (2009) distingue como el más perjudicial para los mercados y el que con más fuerza encarece el crudo. La figura 8.1 muestra la evolución de todos los activos durante el episodio, normalizados a base 100 en la fecha de partida.

Figura 8.1. Evolución de los activos durante el conflicto (base 100 = 27-feb-2026)



Fuente: elaboración propia a partir de datos de FactSet. El Brent (línea negra) se dispara muy por encima del resto; las E&P (OXY, COP) lo siguen con más intensidad que las integradas (XOM, CVX).

8.2. ¿Cómo reaccionaron las cuatro petroleras?

Aquí es donde el caso real confirma uno de los hallazgos centrales del trabajo. La tabla 8.1 recoge la reacción de cada acción, tanto en el momento crítico del shock (hasta el pico del Brent) como en el acumulado hasta la fecha actual.

Tabla 8.1. Reacción de los activos durante el episodio

Activo	Ret. al pico del Brent	Ret. acum. hasta hoy	Volatilidad diaria	Tipo
XOM	+0,78%	-1,76%	1,90%	Integrada
CVX	+2,96%	-1,10%	1,72%	Integrada
COP	+10,09%	+2,74%	2,08%	E&P
OXY	+13,55%	+8,25%	2,57%	E&P
Brent	+55,80%	+28,74%	4,29%	Commodity
S&P 500	+4,68%	+9,31%	0,92%	Benchmark

El resultado confirma con claridad la hipótesis H1 y la distinción entre perfiles que atraviesa todo el trabajo. En el momento de máxima tensión, las dos E&P puras amplificaron el shock mucho más que las integradas: OXY subió un +13,55% y COP un +10,09%, frente al +0,78% de XOM y el +2,96% de CVX. Es decir, las empresas centradas en exploración y producción reaccionaron como amplificadores del precio del crudo, mientras que el efecto amortiguador

de la integración vertical de XOM y CVX volvió a funcionar, esta vez en un caso real y en la actualidad.

Ahora bien, aparece un matiz importantísimo que el propio trabajo anticipaba: ninguna petrolera se acercó a la subida del Brent (+55,8% en el pico). El petróleo casi duplicó su precio, pero incluso la acción más sensible, OXY, capturó sólo una fracción de ese movimiento. Esto reafirma una de las conclusiones más importantes del trabajo: las petroleras no son un sustituto eficiente del crudo. Quien quería beneficiarse de la subida del petróleo se habría llevado una decepción comprando acciones del sector.

8.3. Las correlaciones también cambian: la "ruptura" en directo

Uno de los hallazgos centrales del capítulo 4 fue que las correlaciones acción-Brent no son estables: aumentan durante los shocks, en lo que la literatura conoce como *correlation breakdown* (Longin y Solnik, 2001). El caso de Irán permite comprobar este fenómeno con datos reales y un shock perfectamente identificable. La tabla 8.3 compara las correlaciones acción-Brent calculadas con los retornos diarios del episodio (27 de febrero a 27 de mayo de 2026) con las del análisis histórico completo de 35 años.

Tabla 8.2. Correlaciones acción-Brent: episodio Irán vs. análisis histórico

Activo	Correl. Brent (Irán)	Correl. Brent (histórica)	Diferencia
XOM	0,529	0,364	+0,166
CVX	0,558	0,399	+0,159
COP	0,623	0,435	+0,188
OXY	0,657	0,407	+0,250

El resultado es muy claro: las correlaciones acción-Brent prácticamente se han disparado durante el shock. En el caso de OXY, la correlación con el crudo ha subido 25 puntos porcentuales, pasando de 0,41 a 0,66. Es decir, durante el episodio las acciones se movieron mucho más al unísono con el Brent de lo que es habitual en el histórico, lo que confirma empíricamente que el *correlation breakdown* identificado en el capítulo 4 no es un fenómeno teórico, sino algo que se manifiesta con fuerza también en los shocks reales. Y, sobre todo, se mantiene exactamente la misma jerarquía que en el análisis histórico: OXY > COP > CVX > XOM. Las E&P puras siguen siendo más sensibles al Brent que las integradas, incluso en condiciones extremas, lo que valida una vez más la distinción entre perfiles de negocio que vertebra todo el trabajo.

Pero quizá lo más revelador del análisis de correlaciones es lo que ocurrió con el VIX. Durante el conflicto, la correlación entre el VIX y el Brent fue de **+0,55**, cuando históricamente es de -0,12 (ligeramente negativa). Es decir, el VIX y el Brent, que normalmente se mueven en direcciones opuestas, durante el episodio de Irán se movieron de forma sincronizada porque ambos reaccionaron a la vez al mismo shock geopolítico: el miedo subió cuando subió el crudo. Esta inversión del signo es exactamente la que explica por qué la cobertura con VIX no protegió en este caso, como se desarrollará en el apartado 8.5. En el análisis histórico, el VIX cubre porque sube cuando el resto cae; aquí dejó de hacer esa función porque cambió de signo respecto al Brent.

En definitiva, el caso de Irán confirma una de las observaciones más finas del trabajo: durante los shocks reales, las correlaciones se reorganizan. Aumentan entre las acciones y el crudo (lo que reduce la diversificación dentro del sector) y cambian de signo entre el VIX y los activos energéticos (lo que invalida coberturas pensadas para escenarios distintos). Las correlaciones promedio del análisis histórico son, por tanto, una guía útil pero engañosa: en los momentos críticos, los activos no se comportan como en la media de los últimos 35 años.

8.4. La simulación: 25.000 \$ de inversión

Para hacer tangible todo lo anterior, se ha simulado qué le habría pasado a un inversor que el 27 de febrero de 2026 (justo antes del shock) hubiera invertido 25.000 dólares en cada una de cinco estrategias distintas: las tres carteras del capítulo 6 (mínima varianza, máximo Sharpe y equiponderada), la cartera con cobertura del 5% en VIX, y un benchmark pasivo en el S&P 500. La tabla 8.2 muestra el resultado a fecha del último dato disponible.

Tabla 8.3. Valor final de 25.000 \$ según la estrategia (27-feb a 27-may 2026)

#	Estrategia	Retorno	Valor final	Resultado
1	Benchmark S&P 500	+9,31%	27.327 \$	+2.327 \$
2	Equiponderada (25% cada una)	+2,03%	25.508 \$	+508 \$
3	Máximo Sharpe	-1,44%	24.639 \$	-361 \$
4	Mínima varianza	-1,46%	24.635 \$	-365 \$
5	Cobertura VIX (95% MinVar + 5% VIX)	-2,11%	24.474 \$	-526 \$

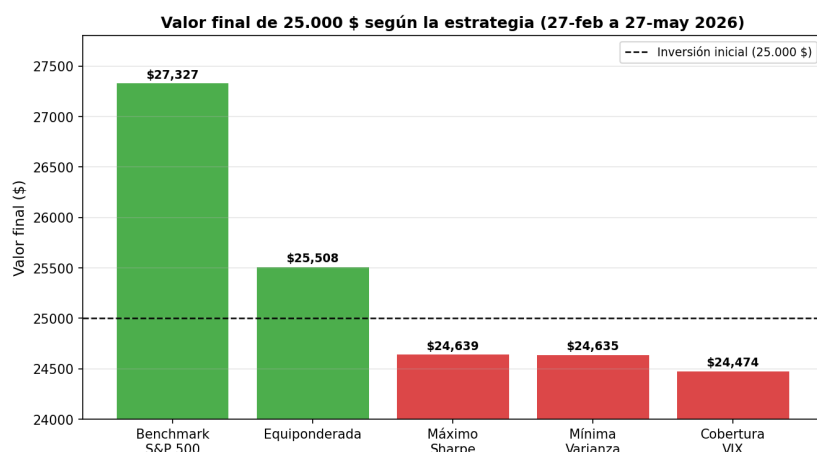


Figura 8.2. Valor final de la inversión de 25.000 \$ en cada estrategia. En verde las que ganaron, en rojo las que perdieron.

Los resultados son sorprendentes, y llevan a una reflexión. La ganadora no fue ninguna de las carteras petroleras optimizadas, sino el benchmark pasivo del S&P 500, que convirtió los 25.000 dólares en 27.327 (+9,31%). Las dos carteras óptimas del capítulo 6 (mínima varianza y máximo Sharpe), que concentraban casi todo el peso en XOM y CVX, en realidad perdieron dinero (alrededor de -1,5% cada una), precisamente porque las dos integradas terminaron en negativo a pesar de la gran subida inicial. La única cartera petrolera que se ganó fue la equiponderada (+2,03%), gracias a que incluía un 25% de OXY y un 25% de COP, las dos acciones que sí capturaron parte de la subida del crudo.

8.5. ¿Funcionó la cobertura con VIX?

El caso de Irán también permite poner a prueba la estrategia de cobertura del capítulo 6, y el resultado es muy revelador, aunque coherente con su diseño: la cobertura con VIX no solo no protegió, sino que fue la peor estrategia de las cinco. La cartera de mínima varianza con un 5% en VIX perdió un -2,11%, frente al -1,46% de la misma cartera sin cobertura: una diferencia negativa de 161 dólares. Y cuanto más VIX se añadía, peor era el resultado (con un 15% en VIX la pérdida llegaba a -3,39%).

La explicación conecta directamente con un matiz que ya se señaló en el capítulo 6. La cobertura con VIX funciona cuando el shock del crudo viene acompañado de pánico generalizado en el mercado, que es cuando el VIX se dispara. Pero en este episodio ocurrió algo distinto: tras el susto inicial, el mercado en su conjunto se mantuvo tranquilo (el S&P 500 incluso subió un +9,31% en el periodo), de modo que el VIX bajó en lugar de subir. La cobertura, por tanto, no tenía nada que cubrir y lo único que hizo fue restar rentabilidad. Esto refuerza la conclusión del trabajo de que el VIX cubre el riesgo sistémico de mercado, no el

riesgo específico del crudo: cuando el shock es puramente petrolero y la bolsa aguanta, el VIX no sirve como hedge.

Conviene insistir en que esto no es un defecto de la cobertura, sino una consecuencia directa de aquello para lo que está diseñada. Una cobertura con VIX es, en esencia, un seguro contra las crisis bajistas con pánico de mercado: el escenario en el que el Brent cae, la bolsa se hunde y el miedo se dispara. El shock de Irán fue justo el contrario —una subida del crudo por restricción de oferta, con la bolsa tranquila—, de modo que el seguro simplemente no tenía nada que cubrir. La lección, lejos de invalidar la estrategia, es que una cobertura debe especificar siempre frente a qué tipo de shock protege: un shock de oferta al alza y un shock de demanda a la baja exigen instrumentos distintos. Las coberturas evaluadas en el capítulo 6 son eficaces frente a shocks negativos acompañados de estrés sistémico, no frente a subidas del crudo de origen geopolítico como esta.

8.6. ¿Qué confirma y qué desafía este caso?

El episodio de Irán ofrece un cierre importante para el trabajo, porque confirma algunas hipótesis y matiza otras, con datos reales. Lo que confirma: primero, que las E&P puras (OXY, COP) amplifican los shocks del petróleo mucho más que las integradas (XOM, CVX), tal como predecía el análisis. Segundo, que las petroleras no son un sustituto del crudo: ni la más sensible se acercó a la subida del Brent. Y tercero, que la cobertura con VIX solo protege ante shocks sistémicos, no ante shocks puramente petroleros.

Lo que desafía, y es lo más importante: las carteras "óptimas" calculadas con datos históricos no garantizan el mejor resultado ante un shock futuro concreto. La cartera de mínima varianza, que durante 35 años fue la opción más eficiente, perdió dinero en este episodio porque estaba concentrada en las dos integradas, que esta vez se quedaron atrasadas. El inversor pasivo en el S&P 500 ganó más que cualquier estrategia petrolera sofisticada. Esto no invalida la teoría de carteras (que sigue siendo correcta en promedio y a largo plazo) pero recuerda que: la optimización mira al pasado, y el siguiente shock siempre es distinto al anterior. Es, en el fondo, la mejor ilustración posible de la respuesta que da título a este trabajo: en tiempos de crisis, las petroleras estadounidenses fueron más un riesgo que un refugio, y ni siquiera la cartera más cuidadosamente optimizada logró batir a una simple inversión diversificada en el mercado.

9. Conclusiones, limitaciones y líneas futuras

Este último capítulo cierra el trabajo recogiendo lo más importante de todo lo que se ha estudiado y respondiendo de forma directa a la pregunta que da título al trabajo: en tiempos de crisis, ¿son las petroleras estadounidenses un refugio o un riesgo? El apartado 9.1 contrasta las hipótesis de partida. El 9.2 responde a los objetivos planteados. El 9.3 destaca los hallazgos principales. El 9.4 reconoce las limitaciones del estudio. El 9.5 propone líneas de investigación futura y el 9.6 cierra con una reflexión final.

9.1. Contraste de las hipótesis de partida

El trabajo partía de tres hipótesis planteadas al inicio, en torno a la pregunta que da título al estudio. Antes de repasar los objetivos conviene comprobar, a la luz de los resultados, en qué medida se confirman o se rechazan.

H1: Las petroleras integradas de EE. UU. tienden a subir tras eventos geopolíticos que encarecen el petróleo. Esta hipótesis se confirma, aunque con matices. El event study del capítulo 5 mostró que los shocks positivos del Brent generan retornos anormales positivos en las cuatro empresas, incluidas las integradas XOM y CVX. Ahora bien, su reacción es más contenida que la de las E&P puras: las integradas suben, sí, pero menos, precisamente por el efecto amortiguador de su negocio de refino. La hipótesis es por tanto correcta en su dirección, pero el matiz importante es que la subida es proporcionalmente menor en las empresas más diversificadas.

H2: Es posible predecir parcialmente esas subidas o caídas mediante modelos cuantitativos y de machine learning. Esta hipótesis se confirma de forma parcial, que es justo lo que afirmaba. El modelo Random Forest del capítulo 7 alcanzó un ROC-AUC de 0,73, por encima del umbral del 70% fijado como referencia, lo que demuestra cierta capacidad predictiva sobre la dirección de los shocks. Es importante señalar que la predicción es "parcial": el fuerte desbalanceo de las clases y la propia naturaleza de los eventos extremos hacen que la predicción esté lejos de ser fiable a nivel individual. Existe señal, pero no una herramienta de predicción infalible.

H3: Las carteras optimizadas y cubiertas con derivados ofrecen mejor rendimiento ajustado al riesgo que una inversión simple sin protección. Esta hipótesis también se confirma. El

capítulo 6 mostró que la cartera de mínima varianza mejora el ratio de Sharpe en un 26% respecto a la cartera ingenua equiponderada, y que añadir una cobertura con VIX reduce las pérdidas en los escenarios extremos. Eso sí, conviene ser honestos con el matiz que ya se señaló: la mejora de la cobertura es leve y, al evaluarse sobre el spot del VIX sin incorporar los costes reales de los derivados, su atractivo en condiciones reales sería menor que el estimado.

Conviene añadir que el capítulo 8 ha permitido contrastar estas tres hipótesis con un caso real y posterior al periodo de estudio: el shock geopolítico del conflicto con Irán de 2026. Los resultados de ese episodio refuerzan H1 (las E&P amplificaron mucho más el shock que las integradas), matizan H2 y, sobre todo, ponen a prueba H3: la cartera óptima no batió a una simple inversión en el S&P 500 y la cobertura con VIX no funcionó, porque el mercado general se mantuvo tranquilo. Es decir, el caso real confirma la teoría en lo esencial pero recuerda sus límites cuando se aplica a un shock concreto.

En conjunto, las tres hipótesis se sostienen, aunque ninguna de forma absoluta: todas requieren matices que enriquecen la respuesta y que se desarrollan en los apartados siguientes.

9.2. Respuesta a los objetivos planteados

El trabajo se planteó cinco objetivos en la introducción, y conviene comprobar uno a uno si se han cumplido.

El primer objetivo era describir estadísticamente las series y ver cómo se desvían de la normalidad. El capítulo 4 lo cumplió: ninguna de las siete series sigue una distribución normal, todas presentan colas pesadas (curtosis muy por encima del valor 3 de la normal) y las acciones petroleras tienen además asimetría negativa. El caso más extremo es OXY, con una curtosis de 124 y la peor relación rentabilidad-riesgo del grupo (Sharpe de solo 0,08). Este resultado, lejos de ser un mero dato descriptivo, justificó toda la metodología posterior: por eso se trabajó con percentiles en lugar de desviaciones típicas para definir los shocks.

El segundo objetivo era cuantificar el impacto de los shocks extremos del Brent mediante un event study. El capítulo 5 mostró que los shocks generan retornos anormales medibles, de entre el 1% y el 1,9% en valor absoluto en la ventana corta, lo que descarta que el mercado sea perfectamente eficiente en este sentido. Y, sobre todo, mostró una clara diferencia entre empresas: las dos integradas (XOM y CVX) absorben los shocks con CARs

aproximadamente la mitad de los de las dos E&P puras (COP y OXY). En un shock negativo del Brent, los CARs de OXY llegan a ser hasta tres veces mayores en la ventana larga que los de XOM.

El tercer objetivo era estimar la sensibilidad de cada acción a sus principales factores mediante regresión. Aquí apareció probablemente el hallazgo más importante del trabajo: cuando se controla por el S&P 500, su coeficiente (entre 0,74 y 0,92) es entre dos y cuatro veces mayor que el del Brent (entre 0,19 y 0,35). Es decir, las acciones petroleras se comportan estadísticamente más como acciones del mercado general que como apuestas puras al precio del crudo. El VIX, por su parte, no aportó nada al modelo porque su información ya estaba recogida en el S&P 500.

El cuarto objetivo era construir una cartera eficiente y evaluar la cobertura con VIX. El capítulo 6 mostró que la cartera óptima concentra prácticamente todo el peso en XOM y CVX (en torno al 95-100%) y deja fuera a COP y OXY, lo que mejora el Sharpe en un 26% respecto a la cartera ingenua equiponderada. La cobertura con VIX funciona, aunque de forma leve: reduce las pérdidas en escenarios extremos en torno a 22 puntos básicos, y su eficacia crece con la fuerza del shock, que es justo lo que se espera de un buen seguro.

El quinto objetivo era examinar las propiedades dinámicas de las series. El capítulo 5 confirmó, mediante el test ADF, que todas las series de retornos son estacionarias, e identificó para el Brent un modelo ARIMA(1,0,1) con la metodología de Box-Jenkins, aunque con una capacidad predictiva muy limitada (coherente con la EMH débil). El análisis de causalidad de Granger, planteado en un marco VAR, obtuvo el resultado más sorprendente del trabajo: son las acciones las que predicen al Brent, y no al revés. El capítulo 7 cerró el análisis aplicando un modelo Random Forest que, con un AUC de 0,73, confirmó que los patrones detectados en los capítulos anteriores tienen efectivamente cierto valor predictivo.

9.3. Hallazgos principales

Más allá del cumplimiento de los objetivos, hay cinco ideas que constituyen las aportaciones centrales del trabajo y que conviene destacar.

La primera es que las acciones petroleras no son un buen sustituto del crudo. Esta es probablemente la conclusión con más implicaciones prácticas. Mucha gente compra acciones de petroleras pensando que así apuesta al precio del petróleo, pero los datos demuestran que lo que está comprando es, en su mayor parte, exposición al mercado bursátil general. El crudo

solo explica entre el 13% y el 19% del movimiento diario de estas acciones. Para un inversor que de verdad quiera apostar al barril, hay instrumentos mucho más directos, como los ETFs sobre futuros del Brent.

La segunda es que el perfil de la empresa importa, y mucho. La integración vertical de XOM y CVX (que combinan exploración, refino y petroquímica) funciona como un amortiguador real frente a los shocks: cuando cae el crudo, baja también el coste de la materia prima del refino y eso compensa parte de la pérdida. Las E&P puras como COP y OXY no tienen esa protección y sufren más. Esto se vio en el descriptivo, en el event study y en la composición de la cartera óptima, que sistemáticamente premiaba a las integradas.

La tercera es la asimetría del riesgo. Las correlaciones entre las acciones y el Brent suben justo durante los shocks negativos (en OXY pasan de 0,14 en subidas a 0,35 en caídas), lo que significa que las caídas se amplifican y las subidas se diluyen. Esto tiene una implicación: los modelos de riesgo que usan correlaciones promedio subestiman precisamente el riesgo que más importa, el de las crisis. Y la diversificación, que es lo que debería proteger al inversor, falla justo cuando más se necesita.

La cuarta tiene que ver con el sentido de la causalidad. Frente a la intuición de que el crudo mueve a las petroleras, el análisis de Granger mostró que son las acciones las que anticipan los movimientos del Brent. Esto encaja con la idea de que el mercado bursátil, que es muy líquido y cotiza continuamente, incorpora la información del sector antes que el precio spot del crudo. El modelo de Machine Learning del capítulo 7 reforzó esta idea desde otro ángulo: la volatilidad reciente del Brent y el nivel del VIX son los mejores predictores de los shocks, lo que confirma que estos eventos no son aleatorios sino que se concentran en momentos de tensión identificables.

Y por último la quinta idea, que emerge del caso real analizado en el capítulo 8; las carteras optimizadas con datos históricos no garantizan el mejor resultado ante el siguiente shock. Durante el conflicto con Irán de 2026, las carteras de mínima varianza y máximo Sharpe (las más eficientes en los 35 años de muestra) perdieron dinero, mientras que una simple inversión diversificada en el S&P 500 fue la opción ganadora. Esto no invalida la teoría de carteras, que sigue siendo correcta en promedio, pero ilustra que la optimización mira al pasado, y cada nuevo shock es distinto al anterior. Es la confirmación de que las petroleras, ni siquiera bien combinadas en cartera, fueron capaces de actuar como refugio.

9.4. Limitaciones del estudio

Como cualquier trabajo empírico, este tiene limitaciones que conviene recalcar, porque condicionan el alcance de las conclusiones y son el punto de partida natural para mejorarlo.

- La elección de datos diarios maximiza el tamaño muestral (más de 9.000 observaciones por serie) y permite captar con precisión la reacción del mercado en los días inmediatamente posteriores a un shock, que es lo que requiere el event study. Pero esa elección tiene ciertas consecuencias. En primer lugar, los retornos diarios incorporan mucho ruido microestructural (asimetrías horarias entre los mercados americano y europeo, efectos de cierre, operaciones de programa al final de la sesión, ajustes de liquidez al inicio) que puede contaminar los coeficientes de las regresiones y, sobre todo, las correlaciones. En segundo lugar, la frecuencia diaria capta bien lo que pasa en torno a los shocks pero deja fuera las dinámicas de medio y largo plazo: los efectos plurianuales de un superciclo del crudo, los ciclos de inversión en capex del sector o los cambios estructurales en márgenes de refino solo se observan con claridad en datos mensuales o trimestrales. Y en tercer lugar, el propio concepto de "shock" se vuelve ambiguo con alta frecuencia: una caída del Brent del 5% en un día puede ser una corrección puntual sin consecuencias económicas, mientras que una caída del 30% repartida en seis meses tiene un impacto macroeconómico mucho mayor pero no se identifica como shock por el criterio usado. Una réplica del análisis con datos mensuales sería complementaria, no sustitutiva, y permitiría contrastar si los hallazgos sobre asimetría y causalidad se mantienen en horizontes más largos.
- En cuanto a los cambios estructurales en un periodo de 35 años; asumir que las relaciones estimadas son estables a lo largo de toda la muestra es una simplificación grande, porque el sector energético de 2026 se parece poco al de 1990. Conviene recordar los grandes cambios que han atravesado estos 35 años. La revolución del *shale oil* a partir de 2010 transformó a Estados Unidos de gran importador a productor marginal del mercado mundial, lo que redujo el poder de fijación de precios de la OPEP y alteró la sensibilidad de las E&P estadounidenses al Brent. El desplome del crudo de 2014-2016 reorganizó por completo las decisiones de capex y de balance de las cuatro compañías analizadas. La pandemia de 2020 provocó la mayor caída diaria de toda la muestra (OXY -76,41% el 9 de marzo) y aceleró la trama sobre la transición energética, lo que ha

penalizado de forma continua las valoraciones del sector frente al S&P 500. Y, a nivel de empresa, la adquisición apalancada de Anadarko por parte de OXY en 2019 transformó su perfil de riesgo justo antes del shock de la pandemia, lo que probablemente exagera su volatilidad calculada sobre el conjunto del periodo. Todo esto sugiere que los parámetros α y β , las betas frente al petróleo, las correlaciones e incluso los pesos óptimos de cartera no son constantes: muy probablemente varían entre subperiodos. El análisis hecho en el trabajo ofrece un promedio sobre 35 años, pero ese promedio puede esconder dinámicas muy distintas entre, por ejemplo, 1990-2007 (con OPEP fuerte y sin shale), 2008-2015 (crisis financiera, auge del shale) y 2016-2026 (volatilidad geopolítica, ESG, pandemia, conflictos en Oriente Medio). Una extensión del trabajo sería repetir todo el análisis con ventanas móviles o por subperiodos, para ver qué resultados son estables y cuáles dependen del régimen del mercado. Esta línea se retoma en el apartado 9.5.

- El modelo ARIMA identificado para el Brent, aunque estadísticamente significativo (según el test de Ljung-Box), tiene una capacidad predictiva muy baja en términos económicos: las autocorrelaciones son demasiado pequeñas como para resultar explotables una vez descontados los costes de transacción.
- Los ratios de Sharpe se han calculado asumiendo una tasa libre de riesgo nula, una simplificación habitual cuando el objetivo es comparar activos entre sí, ya que no afecta al ranking relativo. Pero, los Sharpe absolutos serían menores con una r_f realista (en torno a 2-3% anualizado de media en el periodo), lo que reforzaría aún más la conclusión de que ninguna petrolera individual ofrece una relación rentabilidad-riesgo atractiva frente al S&P 500
- La matriz de varianzas-covarianzas se ha estimado con la muestra histórica completa. Es sabido que esta estimación es ruidosa cuando hay muchos activos, lo que puede llevar a carteras inestables. No se han aplicado técnicas de regularización como el shrinkage de Ledoit-Wolf, que habrían dado una matriz de covarianzas más robusta.
- La cartera óptima se calcula sobre datos históricos completos. Asumir que las correlaciones y rentabilidades futuras serán iguales a las pasadas es una

simplificación fuerte, sobre todo en el caso de OXY, cuyo perfil de riesgo cambió mucho tras la compra apalancada de Anadarko en 2019.

- La estrategia de cobertura se evalúa sobre el spot del VIX, sin tener en cuenta los costes reales de los instrumentos que se usarían en la práctica (futuros con contango, costes de roll-over, comisiones de los ETFs). En condiciones reales, la cobertura sería bastante menos atractiva de lo que parece en el análisis.
- El modelo de Machine Learning está muy condicionado por el desbalanceo de las clases (solo un 5% de días son de shock) y predice solo la dirección, no la magnitud. No es, por tanto, una herramienta operativa, sino una validación estadística de los patrones encontrados.
- Por último, todos los resultados son específicos a las cuatro empresas estadounidenses analizadas y al periodo 1990-2026. Generalizarlos a otras compañías, otros mercados o al futuro debe hacerse con prudencia, especialmente teniendo en cuenta el peso creciente de los factores ESG y de la transición energética.

9.5. Líneas de investigación futura

A partir de las limitaciones anteriores surgen de forma natural varias líneas por las que se podría continuar este trabajo en el futuro.

Una primera línea sería repetir el análisis con parámetros variables en el tiempo. En lugar de estimar un único α y β para los 35 años, se podrían usar ventanas móviles o modelos de coeficientes cambiantes para ver cómo ha evolucionado la sensibilidad de cada empresa al crudo a lo largo de los distintos regímenes del mercado. En esta misma dirección, resultaría útil complementar el análisis con datos mensuales o trimestrales, lo que permitiría capturar las dinámicas de medio y largo plazo (ciclos de capex, márgenes de refino, superciclos del crudo) que la frecuencia diaria del presente trabajo no permite observar. El modelo VAR, además, podría ampliarse para estudiar las funciones de impulso-respuesta y la descomposición de la varianza, lo que daría una imagen mucho más rica de la dinámica entre crudo y acciones que la foto fija del presente trabajo.

Una segunda línea sería mejorar la cobertura. El trabajo utiliza solo el VIX, que cubre bien el riesgo sistémico pero no tanto el riesgo puramente petrolero. Una cartera realmente robusta probablemente combinaría dos coberturas: el VIX para el riesgo de mercado y opciones put

sobre futuros del Brent para el riesgo específico del crudo. Sería interesante comparar la eficacia y el coste de las distintas combinaciones, esta vez incorporando los costes reales de los instrumentos.

Una tercera línea sería ampliar el universo de análisis. El trabajo se ha centrado en cuatro petroleras estadounidenses, pero podría extenderse a empresas europeas (como Shell, BP o TotalEnergies), a productores de otros países o incluso a las nuevas compañías de energías renovables, para ver si la transición energética está cambiando la forma en que el sector reacciona al precio del petróleo.

Una cuarta línea como mejora metodológica directa sería reestimar las carteras aplicando el shrinkage de Ledoit-Wolf a la matriz de covarianzas, una técnica que reduce el ruido de estimación y suele producir carteras más estables y con mejor comportamiento fuera de muestra.

Y una quinta línea, ya en el terreno del Machine Learning, sería incorporar información cualitativa. El modelo de este trabajo solo usa variables cuantitativas, pero los grandes shocks del crudo casi siempre vienen acompañados de noticias: anuncios de la OPEP, conflictos geopolíticos, decisiones de los bancos centrales. Aplicar técnicas de procesamiento de lenguaje natural sobre titulares de prensa o comunicados oficiales podría aportar señales que las variables puramente numéricas no capturan. Esto excede el alcance del presente trabajo, pero apunta hacia donde se dirige la investigación más reciente en finanzas (Gu et al., 2020).

9.6. Reflexión final

Conviene terminar respondiendo a la pregunta que da título a este trabajo: en tiempos de crisis, ¿son las petroleras estadounidenses un refugio o un riesgo? A la luz de todo el análisis, la respuesta es clara: son más un riesgo que un refugio. Lejos de proteger al inversor durante las turbulencias, estas acciones amplifican las caídas del crudo (sobre todo las E&P puras como COP y OXY), ven cómo sus correlaciones con el Brent se disparan justo en los peores momentos y arrastran un fuerte componente de riesgo de mercado general que no desaparece en las crisis, sino que se intensifica. Solo las dos grandes integradas, XOM y CVX, ofrecen un perfil algo más defensivo gracias al efecto amortiguador de su negocio de refino, pero ni siquiera ellas llegan a comportarse como un verdadero activo refugio. La idea de las petroleras como cobertura natural frente a los shocks geopolíticos es, por tanto, más un mito que una realidad respaldada por los datos. Esta conclusión, extraída del análisis histórico de

35 años, ha quedado además confirmada en tiempo real: durante el shock del conflicto con Irán de 2026, las petroleras volvieron a comportarse como un riesgo amplificado y no como un refugio, y la cartera más cuidadosamente optimizada no logró batir a una inversión pasiva y diversificada en el mercado.

Si hubiera que resumir todo el trabajo en una sola idea, sería esta: las acciones petroleras son mucho más complejas de lo que sugiere la intuición. No son un espejo del precio del crudo, sino una mezcla de exposición al mercado general, exposición al petróleo y riesgo propio de cada empresa, en proporciones que además cambian según el momento del ciclo. Entender esa mezcla es fundamental para cualquier inversor que quiera tener exposición al sector energético, y se espera que este trabajo haya aportado algo de claridad sobre cómo funciona realmente esa relación a lo largo de 35 años de datos. El análisis combinado de event study, regresión, series temporales (ARIMA y VAR), optimización de carteras y Machine Learning ha permitido abordar la pregunta desde varios ángulos a la vez, y los distintos métodos han apuntado, de forma consistente, en la misma dirección.

Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa en Trabajos Fin de Grado

ADVERTENCIA: Desde la Universidad consideramos que ChatGPT u otras herramientas similares son herramientas muy útiles en la vida académica, aunque su uso queda siempre bajo la responsabilidad del alumno, puesto que las respuestas que proporciona pueden no ser veraces. En este sentido, NO está permitido su uso en la elaboración del Trabajo fin de Grado para generar código porque estas herramientas no son fiables en esa tarea. Aunque el código funcione, no hay garantías de que metodológicamente sea correcto, y es altamente probable que no lo sea.

Por la presente, yo, Pilar Velázquez Gómez estudiante de Administración y Dirección de Empresas con Mención Internacional (E4) de la Universidad Pontificia Comillas al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado "ESTRATEGIA DE INVERSIÓN EN TIEMPOS DE CRISIS: CÓMO REACCIONAN LAS PETROLERAS ESTADOUNIDENSES ANTE SHOCKS GEOPOLÍTICOS ¿REFUGIO O RIESGO?" declaro que he utilizado la herramienta de Inteligencia Artificial Generativa ChatGPT u otras similares de IAG de código sólo en el contexto de las actividades descritas a continuación:

1. **Brainstorming de ideas de investigación:** Utilizado para idear y esbozar posibles áreas de investigación.
2. **Crítico:** Para encontrar contra-argumentos a una tesis específica que pretendo defender.
3. **Referencias:** Usado conjuntamente con otras herramientas, como Science, para identificar referencias preliminares que luego he contrastado y validado.
4. **Metodólogo:** Para descubrir métodos aplicables a problemas específicos de investigación.
5. **Interpretador de código:** Para realizar análisis de datos preliminares.
6. **Constructor de plantillas:** Para diseñar formatos específicos para secciones del trabajo.
7. **Corrector de estilo literario y de lenguaje:** Para mejorar la calidad lingüística y estilística del texto.
8. **Generador previo de diagramas de flujo y contenido:** Para esbozar diagramas iniciales.
9. **Sintetizador y divulgador de libros complicados:** Para resumir y comprender literatura compleja.
10. **Generador de problemas de ejemplo:** Para ilustrar conceptos y técnicas.
11. **Revisor:** Para recibir sugerencias sobre cómo mejorar y perfeccionar el trabajo con diferentes niveles de exigencia.

Afirmo que toda la información y contenido presentados en este trabajo son producto de mi investigación y esfuerzo individual, excepto donde se ha indicado lo contrario y se han dado los créditos correspondientes (he incluido las referencias adecuadas en el TFG y he explicitado para que se ha usado ChatGPT u otras herramientas similares). Soy consciente de las implicaciones académicas y éticas de presentar un trabajo no original y acepto las consecuencias de cualquier violación a esta declaración.

Fecha: Lunes 1 de junio de 2026

Firma:



10. Bibliografía

Arouri, M. E. H., Lahiani, A., y Nguyen, D. K. (2011). Return and volatility transmission between world oil prices and stock markets of the GCC countries. *Economic Modelling*, 28(4), 1815-1825.

Bernanke, B. S. (1983). Irreversibility, uncertainty, and cyclical investment. *Quarterly Journal of Economics*, 98(1), 85-106.

Black, F., y Scholes, M. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of Political Economy*, 81(3), 637-654.

Box, G. E. P., Jenkins, G. M., y Reinsel, G. C. (2015). *Time series analysis: Forecasting and control* (5th ed.). John Wiley & Sons.

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.

Cont, R. (2001). Empirical properties of asset returns: Stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance*, 1(2), 223-236.

Dickey, D. A., y Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427-431.

Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of empirical work. *Journal of Finance*, 25(2), 383-417.

Fama, E. F., Fisher, L., Jensen, M. C., y Roll, R. (1969). The adjustment of stock prices to new information. *International Economic Review*, 10(1), 1-21.

Fattouh, B. (2011). An anatomy of the crude oil pricing system. The Oxford Institute for Energy Studies.

Granger, C. W. J. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica*, 37(3), 424-438.

Gu, S., Kelly, B., y Xiu, D. (2020). Empirical asset pricing via machine learning. *Review of Financial Studies*, 33(5), 2223-2273.

Hamilton, J. D. (1983). Oil and the macroeconomy since World War II. *Journal of Political Economy*, 91(2), 228-248.

Hamilton, J. D. (2009). Understanding crude oil prices. *Energy Journal*, 30(2), 179-206.

Jarque, C. M., y Bera, A. K. (1987). A test for normality of observations and regression residuals. *International Statistical Review*, 55(2), 163-172.

Jones, C. M., y Kaul, G. (1996). Oil and the stock markets. *Journal of Finance*, 51(2), 463-491.

- Kilian, L. (2009). Not all oil price shocks are alike: Disentangling demand and supply shocks in the crude oil market. *American Economic Review*, 99(3), 1053-1069.
- Longin, F., y Solnik, B. (2001). Extreme correlation of international equity markets. *Journal of Finance*, 56(2), 649-676.
- MacKinlay, A. C. (1997). Event studies in economics and finance. *Journal of Economic Literature*, 35(1), 13-39.
- Mandelbrot, B. (1963). The variation of certain speculative prices. *Journal of Business*, 36(4), 394-419.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *Journal of Finance*, 7(1), 77-91.
- Mork, K. A. (1989). Oil and the macroeconomy when prices go up and down: An extension of Hamilton's results. *Journal of Political Economy*, 97(3), 740-744.
- Nandha, M., y Faff, R. (2008). Does oil move equity prices? A global view. *Energy Economics*, 30(3), 986-997.
- Park, J., y Ratti, R. A. (2008). Oil price shocks and stock markets in the US and 13 European countries. *Energy Economics*, 30(5), 2587-2608.
- Rotemberg, J. J., y Woodford, M. (1996). Imperfect competition and the effects of energy price increases on economic activity. *Journal of Money, Credit and Banking*, 28(4), 550-577.
- Sadorsky, P. (1999). Oil price shocks and stock market activity. *Energy Economics*, 21(5), 449-469.
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *Journal of Finance*, 19(3), 425-442.
- Sharpe, W. F. (1966). Mutual fund performance. *Journal of Business*, 39(S1), 119-138.
- Stevens, P. (2005). Oil markets. *Oxford Review of Economic Policy*, 21(1), 19-42.
- Tsay, R. S. (2010). *Analysis of financial time series* (3rd ed.). John Wiley & Sons.
- Whaley, R. E. (2000). The investor fear gauge. *Journal of Portfolio Management*, 26(3), 12-17.
- White, H. (1980). A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *Econometrica*, 48(4), 817-838.

11. Anexos

Se recoge aquí el material que da soporte al análisis, organizado en dos bloques. El Anexo A reúne todas las tablas y gráficos generados en el libro de Excel. El Anexo B documenta el modelo de Machine Learning (código, resultados y gráfico).

Anexo A. Tablas y gráficos del Excel

 ANALISIS_ACCIONES (1.9).xlsx

A.1. Estructura del libro de Excel

Tabla A.1. Hojas del libro de Excel y su función

Hoja	Dimensiones	Función
RAW DATA	9.079×12	Precios de cierre ajustado diarios de los siete activos, alineados por fecha.
RETURNS	9.079×8	Retornos logarítmicos diarios de las siete series.
SHOCKS	9.079×11	Identificación de shocks del Brent (positivo >P95, negativo <P5, normal).
EVENT STUDY	9.079×18	Retornos anormales (AR) y acumulados (CAR) en las tres ventanas de evento.
DESCRIPTIVE	24×8	Estadísticas descriptivas de las siete series.
CORRELATIONS	25×8	Matriz de correlaciones, incluyendo las condicionadas por régimen.
REGRESSION	40×5	Resultados de los tres modelos de regresión OLS.
PORTFOLIO	36×15	Matriz de covarianzas, frontera eficiente y carteras óptimas.
OUTLIERS	48×8	Valores atípicos y mayores movimientos del Brent.
ML DATA	9.059×20	Features y variable objetivo para el modelo de Machine Learning.
HEDGE STRATEGY	79×6	Parámetros y escenarios de la cobertura con VIX.
TIME SERIES	117×11	ADF, ACF/PACF, ARIMA, Ljung-Box, Granger y VAR.
CONCLUSIONES	106×6	Síntesis de los principales resultados.
XOM / CVX / COP / OXY	$13.413 \times \sim 12$	Históricos de precios de las cuatro petroleras (datos brutos).
SP500 / VIX	$13.413 \times \sim 10$	Históricos del S&P 500 y del VIX (datos brutos).
XLE ETF	13.413×11	Histórico del ETF energético XLE (referencia).
BRENT	13.827×9	Histórico del precio spot del Brent, de FacSet (datos brutos).

A.2. Definición de shocks del Brent (hoja Shocks)

Tabla A.2. Estadísticas del Brent y conteo de shocks (P5/P95)

Parámetro	Valor
Media r BRENT	0,000129
Desv. Típica	0,022835
Percentil 95	0,033176
Percentil 5	-0,034947
Umbral $+2\sigma$	0,045798
Umbral -2σ	-0,045541
Conteo Shocks (P5/P95)	
Shocks Positivos (+1)	454
Shocks Negativos (-1)	454
Días Normales (0)	8.161
Total Días	9.075
Conteo Shocks ($\pm 2\sigma$)	
Shocks Positivos (+1)	180
Shocks Negativos (-1)	232
Días Normales (0)	8.657

A.3. Estadísticas descriptivas (hoja Descriptive)

Tabla A.3. Estadísticas descriptivas de las series

Estadístico	r XOM	r CVX	r COP	r OXY	r BRENT	r VIX	r SP500
Media	0,000258	0,000250	0,000257	0,000124	0,000129	-0,000003	0,000326
Mediana	0,000000	0,000380	0,000000	0,000000	0,000630	-0,004181	0,000598
Desv. Típica	0,015699	0,016487	0,019894	0,023897	0,022835	0,068018	0,011380
Varianza	0,000246	0,000272	0,000396	0,000571	0,000521	0,004626	0,000130
Asimetría (Skewness)	-0,0422	-0,3723	-0,3897	-3,3583	-0,8344	0,9754	-0,3649
Curtosis (Excess)	7,9734	17,4810	11,7822	124,1931	13,9245	6,8125	10,8916
Mínimo	-0,1503	-0,2501	-0,2856	-0,7641	-0,2798	-0,4424	-0,1277
Máximo	0,1586	0,2049	0,2249	0,2904	0,1908	0,7682	0,1096
Rango	0,3089	0,4550	0,5104	1,0545	0,4705	1,2107	0,2372
P1	-0,0425	-0,0424	-0,0520	-0,0594	-0,0633	-0,1558	-0,0317
P5	-0,0238	-0,0246	-0,0296	-0,0336	-0,0349	-0,0980	-0,0173
P25 (Q1)	-0,0078	-0,0081	-0,0099	-0,0104	-0,0104	-0,0381	-0,0044
P75 (Q3)	0,0085	0,0089	0,0109	0,0110	0,0114	0,0325	0,0057
P95	0,0236	0,0239	0,0296	0,0327	0,0332	0,1093	0,0163
P99	0,0404	0,0415	0,0500	0,0612	0,0570	0,2081	0,0301
IQR	0,0163	0,0169	0,0208	0,0215	0,0218	0,0706	0,0101
N observaciones	9.075	9.075	9.075	9.075	9.069	9.075	9.075
Ret. Anualizado	6,51%	6,30%	6,47%	3,14%	3,24%	-0,08%	8,21%
Vol. Anualizada	24,92%	26,17%	31,58%	37,94%	36,25%	107,98%	18,07%
Sharpe Ratio ($R_f=0$)	0,26	0,24	0,20	0,08	0,09	0,00	0,45

A.4. Modelo de mercado (hoja Event Study)

Tabla A.4. Parámetros del modelo de mercado (α , β , R^2)

Empresa	α (intercepto)	β (pendiente)	R^2	
XOM	-0,000004	0,8055	0,3409	
CVX	-0,000027	0,8491	0,3435	
COP	-0,000042	0,9165	0,2749	
OXY	-0,000213	1,0361	0,2435	
CARs Promedio - Shocks POSITIVOS del Brent (P95)				
	XOM	CVX	COP	OXY
Ventana [-1, +1]	1,03%	1,21%	1,73%	1,72%
Ventana [-5, +5]	0,99%	1,23%	1,63%	1,78%
Ventana [-10, +10]	0,80%	1,00%	0,89%	1,25%
N eventos	454,00			
CARs Promedio - Shocks NEGATIVOS del Brent (P5)				
	XOM	CVX	COP	OXY
Ventana [-1, +1]	-0,99%	-1,19%	-1,74%	-1,88%
Ventana [-5, +5]	-1,02%	-1,20%	-2,10%	-2,00%
Ventana [-10, +10]	-1,00%	-1,17%	-2,71%	-3,06%
n°eventos	454			

A.5. Correlaciones (hoja Correlations)

Tabla A.5.1. Matriz de correlaciones de retornos

	r_XOM	r_CVX	r_COP	r_OXY	r_BRENT	r_VIX	r_SP500
r_XOM	1,000	0,791	0,711	0,647	0,363	-0,418	0,584
r_CVX	0,791	1,000	0,742	0,651	0,399	-0,413	0,586
r_COP	0,711	0,742	1,000	0,681	0,435	-0,378	0,524
r_OXY	0,647	0,651	0,681	1,000	0,407	-0,354	0,493
r_BRENT	0,363	0,399	0,435	0,407	1,000	-0,124	0,165
r_VIX	-0,418	-0,413	-0,378	-0,354	-0,124	1,000	-0,714
r_SP500	0,584	0,586	0,524	0,493	0,165	-0,714	1,000

Tabla A.5.2. Correlaciones condicionadas por régimen de shock

Tiempo	XOM-Brent	CVX-Brent	COP-Brent	OXY-Brent	nºobs
Periodo completo	0,363	0,399	0,435	0,407	9.075
Shock Positivo (+)	0,113	0,181	0,212	0,142	454
Shock Negativo (-)	0,217	0,276	0,288	0,346	454
Días Normales	0,285	0,299	0,337	0,319	8.161

A.6. Modelos de regresión (hoja Regression)

Tabla A.6.1. Modelo 1: $r_{stock} = \alpha + \beta \cdot r_{BRENT}$

Parámetro	XOM	CVX	COP	OXY
α (intercepto)	0,000216	0,000209	0,000203	0,000059
β_{BRENT}	0,2498	0,2882	0,3790	0,4256
R ²	0,1321	0,1592	0,1893	0,1657
R ² ajust.	0,1320	0,1591	0,1892	0,1656
Error Estándar	0,014619	0,015120	0,017912	0,021813

Tabla A.6.2. Modelo 2: $+ r_{SP500}$

Parámetro	XOM	CVX	COP	OXY
α (intercepto)	-0,000019	-0,000035	-0,000054	-0,000231
β_{BRENT}	0,1889	0,2246	0,3123	0,3502
β_{SP500}	0,7429	0,7750	0,8134	0,9202
R ²	0,4146	0,4377	0,4000	0,3528
R ² ajust.	0,4145	0,4376	0,3999	0,3527
Error Estándar	0,012007	0,012366	0,015410	0,019212

Tabla A.6.3. Modelo 3: $+ r_{VIX}$

Parámetro	XOM	CVX	COP	OXY
α (intercepto)	-0,000019	-0,000040	-0,000052	-0,000231
β_{BRENT}	0,1889	0,2247	0,3123	0,3502
β_{SP500}	0,7435	0,7899	0,8086	0,9201
β_{VIX}	0,0002	0,0035	-0,0011	0,0000
R ²	0,4146	0,4378	0,4000	0,3528
R ² ajust.	0,4144	0,4376	0,3998	0,3526
Error Estándar	0,012008	0,012366	0,015411	0,019213

A.7. Cartera y frontera eficiente (hoja Portfolio)

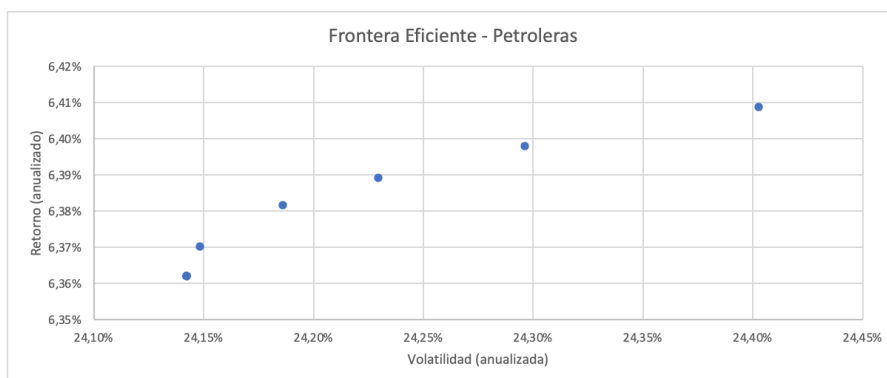
Tabla A.7.1. Matriz de varianzas-covarianzas anualizada

	XOM	CVX	COP	OXY
XOM	0,0621	0,0516	0,0560	0,0611
CVX	0,0516	0,0685	0,0614	0,0646
COP	0,0560	0,0614	0,0997	0,0816
OXY	0,0611	0,0646	0,0816	0,1439

Tabla A.7.2. Carteras candidatas

Portafolio	w XOM	w CVX	w COP	w OXY	Ret. Anual	Vol. Anual	Sharpe
Equiponderado	25,0%	25,0%	25,0%	25,0%	5,60%	26,54%	0,21
Minima Varianza	61,5%	38,0%	0,0%	0,5%	6,41%	24,11%	0,27
Máximo Sharpe	67,5%	30,5%	1,5%	0,5%	6,43%	24,14%	0,27
100% XOM	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	6,51%	24,92%	0,26
100% CVX	0,0%	100,0%	0,0%	0,0%	6,30%	26,17%	0,24
100% COP	0,0%	0,0%	100,0%	0,0%	6,47%	31,58%	0,20
100% OXY	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%	3,14%	37,94%	0,08

Gráfico A.7.3. Frontera eficiente



A.8. Valores atípicos (hoja Outliers)

Tabla A.8.1. Conteo de valores atípicos por método

Variable	Z>3	Z<-3	IQR Alto	IQR Bajo	Total Outliers	% del Total
r XOM	50	62	178	210	388	4,3%
r CVX	41	45	178	204	382	4,2%
r COP	44	64	168	188	356	3,9%
r OXY	59	57	219	254	473	5,2%
r BRENT	56	76	203	264	467	5,1%
r VIX	96	31	264	124	388	4,3%
r SP500	63	78	259	341	600	6,6%

Tabla A.8.2. Top 20 movimientos extremos del Brent

Rank	Fecha	r BRENT	r XOM	r CVX	r COP	r OXY	r SP500
1	04/21/2020	-27.98%		-0.54%	-2.34%	-4.07%	-3.12%
2	01/17/1991	-27.84%		2.24%	-0.69%	-0.50%	-3.66%
3	03/09/2020	-27.58%		-13.04%	-16.69%	-28.56%	-7.90%
4	12/17/1990	-27.17%		0.49%	0.18%	0.49%	-0.25%
5	04/02/2020	19.08%		7.37%	10.46%	13.38%	2.26%
6	12/11/2008	16.57%		-0.06%	1.29%	-0.94%	-2.89%
7	04/24/2020	15.11%		0.64%	0.24%	-0.25%	1.38%
8	10/22/1990	-14.52%		-0.50%	-0.71%	-1.94%	0.73%
9	03/18/2020	-14.39%		-10.56%	-25.01%	-14.66%	-5.32%
10	03/09/2022	-14.11%		-5.85%	-2.53%	-2.68%	2.54%
11	09/24/2001	-13.90%		0.08%	-3.53%	-5.05%	3.82%
12	01/07/1991	13.83%		-1.22%	0.53%	0.00%	-1.75%
13	09/16/2019	13.64%		1.49%	2.13%	8.66%	-0.31%
14	03/19/2020	13.48%		3.88%	4.16%	12.12%	0.47%
15	08/06/1990	13.15%		2.10%	0.79%	6.24%	-3.07%
16	04/03/2020	13.04%		-2.99%	-1.34%	-2.85%	-1.53%
17	05/05/2020	12.98%		-0.11%	1.57%	1.38%	0.90%
18	03/23/1998	12.90%		1.30%	0.00%	1.69%	-0.33%
19	12/31/2008	12.71%		1.57%	0.80%	0.68%	1.41%
20	11/26/2021	-12.41%		-3.58%	-2.31%	-4.58%	-2.30%

Tabla A.8.3. Contexto histórico de los outliers extremos

Periodo	Evento	Outliers Brent	Mayor impacto en
Ago 1990 - Feb sept-01	Invasión de Kuwait / Guerra del Golfo	5 de los top 20	Brent -28% en un día (17-ene-91)
	Ataques 11-S	1 en top 20	Todas las series, SP500 cae >4%
Jul - Oct 2008	Crisis financiera global	4 en top 20	OXY, COP amplifican caídas >10%
2014 - 2016	Caída precios petróleo (shale + OPEC)	2 en top 20	OXY mayor sensibilidad
Mar - Abr 2020	COVID-19 + guerra precios OPEC-Rusia	7 de los top 20	OXY -76.4% en un día (09-mar-20)

A.9. Estrategia de cobertura (hoja Hedge Strategy)

Tabla A.9.1. Parámetros de la estrategia

Parámetro	Valor	Notas
Cartera base	MinVar (XOM 61.5%, CVX 38.5%)	Del análisis PORTFOLIO : máximo Sharpe entre petroleras
Asignación VIX cobertura	5.0%	Exposición al VIX como hedge (ajustable)
β VIX vs Brent (histórico)	-0.371	Sensibilidad: cuánto sube VIX cuando Brent cae 1%
Corr(VIX, SP500) histórica	-0.714	Correlación negativa fuerte → el VIX sube cuando mercado cae
Corr(VIX, Brent) en shocks n	-0.124	Correlación condicional durante shocks negativos del Brent
Asimetría VIX	0.77	Sesgo positivo = sube más de lo que baja → buen hedge

Tabla A.9.2. Análisis de escenarios de cobertura

Escenario	Shock Brent	Sin Cobertura (MinVar)	Con Cobertura (95% MinVar + 5% VIX)	Mejora
Caída moderada (-1 σ)	-2.28%	-0.60%	-0.53%	0.07%
Caída fuerte (-2 σ)	-4.57%	-1.21%	-1.06%	0.15%
Crash (-3 σ / Black Swan)	-6.85%	-1.81%	-1.59%	0.22%
P5 histórico	-6.33%	-1.67%	-1.47%	0.20%
Subida moderada (+1 σ)	2.28%	0.60%	0.53%	-0.07%

Tabla A.9.3. Sensibilidad: ¿cuánto VIX asignar?

Asignación al VIX	Composición de la cartera	Pérdida en crash (-3 σ)	Reducción vs sin hedge	Costo anual (drag estimado)	Protección neta (reducción - costo)
0% (sin hedge)	100% MinVar	-1.81%	-	-	-
1%	99% MinVar + 1% VIX	-1.77%	0.04%	0.00%	0.04%
2%	98% MinVar + 2% VIX	-1.73%	0.09%	0.00%	0.09%
3%	97% MinVar + 3% VIX	-1.68%	0.13%	0.00%	0.13%
5%	95% MinVar + 5% VIX	-1.58%	0.22%	0.00%	0.21%
7%	93% MinVar + 7% VIX	-1.51%	0.30%	0.01%	0.30%
10%	90% MinVar + 10% VIX	-1.38%	0.44%	0.01%	0.43%
15%	85% MinVar + 15% VIX	-1.16%	0.65%	0.01%	0.64%

A.10. Series temporales (hoja Time Series)

Tabla A.10.1. Test de estacionariedad (ADF)

Serie	ADF t-stat	p-value	Lags usados	Crítico 1%	Crítico 5%	¿Estacionaria?
r XOM	-102,68	0,00E+00	1	-3,43	-2,86	Si ✓
r CVX	-102,17	0,00E+00	1	-3,43	-2,86	Si ✓
r COP	-100,35	0,00E+00	1	-3,43	-2,86	Si ✓
r OXY	-97,92	0,00E+00	1	-3,43	-2,86	Si ✓
r BRENT	-97,78	0,00E+00	1	-3,43	-2,86	Si ✓
r VIX	-103,44	0,00E+00	1	-3,43	-2,86	Si ✓
r SP500	-103,12	0,00E+00	1	-3,43	-2,86	Si ✓

Tabla A.10.2. Autocorrelación (ACF/PACF)

Rezag	ACF	PACF	Banda +95%	Banda -95%	¿Signif?
1	-0,0268	-0,0268	0,0206	-0,0206	Si *
2	-0,0184	-0,0191	0,0206	-0,0206	No
3	-0,0116	-0,0126	0,0206	-0,0206	No
4	0,0040	0,0030	0,0206	-0,0206	No
5	-0,0076	-0,0079	0,0206	-0,0206	No
6	-0,0311	-0,0316	0,0206	-0,0206	Si *
7	0,0202	0,0183	0,0206	-0,0206	No
8	-0,0093	-0,0097	0,0206	-0,0206	No
9	0,0035	0,0030	0,0206	-0,0206	No
10	0,0224	0,0229	0,0206	-0,0206	Si *

Tabla A.10.3. Modelo AR(1)

Serie	Media (μ)	ACF(1) = ϕ	t-stat de ϕ	¿Signifativo? (t > 1,96)	σ (error)	AIC	Interpretación
r XOM	0,0258%	-0,07514	-7,18	Si **	0,015655	-75,397	Reversión a media más fuerte: $\phi = -0,075 \rightarrow$ tras subida, tiende a bajar al día siguiente
r CVX	0,0250%	-0,07001	-6,68	Si **	0,016446	-74,491	Segunda mayor reversión: $\phi = -0,070$. Perfil similar a XOM pero ligeramente menor
r COP	0,0257%	-0,03227	-4,99	Si **	0,019867	-71,068	Moderada: $\phi = -0,032$. Menos predecible que XOM/CVX
r OXY	0,0124%	-0,02777	-2,65	Si **	0,023898	-67,737	Débil: $\phi = -0,028$ (apenas significativo). Alta vol dominia sobre cualquier patrón
r BRENT	0,0129%	-0,02677	-2,55	Si **	0,022827	-68,553	Débil: $\phi = -0,027$. Mercado de crudo más eficiente que acciones individuales

Tabla A.10.4a. Granger: Stock $\rightarrow$ Brent

Dirección	F (1 lag)	¿Signif?	F (5 lags)	¿Signif?	Interpretación
COP $\rightarrow$ Brent	24,07	Si **	7,98	Si **	EL MAS FUERTE: COP lidera predicción de Brent (F=24.1). E&P puro = máximo contenido informativo sobre supply.
OXY $\rightarrow$ Brent	19,09	Si **	6,53	Si **	Segundo: OXY (F=19.1). También E&P-heavy, alta beta a crudo.
XOM $\rightarrow$ Brent	18,22	Si **	4,28	Si **	Tercero: XOM (F=18.2). Integrated mejor — más diversificada, menos info pura sobre oil.
CVX $\rightarrow$ Brent	6,00	Si **	1,64	No	Más débil: CVX solo a 1 lag (F=6.0). Se disipa a 5 lags $\rightarrow$ efecto de corto plazo.

Tabla A.10.4b. Granger: Brent $\rightarrow$ Stock

Dirección	F (1 lag)	¿Signif?	F (5 lags)	¿Signif?	Interpretación
Brent $\rightarrow$ XOM	0,38	No	3,73	Si **	Solo retardado (5 lags). La dirección dominante es XOM $\rightarrow$ Brent, no al revés.
Brent $\rightarrow$ CVX	1,24	No	1,63	No	NO significativo en ninguna ventana. CVX incorpora info de Brent instantáneamente.
Brent $\rightarrow$ COP	0,11	No	1,31	No	NO significativo. COP ya refleja Brent al instante (mismo día), no predice al día siguiente.
Brent $\rightarrow$ OXY	1,32	No	2,41	Si **	Solo retardado. OXY absorbe info con retraso de ~semana (5 lags) $\rightarrow$ posible oportunidad.

Tabla A.10.4c. Granger: SP500 $\rightarrow$ Stock

Dirección	F (1 lag)	¿Signif?	F (5 lags)	¿Signif?	Interpretación
SP500 $\rightarrow$ XOM	42,41	Si **	11,10	Si **	EL MAS FUERTE DE TODOS (F=42.4). SP500 domina XOM absolutamente.
SP500 $\rightarrow$ CVX	22,64	Si **	7,00	Si **	Muy fuerte (F=22.6). Segundo después de XOM en dominancia del SP500.
SP500 $\rightarrow$ COP	10,71	Si **	4,88	Si **	Significativo pero menor: COP responde más a fundamentales de oil que a mercado.
SP500 $\rightarrow$ OXY	5,98	Si **	4,54	Si **	El más débil de los 4: OXY más idiosincrática, menos atada al mercado amplio.

Tabla A.10.5. Modelo VAR(1): matriz de coeficientes A

Ecuación / Regresor $\rightarrow$	c	XOM(t-1)	CVX(t-1)	COP(t-1)	OXY(t-1)	BRENT(t-1)	VIX(t-1)	SP500(t-1)	R²
r XOM	0,0003123	-0,018925	-0,007264	-0,017292	0,018453	-0,008262	-0,011283	-0,164653	1,215%
r CVX	0,0002998	0,028432	-0,066455	0,004665	0,012557	0,000639	-0,008398	-0,137750	0,865%
r COP	0,0003039	0,042288	-0,029362	-0,049421	0,022876	-0,003389	-0,010942	-0,131982	0,543%
r OXY	0,0001460	0,048123	-0,028023	0,010244	-0,016581	-0,018078	-0,007415	-0,108751	0,224%
r BRENT	0,0001245	0,057929	-0,069216	0,057295	0,025948	-0,053640	-0,005321	-0,028971	0,470%
r VIX	-0,0000942	-0,001398	-0,018002	0,058563	-0,025800	0,062186	-0,057407	0,175961	0,797%
r SP500	0,0003643	0,008101	-0,021953	-0,014410	0,003602	-0,006097	-0,008964	-0,093620	0,924%

Tabla A.10.6. Pronóstico VAR(1) a 5 días

h	XOM Punto	XOM IC 95%	CVX Punto	CVX IC 95%	COP Punto	COP IC 95%	OXY Punto	OXY IC 95%	BRENT Punto	BRENT IC 95%
t+1	-0,0414%	[-3,10%, 3,02%]	0,0583%	[-3,16%, 3,28%]	-0,0373%	[-3,80%, 3,85%]	0,0914%	[-4,58%, 4,77%]	0,2276%	[-4,24%, 4,69%]
t+2	0,0395%	[-4,28%, 4,36%]	0,0321%	[-4,52%, 4,58%]	0,0363%	[-5,46%, 5,53%]	0,0099%	[-6,60%, 6,62%]	-0,0042%	[-6,32%, 6,31%]
t+3	0,0234%	[-5,27%, 5,32%]	0,0239%	[-5,55%, 5,60%]	0,0244%	[-6,71%, 6,76%]	0,0116%	[-8,09%, 8,11%]	0,0139%	[-7,72%, 7,75%]
t+4	0,0250%	[-6,09%, 6,14%]	0,0249%	[-6,41%, 6,46%]	0,0255%	[-7,75%, 7,80%]	0,0114%	[-9,34%, 9,36%]	0,0122%	[-8,91%, 8,94%]
t+5	0,0249%	[-6,81%, 6,86%]	0,0246%	[-7,17%, 7,22%]	0,0254%	[-8,67%, 8,72%]	0,0114%	[-10,44%, 10,47%]	0,0123%	[-9,97%, 9,99%]
σ diaria (VAR)	1,5596%		1,6417%		1,9637%		2,3852%		2,2774%	

Tabla A.10.7. Conclusiones comparativas

Hallazgo	XOM	CVX	COP	OXY	BRENT	Implicación
AR(1) ϕ	-0,075	-0,070	-0,052	-0,028	-0,027	XOM más predecible (mayor reversión). OXY/Brent casi ruido blanco.
AR(1) t-stat	-7,2	-6,7	-5,0	-2,6	-2,5	Todos significativos, pero solo XOM/ CVX económicamente materiales.
Granger: Stock → Brent F	18,2	6,0	24,1	19,1	-	COP lidera (F=24): E&P puro es el mejor predictor de Brent.
Granger: SP500 → Stock F	42,4	22,6	10,7	6,0	-	XOM más market-driven (F=42,4). OXY más idiosincrática.
VAR: efecto SP500(t-1)	-0,165	-0,138	-0,132	-0,109	-0,029	Majors absorben más riesgo sistémico. Brent casi inmune al SP500.
σ diaria	1,57%	1,65%	1,99%	2,39%	2,28%	OXY 2,4% diario vs XOM 1,6% → 50% más volátil.
IC 95% (5d)	±6,8%	±7,2%	±8,7%	±10,5%	±10,0%	predicción puntual. XOM más predecible.

A.11. Síntesis integral (hoja Conclusiones)

Tabla A.11.1. Panorama de datos

Métrica	Valor	Fuente
Período de análisis	2 Ene 1990 - 14 Ene 2026 (35 años)	RAW DATA (alineado a disponibilidad VIX)
Observaciones diarias	9,075	→ DESCRIPTIVEIB21
Activos analizados	XOM, CVX, COP, OXY, Brent, VIX, SP500	4 acciones + 1 commodity + 2 benchmarks
Shocks identificados (P5/P95)	+454 positivos / 454 negativos	→ SHOCKS col D (método percentil 5/95)
Outliers extremos (IQR Brent)	467	= 5,1% del total de observaciones

Tabla A.11.2. Distribución de retornos y normalidad

Activo	Retorno anualizado	Volatilidad anualizada	Sharpe	Curtosis	Asimetría
XOM	6,51%	24,92%	0,26	7,97	-0,04
CVX	6,30%	26,17%	0,24	17,48	-0,37
COP	6,47%	31,58%	0,20	11,78	-0,39
OXY	3,14%	37,94%	0,08	124,19	-3,36
BRENT	3,24%	36,25%		13,82	-0,83
SP500	8,21%	18,07%	0,45	10,89	-0,36

Tabla A.11.3. Estructura de correlaciones

Relación	Correlación	Interpretación
XOM – CVX (intra-sector)	0,791	Altamente correlacionadas (diversificación intra-sector limitada)
Stocks – Brent (exposición oil)	0,36 - 0,44	Moderada (las acciones NO son proxies perfectos del crudo)
VIX – SP500	-0,714	Fuerte negativa (base para cobertura VIX)
VIX – Brent	-0,124	Débil negativa (VIX es hedge imperfecto para oil directo)

Tabla A.11.4. Factores explicativos (regresión)

Modelo	R² promedio	Interpretación
Modelo 1: solo Brent	16,2%	Brent explica solo 13-19% de la variación diaria de petroleras
Modelo 2: Brent + SP500	40,1%	SP500 DUPLICA el poder explicativo (35-44%). El mercado amplio es más importante que el oil.
Modelo 3: + VIX	40,1%	Añadir VIX NO mejora el modelo (su información ya está capturada en SP500)

Tabla A.11.5. Respuesta a shocks (event study)

Activo	CAR [-5,+5] Shock negativo	CAR [-5,+5] Shock positivo	Reactividad
XOM	-1,02%	0,99%	Más defensiva (menor amplificación)
CVX	-1,20%	1,23%	Comportamiento similar a XOM
COP	-2,10%	1,63%	Amplifica caídas en ventanas largas
OXY	-2,00%	1,78%	MÁS REACTIVA (amplifica shocks negativos del Brent)

Tabla A.11.6. Causalidad temporal (Granger / VAR)

Dirección	F-stat (1 lag)	Significado
SP500 → Petroleras	F = 42.4	El más fuerte. SP500 de ayer predice petroleras de hoy > confirma que son primero acciones, después petroleras.
Stocks → Brent	F = 6.0 – 24.1	COP es la más predictiva (F=24.1). Las acciones anticipan movimientos del crudo - informed trading.
VIX ↔ Brent	Bidireccional	Retroalimentación: incertidumbre de mercado mueve oil y viceversa.

Tabla A.11.7. Eficiencia y predictibilidad

Test	Resultado	Interpretación
ARIMA: ϕ AR(1)	-0,027	Estadísticamente significativo pero económicamente trivial - costo de transacción > señal
VAR(1): R ²	< 1.2%	Retornos diarios son esencialmente impredecibles — consistente con eficiencia semi-fuerte
Pronóstico 5 días	IC $\pm 10\%$ Brent	Predicciones convergen a 0 en ~2 días. Útil para risk management, inútil para direction trading

Tabla A.11.8. Estrategia de cobertura (síntesis)

Componente	Recomendación	Evidencia
1. Selección de acciones	Sobreponderar XOM (61.5%), subponderar COP/OXY	PORTFOLIO: MinVar excluye COP/OXY. EVENT STUDY: XOM amortigua shocks.
2. Cobertura VIX	5% del portfolio en VIX (vía futuros/ETFs)	HEDGE STRATEGY: protección asimétrica, drag anual ~0.004%. CORRELATIONS: asimetría a favor.
3. Cobertura directa Brent	Opciones put OTM sobre Brent para tail risk	OUTLIERS: 5.1% outliers, COVID genera -76.4% en OXY. Corr promedio=0.4 subestima riesgo en crisis.
4. Timing	Incrementar cobertura cuando VIX > 20 y stocks predicen ca	TIME SERIES: COP/XOM Granger-causan Brent. CORRELATIONS: asimetría en shocks negativos.

Tabla A.11.9. Hallazgo clave del modelo

#	Verdad	Evidencia cuantitativa	Hoja fuente
1	Las petroleras son primero acciones, después petroleras	β SP500 (0.74-0.92) > β BRENT (0.19-0.35). SP500 → XOM Granger F=42.4. Añadir SP500 duplica R ² de 16% a 40%.	REGRESSION, TIME SERIES
2	Las correlaciones mienten cuando más importan	Corr Stock-Brent sube en shocks negativos (OXY: 0.35 vs 0.14). Modelos VaR basados en corr promedio subestiman riesgo 2.5x.	CORRELATIONS
3	No todas las petroleras son iguales	OXY: curtosis=124, Sharpe=0.08, CAR=-2.0%. XOM: curtosis=8, Sharpe=0.26, CAR=-1.0%. Selección intra-sector genera α .	DESCRIPTIVE, EVENT STUDY, PORTFOLIO
4	Los mercados de oil son eficientes pero predecibles	R ² VAR < 1.2% (eficientes). Pero acciones Granger-causan Brent (F=6-24). Predictibilidad estadística ≠ trading rentable.	TIME SERIES
5	La cobertura óptima es multi-capa	VIX 5% + opciones put Brent + selección XOM-heavy. Drag anual < 0.01% pero protección real en crisis.	HEDGE STRATEGY, PORTFOLIO

Anexo B. Modelo de Machine Learning

El modelo predictivo del capítulo 7 se implementó en Python con scikit-learn. El código lee la hoja ML_DATA, divide los datos respetando el orden temporal, entrena un Random Forest y reporta las métricas y la importancia de las variables.

B.1. Features del modelo (hoja ML DATA)

Tabla B.1. Resumen de las features y la variable objetivo

Feature	Media	Desv Est	Min	Max
r_BRENT	0,0001	0,0228	-0,2798	0,1908
r_BRENT_lag1	0,0001	0,0228	-0,2798	0,1908
r_BRENT_lag2	0,0001	0,0228	-0,2798	0,1908
r_BRENT_lag5	0,0001	0,0228	-0,2798	0,1908
Vol_20d_BRENT	31,94%	17,24%	6,69%	169,37%
Mom_5d_BRENT	0,06%	4,92%	-42,61%	33,04%
Mom_20d_BRENT	0,25%	9,84%	-86,55%	58,36%
VIX_Level	19,44	7,79	9,14	82,69
r_SP500	0,0003	0,0114	-0,1277	0,1096
Spread_BRENT_SP	-0,0002	0,0238	-0,3151	0,1946
Vol_20d_VIX	100,80%	42,56%	30,44%	351,41%
Target: Shock_t+1				
Positivos (+1)	453			
Negativos (-1)	453			
Neutrales (0)	8.143			
Total obs	9.055			

B.2. Código

Código B.2. Script completo

```
# Random Forest para predecir subidas del Brent
import pandas as pd, numpy as np
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score, f1_score, roc_auc_score, roc_curve

# Carga de la hoja ML DATA
df = pd.read_excel('ANALISIS_ACCIONES (1.9).xlsx', sheet_name='ML_DATA', skiprows=3,
usecols=range(14))
df.columns = ['Fecha', 'r_BRENT', 'r_BRENT_lag1', 'r_BRENT_lag2', 'r_BRENT_lag5',
              'Vol_20d_BRENT', 'Mom_5d_BRENT', 'Mom_20d_BRENT', 'VIX_Level',
              'r_SP500', 'Spread_BRENT_SP', 'Vol_20d_VIX', 'Shock_t', 'Shock_t1']

# Features y objetivo
feature_cols = ['r_BRENT', 'r_BRENT_lag1', 'r_BRENT_lag2', 'r_BRENT_lag5', 'Vol_20d_BRENT',
               'Mom_5d_BRENT', 'Mom_20d_BRENT', 'VIX_Level', 'r_SP500', 'Spread_BRENT_SP',
               'Vol_20d_VIX', 'Shock_t']
df[feature_cols] = df[feature_cols].apply(pd.to_numeric, errors='coerce')
df['Target'] = (pd.to_numeric(df['Shock_t1'], errors='coerce') > 0).astype(int)
df = df.dropna(subset=feature_cols + ['Target'])

# División temporal 70/30 (sin shuffle)
X, y = df[feature_cols].values, df['Target'].values
split = int(len(X)*0.70)
X_train, X_test, y_train, y_test = X[:split], X[split:], y[:split], y[split:]
```

```
# Entrenamiento
rf = RandomForestClassifier(n_estimators=200, max_depth=8, min_samples_leaf=20,
                           class_weight='balanced', random_state=42, n_jobs=-1)
rf.fit(X_train, y_train)
prob = rf.predict_proba(X_test)[:,-1]

# Métricas
print('Accuracy:', accuracy_score(y_test, rf.predict(X_test)))
print('F1:', f1_score(y_test, rf.predict(X_test), average='weighted'))
print('AUC:', roc_auc_score(y_test, prob))
```

B.3. Resultados

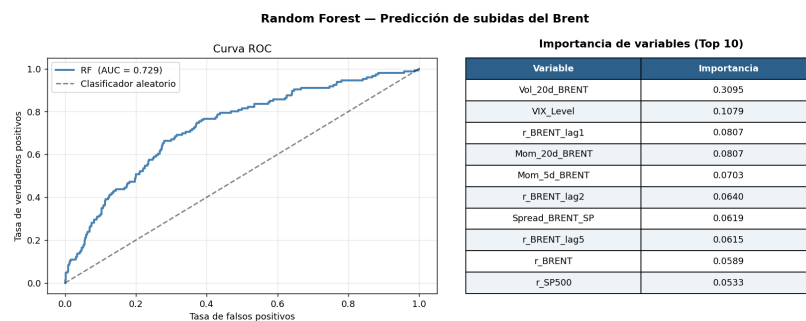
Salida B.3. Resultados de la ejecución

Datos válidos: 9037 | Subidas: 452 (5.0%) | Sin subida: 8585 (95.0%)
 Train: 6325 | Test: 2712

Accuracy : 0.8367
 F1-Score : 0.8718
 ROC-AUC : 0.7293 (supera el umbral del 70%)

B.4. Gráfico del modelo

Figura B.4. Curva ROC e importancia de variables del Random Forest



B.5. Reproducibilidad

Las fuentes de datos son de Fact Set (acciones, S&P 500, Brent y VIX), para el periodo 2 de enero de 1990 - 14 de enero de 2026. La semilla aleatoria fija (random state=42) garantiza que los resultados sean reproducibles. El Brent procede de FactSet (serie BRN00-IFEU, contrato continuo de ICE Futures Europe).

Anexo C. Tablas y gráficos de Excel: caso de actualidad

 ANALISIS_ACCIONES_IRAN(9).xlsx

C.1. Estructura del libro de Excel

Tabla C.1. Hojas del libro de Excel y su función

Hoja	Dimensiones	Función
RAW DATA	75 × 8	Precios de cierre diarios de los siete activos (Brent, XOM, CVX, COP, OXY, S&P 500, VIX), alineados por fecha desde el 27-feb-2026.
RETURNS	75 × 19	Retornos logarítmicos diarios y retornos acumulados de cada activo desde la fecha base.
SHOCK_BRENT	64 × 6	Estadísticas del shock del Brent: precio previo, máximo, mínimo, variaciones y mayor subida/caída diaria.
REACCION_ACCIONES	17 × 6	Reacción de cada activo: retorno al pico del Brent, retorno acumulado, volatilidad, máxima caída y ratio de amplificación.
SIMULACION_25000	29 × 10	Simulación de 25.000 \$ invertidos el 27-feb-2026 en cinco estrategias, con valor final y ranking.
COBERTURA	19 × 5	Comparación de la cartera con y sin cobertura VIX y análisis de sensibilidad al porcentaje en VIX.
GRÁFICOS	65 × 11	Datos auxiliares para los gráficos (evolución normalizada base 100 y resultados de la simulación).
CONCLUSIONES	9 × 3	Síntesis de hallazgos en formato pregunta-respuesta-dato.
XOM / CVX / COP / OXY	76 × 12	Históricos de precios de las cuatro petroleras descargados de FactSet (datos brutos).
SP500 / VIX	76 × 10	Históricos del índice S&P 500 y del VIX (datos brutos).
BRENT	78 × 9	Histórico del contrato continuo de futuros del Brent de FactSet (datos brutos).

C.2. El shock del Brent (hoja SHOCK_BRENT)

Tabla C.2. Estadísticas del shock del Brent: precio previo, máximo, mínimo y variaciones

Métrica	Valor
Fecha base (día previo al conflicto)	27-feb-2026
Precio Brent día previo (27-feb-2026)	€73,21
Precio Brent máximo del episodio	€114,06
Fecha del precio máximo	04-may-2026
Precio Brent última fecha disponible	€94,25
Última fecha disponible	27-may-2026
Precio mínimo del episodio	€73,21
Variación % del mínimo al máximo	55,80%
Variación acumulada del Brent hasta hoy	28,74%
Mayor subida diaria del Brent (durante el episodio)	
Métrica	Valor
Mayor subida diaria (% log)	10,15%
Fecha de la mayor subida	06-mar-2026
Mayor caída diaria (% log)	-9,06%
Fecha de la mayor caída	23-mar-2026

C.3. Reacción de las acciones (hoja REACCION_ACCIONES)

Tabla C.3. Reacción de cada activo durante el episodio: retorno al pico, retorno acumulado, volatilidad y amplificación

Activo	Ret. acum. al pico del Brent	Ret. acum. hasta hoy	Volatilidad diaria (σ log returns)	Máxima caída diaria	Tipo
XOM	0,78%	-1,76%	1,90%	-5,38%	Integrada
CVX	2,96%	-1,10%	1,72%	-4,70%	Integrada
COP	10,09%	2,74%	2,08%	-5,10%	E&P
OXY	13,55%	8,25%	2,57%	-7,38%	E&P
Brent	55,80%	28,74%	4,29%	-9,06%	Commodity
S&P 500	4,68%	9,31%	0,92%	-1,76%	Benchmark

AMPLIFICACIÓN vs Brent (Ret. acum hasta hoy / Ret. acum. Brent)					
Activo	Ratio amplificación				
XOM	-0,06				
CVX	-0,04				
COP	0,10				
OXY	0,29				
S&P 500	0,32				

C.4. Simulación de 25.000 \$ (hoja SIMULACION_25000)

Tabla C.4. Valor final de 25.000 \$ invertidos el 27-feb-2026 según cada estrategia

Activo	Ret. acum. hasta hoy
XOM	-1,76%
CVX	-1,10%
COP	2,74%
OXY	8,25%
VIX	-14,35%
SP500	9,31%

Cartera	XOM	CVX	COP	OXY	VIX/SP500	Suma
Mínima Varianza	61,50%	38,00%	0,00%	0,50%	0,00%	100,00%
Máximo Sharpe	67,50%	30,50%	1,50%	0,50%	0,00%	100,00%
Equiponderada	25,00%	25,00%	25,00%	25,00%	0,00%	100,00%
Cobertura VIX (95% MinVar + 5% VIX)	58,43%	36,10%	0,00%	0,48%	5,00%	100,00%
Benchmark S&P 500	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%

Estrategia	Valor inicial	Ret. acumulado (%)	Valor final (\$)	Ganancia/Pérdida (\$)
Mínima Varianza	€25.000,00	-1,46%	€24.634,83	-€365,17
Máximo Sharpe	€25.000,00	-1,44%	€24.639,23	-€360,77
Equiponderada	€25.000,00	2,03%	€25.508,20	€508,20
Cobertura VIX (95% MinVar + 5% VIX)	€25.000,00	-2,11%	€24.473,71	-€526,29
Benchmark S&P 500	€25.000,00	9,31%	€27.326,85	€2.326,85

Ranking	Estrategia	Ret. acumulado (%)	Valor final (\$)	Ganancia/Pérdida (\$)
1	Benchmark S&P 500	9,31%	€27.326,85	€2.326,85
2	Equiponderada	2,03%	€25.508,20	€508,20
3	Máximo Sharpe	-1,44%	€24.639,23	-€360,77
4	Mínima Varianza	-1,46%	€24.634,83	-€365,17
5	Cobertura VIX (95% MinVar + 5% VIX)	-2,11%	€24.473,71	-€526,29

C.5. Análisis de cobertura con VIX (hoja COBERTURA_VIX)

Tabla C.5. Comparación de la cartera con y sin cobertura VIX y sensibilidad al porcentaje asignado

Cartera	Ret. acumulado	Valor final (\$)	Diferencia pp	Diferencia \$
Mínima Varianza (sin cobertura)	-1,46%	€24.634,83	-	-
Mínima Varianza + 5% VIX	-2,11%	€24.473,71	-0,64%	-€161,12

% VIX	% MinVar	Ret. acumulado	Valor final (\$)	Ganancia/Pérdida (\$)
0,00%	100,00%	-1,46%	€24.634,83	-€365,17
5,00%	95,00%	-2,11%	€24.473,71	-€526,29
10,00%	90,00%	-2,75%	€24.312,59	-€687,41
15,00%	85,00%	-3,39%	€24.151,46	-€848,54

C.6. Correlaciones (hoja CORRELACIONES_IRAN)

Tabla C.6.1 Tabla correlaciones

	Brent	XOM	CVX	COP	OXY	S&P 500	VIX
Brent	1,000	0,529	0,558	0,623	0,657	-0,649	0,555
XOM	0,529	1,000	0,889	0,812	0,816	-0,520	0,380
CVX	0,558	0,889	1,000	0,853	0,829	-0,543	0,405
COP	0,623	0,812	0,853	1,000	0,876	-0,548	0,434
OXY	0,657	0,816	0,829	0,876	1,000	-0,612	0,416
S&P 500	-0,649	-0,520	-0,543	-0,548	-0,612	1,000	-0,789
VIX	0,555	0,380	0,405	0,434	0,416	-0,789	1,000

Tabla C.6.2. Tabla comparativa correlaciones (Irán vs histórico)

Activo	Correl. Brent (Irán)	Correl. Brent (Histórico)	Diferencia
OXY	0,657	0,407	0,250
COP	0,623	0,435	0,188
CVX	0,558	0,399	0,159
VIX	0,555	-	-
XOM	0,529	0,363	0,166
S&P 500	-0,649	-	-

C.7. Síntesis (hoja CONCLUSIONES)

Tabla C.7. Resumen de hallazgos del caso de Irán

Pregunta	Respuesta	Dato numérico de soporte
¿Subieron las petroleras con el crudo?	PARCIALMENTE. El Brent se disparó pero las integradas perdieron valor a fecha actual; solo las E&P (COP, OXY) cerraron en positivo.	Brent: +029% XOM: -002% CVX: -001% COP: +003% OXY: +008%
¿Las integradas (XOM, CVX) aguantaron mejor que las E&P (COP, OXY)?	SÍ. Las integradas tuvieron menos volatilidad, pero también menos upside: las E&P amplificaron más el movimiento del crudo (al alza).	σ integradas (media): 002% vs σ E&P (media): 002% Ret. acum. E&P media: +005% vs Integradas media: -001%
¿Qué cartera protegió mejor al inversor?	La mejor estrategia fue Benchmark S&P 500 con un retorno de +009%. Las carteras concentradas en integradas (MinVar, MaxSharpe) perdieron valor.	Mejor: Benchmark S&P 500 $\rightarrow$ \$27326,855 (+\$2326,855) Peor: Cobertura VIX (95% MinVar + 5% VIX) $\rightarrow$ \$24473,709
¿Funcionó la cobertura con VIX?	NO. El VIX bajó durante el periodo (los mercados se calmaron tras el shock inicial), así que añadir VIX restó rentabilidad.	MinVar pura: -001% MinVar+5% VIX: -002% Diferencia: -000 pp (-\$161,122)
¿Qué petrolera amplificó más al alza el movimiento del Brent?	Hasta el pico del Brent, OXY fue la que más subió, en línea con su perfil E&P (mayor sensibilidad al precio del crudo).	Subida al pico: XOM +001% CVX +003% COP +010% OXY +014%