

Impacto de los Shocks de Volatilidad Financiera sobre la Dinámica del Precio del Petróleo Brent: Un Enfoque VAR con Identificación de Cholesky

Diego Jeremías Chan Cux
David Alejandro del Cid de León
Jose Carlos Monzón Suazo
Pedro Miguel Monzón Castellanos

Abstract

Esta investigación analiza el efecto de los shocks en la volatilidad implícita del mercado bursátil estadounidense, medida por el Índice de Volatilidad del Mercado de Opciones del S&P 500 (VIX), sobre la dinámica del precio del petróleo Brent, mediante un modelo de Vectores Autorregresivos (VAR) estructural. El objetivo es cuantificar la magnitud, dirección y persistencia de la transmisión entre ambos mercados, particularmente en períodos que incluyen sucesos de estrés financiero. La metodología utiliza un VAR bivariado con identificación de tipo descomposición de Cholesky, ordenando el VIX antes que el petróleo bajo el supuesto de que la volatilidad financiera afecta contemporáneamente al petróleo, pero no a la inversa. Los resultados muestran que un shock positivo de 1 unidad en el VIX induce una caída inmediata y significativa de aproximadamente USD 2.00 por barril en el precio del Brent, efecto cuya significancia estadística abarca 2 meses, disipándose gradualmente hasta su valor estacionario. En contraste, un shock en el petróleo no presenta un impacto estadísticamente significativo sobre el VIX, confirmando la asimetría en la transmisión. La descomposición de varianza revela que el VIX explica hasta el 14.9% de la variación del precio del petróleo en un horizonte de hasta diez meses. Estos hallazgos sugieren que el VIX puede funcionar como un indicador adelantado para anticipar movimientos en el mercado petrolero.

Palabras clave: VIX, petróleo, Brent, VAR estructural, identificación recursiva, funciones de impulso-respuesta, descomposición de varianza, transmisión de volatilidad, mercados financieros.

Contenido

1 INTRODUCCIÓN	3
2 MARCO TEÓRICO Y REVISIÓN DE LITERATURA	3
2.1 Volatilidad financiera y el VIX	3
2.2 El precio del petróleo Brent y su relación con las condiciones financieras	4
2.3 Transmisión de volatilidad entre mercados financieros y de commodities	4
2.4 Modelos VAR para el análisis dinámico de relaciones entre variables	4
2.5 Evidencia literaria sobre el efecto del VIX en el precio del petróleo	5
3 Datos y metodología	5
3.1 Fuentes de datos y descripción de las series	5
3.2 Transformación de las variables y estacionariedad	6
3.3 Especificación del modelo VAR	6
3.4 Identificación estructural mediante descomposición de Cholesky	7
3.5 Análisis dinámico: IRF y FEVD	8
3.6 Pruebas de diagnóstico del VAR	8
4 RESULTADOS	8
4.1 Selección del modelo y del número de rezagos	8
4.2 Verificación de supuestos del modelo	10
5 Conclusión de la verificación de supuestos	13
5.1 Análisis de Impulso-Respuesta (IRF)	13
5.2 Descomposición de Varianza (FEVD)	15
5.3 Resumen de resultados	16
6 Conclusiones	16
7 Limitaciones y Recomendaciones del Proyecto	17
7.1 Limitaciones	17
7.2 Recomendaciones	17
8 REFERENCIAS	18

1 INTRODUCCIÓN

El precio del petróleo Brent constituye uno de los indicadores más relevantes para la economía mundial debido a su papel en la determinación de costos de producción, inflación, actividad económica, y estabilidad financiera internacional. Dado su importancia estratégica, comprender los factores que determinan su comportamiento dinámico es fundamental tanto para analistas como para responsables de política económica. Entre los determinantes más influyentes se encuentran las condiciones financieras globales, en particular los niveles de incertidumbre y aversión al riesgo que prevalecen en los mercados internacionales.

En este contexto, el VIX se ha consolidado como la principal medida de la incertidumbre financiera y del sentimiento de “miedo” de los inversionistas (Whaley, 2009). Cuando el VIX aumenta, suele reflejar tensiones financieras, episodios de fuga de capital por parte de inversionistas hacia activos de menor riesgo y deterioro en las expectativas de crecimiento global (Bekaert et al., 2013; Bloom, 2009). Diversos estudios señalan que estos incrementos en la volatilidad financiera pueden transmitirse a los mercados de commodities, afectando tanto los volúmenes de contratos negociados como la formación de precios del petróleo, dada su estrecha relación con la actividad económica y el apetito por riesgo a nivel internacional. (Kang & Ratti, 2013; Baumeister & Kilian, 2016).

Eventos recientes como la caída del mercado petrolero de 2014–2016 y la pandemia de COVID-19 en 2020 han puesto de manifiesto la estrecha interdependencia entre incertidumbre financiera y precios energéticos. Durante la crisis petrolera de 2014–2016, las condiciones financieras y las revisiones en expectativas de riesgo contribuyeron a fuertes movimientos en los precios del petróleo (Baumeister & Kilian, 2016). Más recientemente, la pandemia elevó el VIX a niveles históricamente altos, acompañados de shocks sin precedentes en los mercados petroleros (Azar & Mzoughi, 2021; Ji et al., 2020).

Con base en lo anterior, este estudio se propone analizar el impacto dinámico que tienen los shocks en la volatilidad financiera (capturada por medio del VIX) sobre la evolución del precio del petróleo Brent. Para ello, se estima un modelo VAR bivariado con identificación estructural mediante descomposición de Cholesky, lo cual permite aislar shocks exógenos en la volatilidad financiera y estudiar la respuesta del precio del petróleo ante perturbaciones inesperadas en dicho índice.

La pregunta central que busca responder este análisis es la siguiente:

¿En qué medida los shocks en la volatilidad financiera afectan la dinámica del precio del petróleo Brent?

Para responder la pregunta, se estudian las funciones de impulso-respuesta (IRF), que describen la trayectoria temporal del precio del petróleo ante un shock estructural en el VIX, así como la descomposición de varianza (FEVD), que muestra la proporción de la variabilidad del Brent explicada por shocks financieros a distintos horizontes.

Los resultados de este trabajo permiten evaluar si el VIX actúa como un determinante clave del comportamiento del Brent, así como la magnitud y persistencia de dicho efecto. Además, aportan evidencia relevante para la literatura sobre transmisión de volatilidad entre mercados financieros y de materias primas, contribuyendo a una mejor comprensión de las interacciones macro-financieras en un contexto global caracterizado por episodios frecuentes de incertidumbre.

2 MARCO TEÓRICO Y REVISIÓN DE LITERATURA

2.1 Volatilidad financiera y el VIX

La volatilidad financiera representa el grado de incertidumbre asociada al comportamiento futuro de los mercados de activos. En particular, el VIX se ha convertido en la medida estándar de dicha incertidumbre.

El VIX se calcula a partir de los precios de opciones del S&P 500 y refleja la volatilidad implícita esperada para los próximos 30 días (Whaley, 2009). Debido a su interpretación como “índice del miedo”, incrementos en el VIX suelen asociarse con episodios de aversión al riesgo, fuga de capitales a activos de menor riesgo y tensiones financieras globales.

En entornos de elevada incertidumbre, los inversionistas tienden a ajustar sus portafolios hacia activos considerados seguros, lo que puede afectar los flujos de inversión, la liquidez y los precios de commodities como el petróleo. Por ello, la literatura ha documentado que los shocks financieros, medidos a través del VIX, tienen efectos significativos sobre mercados energéticos y materias primas (Kang & Ratti, 2013; Sadorsky, 1999).

2.2 El precio del petróleo Brent y su relación con las condiciones financieras

El precio del petróleo Brent es una referencia fundamental para el comercio internacional de petróleo y constituye una variable crítica para medir expectativas de crecimiento global, costos de producción y presiones inflacionarias. Su precio no solo responde a factores de oferta y demanda, sino también a elementos financieros y especulativos. Al respecto, diversos estudios destacan que el petróleo ha adquirido características de activo financiero, siendo sensible a cambios en la percepción de riesgo de los inversionistas (Hamilton, 2009; Kilian & Murphy, 2014).

En ese sentido, períodos de incertidumbre en los mercados financieros, de caída en expectativas de crecimiento global y la reducción en la demanda por commodities pueden generar presiones a la baja en el precio del petróleo.

2.3 Transmisión de volatilidad entre mercados financieros y de commodities

La interconexión entre los mercados financieros y los mercados de commodities ha sido ampliamente documentada en la literatura. Diversos estudios muestran que un aumento en la volatilidad financiera puede transmitirse al mercado petrolero mediante distintos mecanismos. En primer lugar, a través del *canal de expectativas macroeconómicas*, donde mayores niveles de incertidumbre elevan la probabilidad percibida de desaceleración económica, reduciendo la demanda esperada de petróleo (Bloom, 2009; Hamilton, 2009). En segundo lugar, mediante el *canal de liquidez y reequilibrio de portafolios*, ya que los inversionistas tienden a reducir su exposición a activos riesgosos durante episodios de tensión financiera, lo que puede disminuir la negociación y presión de demanda en mercados de commodities energéticos (Bekaert et al., 2013; Kang & Ratti, 2013). Finalmente, a través del *canal de primas por riesgo*, donde la mayor volatilidad financiera incrementa las compensaciones exigidas por los inversionistas para mantener activos sensibles al ciclo económico, afectando directamente sus precios y su dinámica de corto plazo (Baumeister & Kilian, 2016).

2.4 Modelos VAR para el análisis dinámico de relaciones entre variables

Los Modelos Autorregresivos Vectoriales (VAR) son herramientas fundamentales para analizar la dinámica conjunta de múltiples series de tiempo. Un VAR permite capturar relaciones intertemporales y retroalimentaciones entre variables, sin imponer restricciones fuertes sobre la estructura del sistema (Sims, 1980).

En un VAR bivariado, cada variable se modela como función de sus rezagos y los rezagos de la otra variable, permitiendo estudiar cómo un shock en una afecta la trayectoria futura de la otra. Para responder la pregunta de investigación: ¿En qué medida los shocks en la volatilidad financiera afectan la dinámica del precio del petróleo Brent?, es necesario identificar shocks estructurales, lo que requiere una descomposición adecuada del sistema de variables.

2.5 Evidencia literaria sobre el efecto del VIX en el precio del petróleo

Diversas investigaciones coinciden en que shocks en la incertidumbre financiera tienen efectos negativos y significativos sobre el precio del petróleo:

- Kang y Ratti (2013) encuentran que shocks inesperados en el VIX reducen los precios del petróleo y la actividad económica global.
- Elder y Serletis (2010) muestran que la volatilidad financiera incrementa la incertidumbre en el mercado petrolero y reduce la producción.
- Baumeister y Kilian (2016) documentan que shocks de incertidumbre explican una proporción importante de la dinámica del precio del petróleo en ciertos períodos.

Los resultados de dichos estudios motivan el presente trabajo, el cual busca evaluar si tales relaciones se mantienen cuando se analiza la respuesta dinámica del Brent ante shocks estructurales del VIX mediante un VAR con identificación de Cholesky.

3 Datos y metodología

3.1 Fuentes de datos y descripción de las series

Para examinar la relación entre la volatilidad financiera y el precio del petróleo, se utilizaron dos series ampliamente reconocidas y disponibles en la base de datos de la Federal Reserve Bank of St. Louis (FRED). Esta fuente es una de las más utilizadas en estudios macro-financieros debido a su calidad y actualización constante.

Las variables seleccionadas son:

1. Índice de Volatilidad Financiera (VIX)

- Código: **VIXCLS**
- Frecuencia original: diaria
- Unidad de medida: índice de volatilidad implícita esperada del S&P 500 a 30 días.
- Relevancia: el VIX es reconocido como el principal indicador de incertidumbre financiera global (Whaley, 2009) y es comúnmente utilizado en análisis de transmisión de shocks hacia mercados petroleros (Kang & Ratti, 2013).

2. Precio del Petróleo Brent (spot)

- Código: **DCOILBRENTEU** Frecuencia original: diaria
- Unidad de medida: USD por barril
- Relevancia: referencia mundial del petróleo y variable clave para medir condiciones energéticas globales (Hamilton, 2009).

Ambas series se publican originalmente con frecuencia diaria, pero para efectos del análisis se convirtieron a **frecuencia mensual**, calculando el promedio de cada mes. Esta transformación es común porque suaviza movimientos extremadamente volátiles del día a día sin perder la tendencia principal ni la información relevante para un análisis macroeconómico (Kilian & Murphy, 2014).

El periodo analizado comprende de **enero de 2010 a octubre de 2025**, un rango que abarca sucesos de tensión financiera y choques en el mercado petrolero, como la crisis de 2014–2016, el impacto del COVID-19 y

la recuperación posterior. Esto permite observar cómo se comportan ambas variables en diferentes contextos económicos.

3.2 Transformación de las variables y estacionariedad

Las dos series presentan comportamientos característicos de las variables financieras y de commodities: son altamente volátiles y no estacionarias en niveles. Esto coincide con lo documentado en estudios como Elder y Serletis (2010) y Baumeister y Kilian (2016), quienes señalan que estas series suelen ser integradas de orden uno y requieren transformaciones adecuadas antes de ser utilizadas en modelos VAR.

Con este propósito, en el presente estudio ambas variables fueron transformadas mediante **primeras diferencias simples**, lo que permite eliminar tendencia, estabilizar la varianza y asegurar la estacionariedad. Además, se destaca la preferencia de esta transformación frente al uso de logaritmos, dado que facilita la interpretación económica: VIX expresa cambios absolutos en puntos del índice, mientras que Δ Brent refleja variaciones en dólares por barril, lo cual permite analizar de manera directa y clara los efectos dinámicos identificados posteriormente en el modelo. En este sentido, las transformaciones utilizadas fueron:

$$\Delta VIX_t = VIX_t - VIX_{t-1}$$

$$\Delta Brent_t = Brent_t - Brent_{t-1}$$

- ΔVIX se interpreta como un cambio absoluto en puntos del índice.
 - En adelante sera escrito como *DVIX*
- $\Delta Brent_t$ representa cambios en dólares por barril.
 - En adelante sera escrito como *DBrent*

3.3 Especificación del modelo VAR

Para analizar cómo se influyen mutuamente la volatilidad financiera y el precio del petróleo a lo largo del tiempo, se estimó un **Modelo Autorregresivo Vectorial (VAR)** bivariado. Este enfoque, propuesto por Sims (1980), es ideal cuando se desea estudiar interrelaciones dinámicas sin imponer restricciones estructurales muy fuertes desde el inicio.

Donde la forma estructural es:

$$DVIX_t = b_{10} - b_{12}DBrent_t + \gamma_{11}DVIX_{t-1} + \gamma_{12}DVIX_{t-2} + \dots + \gamma_{1p}DVIX_{t-p} + \epsilon_{1t}$$

$$DBrent_t = b_{20} - b_{21}DVIX_t + \gamma_{21}DBrent_{t-1} + \gamma_{22}DBrent_{t-2} + \dots + \gamma_{2p}DBrent_{t-p} + \epsilon_{2t}$$

En su forma matricial:

$$\begin{pmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{21} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} DVIX_t \\ DBrent_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} DVIX_{t-1} \\ DBrent_{t-1} \end{pmatrix} + \dots + \begin{pmatrix} \gamma_{1p-1} & \gamma_{1p} \\ \gamma_{2p-1} & \gamma_{2p} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} DVIX_{t-p} \\ DBrent_{t-p} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \epsilon_{1t} \\ \epsilon_{2t} \end{pmatrix}$$

En su forma reducida:

$$\begin{aligned}
BY_t &= \Gamma_0 + \Gamma_1 Y_{t-1} + \dots + \Gamma_p Y_{t-p} + \epsilon_t \\
Y_t &= B^{-1}\Gamma_0 + B^{-1}\Gamma_1 Y_{t-1} + \dots + B^{-1}\Gamma_p Y_{t-p} + B^{-1}\epsilon_t \\
Y_t &= A_0 + A_1 Y_{t-1} + \dots + A_p Y_{t-p} + e_t
\end{aligned}$$

donde:

$$Y_t = \begin{pmatrix} \text{DVIX}_t \\ \text{DBrent}_t \end{pmatrix}, \quad e_t = \begin{pmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \end{pmatrix}$$

Las matrices A_i contienen los coeficientes de rezago que reflejan cómo cada variable depende de su propio rezago y de los rezagos de las demás variables. El vector c incluye términos constantes y términos determinísticos, y e_t representa los errores de la forma reducida.

3.4 Identificación estructural mediante descomposición de Cholesky

Los errores de la forma reducida e_t están correlacionados contemporáneamente, por lo que no pueden interpretarse directamente como shocks exógenos. Para obtener **shocks estructurales**, se utilizó la **descomposición de Cholesky**, la cual impone una estructura triangular inferior sobre la matriz contemporánea de relaciones entre variables:

El orden de Cholesky elegido es:

$$\Delta\text{VIX}_t \rightarrow \Delta\text{Brent}_t$$

Para la identificación estructural del modelo se adoptó un ordenamiento de Cholesky en el cual el VIX aparece primero y el precio del petróleo Brent en segundo lugar. Este orden supone que los shocks de volatilidad financiera pueden afectar contemporáneamente las variaciones del precio del petróleo, pero no a la inversa: el Brent no influye sobre el VIX dentro del mismo mes, aunque sí puede hacerlo con rezago.

Número de restricciones según Cholesky para $n = 2$:

$$\text{No. Restricciones} = \frac{n^2 - n}{2} = \frac{2^2 - 2}{2} = 1$$

Imponiendo la restricción anterior según el ordenamiento de las variables:

$$B = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ b_{21} & 1 \end{pmatrix}$$

Para recuperar la forma estructural se utilizará:

$$B^{-1} = \frac{1}{1} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -b_{21} & 1 \end{pmatrix}$$

Se aplicará al error reducido para analizar los shock estructurales del modelo:

$$e_t = B^{-1}\epsilon_t,$$

donde:

- B es la matriz de impacto contemporáneo,
- ϵ_t es el vector de shocks estructurales.

Esta estructura se fundamenta tanto en consideraciones teóricas económicas-financieras. El VIX es reconocido como un indicador que resume las expectativas inmediatas de incertidumbre financiera y reacciona prácticamente al instante ante cambios en las condiciones económicas globales (Whaley, 2009). Por el contrario, los precios del petróleo suelen ajustarse con cierto desfase, ya que incorporan gradualmente información sobre demanda, condiciones financieras y shocks macroeconómicos (Hamilton, 2009).

3.5 Análisis dinámico: IRF y FEVD

Una vez estimado y correctamente identificado el modelo, se aplican dos herramientas esenciales para responder la pregunta de investigación:

1. Funciones de Impulso-Respuesta (IRF)

Permiten observar cómo reacciona el precio del petróleo ante un shock inesperado en la volatilidad financiera, es decir, muestran la trayectoria que sigue el Brent después de un aumento inesperado en el VIX.

2. Descomposición de Varianza del Error de Pronóstico (FEVD)

Indica qué proporción de la variabilidad futura del Brent se debe a shocks en el VIX. Esta medida ayuda a cuantificar cuánta importancia tiene realmente la volatilidad financiera en la dinámica del precio del petróleo

3.6 Pruebas de diagnóstico del VAR

Antes de interpretar los resultados, se aplican pruebas estándar para validar el VAR estimado:

- **Estabilidad del sistema** mediante raíces del polinomio característico.
- **Autocorrelación de residuos** usando prueba LM (Breusch-Godfrey).
- **Normalidad multivariada** mediante test de Jarque-Bera.
- **Heterocedasticidad** mediante prueba White con términos cruzados

4 RESULTADOS

Esta sección presenta los principales hallazgos derivados de la estimación de un modelo VAR(2) que examina la interacción entre las variaciones del índice de volatilidad financiera (DVIX) y las variaciones del precio del petróleo Brent (DBrent). Se evalúan los supuestos del modelo, su estabilidad, la relación dinámica entre las variables y los efectos de los shocks estructurales usando funciones de impulso-respuesta (IRF) y descomposición de varianza (FEVD). El propósito es determinar en qué medida la volatilidad financiera influye en la dinámica del petróleo.

4.1 Selección del modelo y del número de rezagos

La selección del número de rezagos del modelo se realizó utilizando los criterios de información AIC, SC y HQ. Aunque el criterio de Schwarz penaliza de manera más estricta la complejidad del modelo y suele preferirse en aplicaciones donde se prioriza la parsimonia, en este estudio se optó por utilizar el criterio AIC como criterio principal para la elección del rezago óptimo. El AIC sugirió la especificación VAR(2), que, si bien incorpora

un rezago adicional respecto al modelo más parsimonioso sugerido por Schwarz, permite capturar de mejor manera la estructura dinámica de las series y las interacciones de corto plazo entre la volatilidad financiera y el precio del petróleo.

Además, al contar con un tamaño de muestra suficientemente grande (180 observaciones), se dispone de suficientes grados de libertad para estimar un VAR(2). Asimismo, dado que el objetivo del estudio no es realizar pronósticos sino analizar la transmisión dinámica de shocks estructurales, resulta preferible priorizar un modelo que represente adecuadamente la relación económica entre las variables antes que uno estrictamente parsimonioso.

Cabe mencionar que la elección de dos rezagos es consistente con la dinámica de series financieras y de commodities, cuyos ajustes ocurren de forma rápida pero no instantánea (Sims, 1980; Kilian & Murphy, 2014).

Table 1: Elaboración propia, Análisis de criterios de información

LAG	AIC	SC	HQ
0	12.28	12.31	12.29
1	12.20	12.31*	12.25
2	12.17 *	12.34	12.25*
3	12.19	12.43	12.29
4	12.19	12.50	12.32
5	12.20	12.57	12.35

Especificación

* Criterio de información AIC
indica que podemos utilizar un modelo VAR(2)

Por lo tanto por medio de descomposición de Cholesky y la selección del numero de rezagos óptimos el modelo VAR(2) restringido resulta de la siguiente forma:

En su forma matricial:

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ b_{21} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} DVIX_t \\ DBrent_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} DVIX_{t-1} \\ DBrent_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \gamma_{13} & \gamma_{14} \\ \gamma_{23} & \gamma_{24} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} DVIX_{t-2} \\ DBrent_{t-2} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \epsilon_{1t} \\ \epsilon_{2t} \end{pmatrix}$$

y para alcanzar su forma reducida operamos de la siguiente forma:

$$BY_t = \Gamma_0 + \Gamma_1 Y_{t-1} + \Gamma_2 Y_{t-2} + \epsilon_t$$

$$\begin{aligned} Y_t &= B^{-1}\Gamma_0 + B^{-1}\Gamma_1 Y_{t-1} + B^{-1}\Gamma_2 Y_{t-2} + B^{-1}\epsilon_t \\ Y_t &= A_0 + A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + e_t \end{aligned}$$

donde:

$$Y_t = \begin{pmatrix} DVIX_t \\ DBrent_t \end{pmatrix}, \quad e_t = \begin{pmatrix} \epsilon_{1t} \\ \epsilon_{2t} \end{pmatrix}, \quad B^{-1} = \frac{1}{1} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -b_{21} & 1 \end{pmatrix}$$

La forma que utilizaremos para ajustar el modelo es la siguiente:

$$DVIX_t = a_{10} + a_{11}DVIX_{t-1} + a_{12}DBrent_{t-1} + a_{13}DVIX_{t-2} + a_{14}DBrent_{t-2} + e_{1t}$$

$$DBrent_t = a_{20} + a_{21}DVIX_{t-1} + a_{22}DBrent_{t-1} + a_{23}DVIX_{t-2} + a_{24}DBrent_{t-2} + e_{2t}$$

4.2 Verificación de supuestos del modelo

Antes de analizar los efectos dinámicos entre las variables, se revisó si el VAR cumple los requisitos para producir resultados confiables:

4.2.1 Estabilidad del modelo

Se implementó una prueba ADF (Dickey-Fuller) para verificar raíces unitarias. Al respecto, de manera gráfica se observa que las raíces inversas del polinomio característico se encuentran dentro del círculo unitario, lo que confirma que el VAR es estable.

La estabilidad es un requisito fundamental, ya que garantiza que los efectos dinámicos derivados del modelo, especialmente las funciones de impulso-respuesta, convergen y pueden interpretarse de manera económica válida (Kilian & Lütkepohl, 2017). Un VAR inestable generaría trayectorias explosivas y resultados estructurales no confiables, por lo que este primer resultado respalda la coherencia interna del modelo.

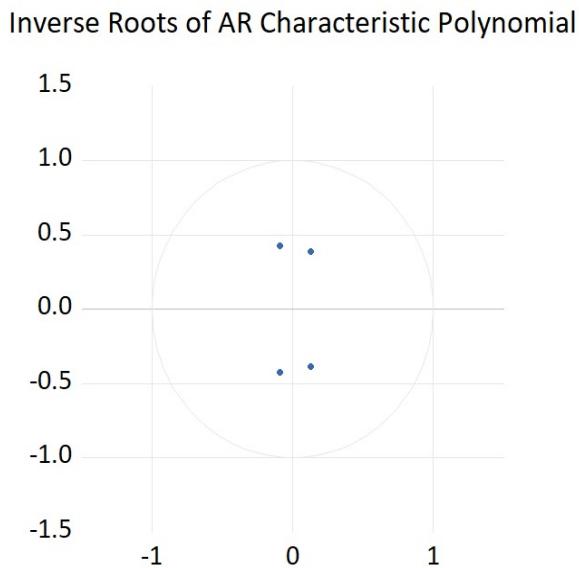


Figure 1: Elaboración propia, raíces unitarias inversas

4.2.2 Autocorrelación de los residuos (Prueba LM - Breusch-Godfrey)

La prueba LM de autocorrelación residual, realizada para rezagos del 1 al 12, no rechaza la hipótesis nula de ausencia de autocorrelación en ningún caso ($p\text{-values} > 0.10$).

Esto significa que los residuos del VAR no presentan patrones sistemáticos de dependencia temporal, lo que implica que:

- El número de rezagos elegido ($p = 2$) es adecuado, por lo que no es necesario añadir rezagos adicionales.
- El modelo captura correctamente la dinámica conjunta de las series.

La ausencia de autocorrelación es uno de los criterios centrales para validar un VAR, pues garantiza que los residuos se comportan como innovaciones (Lütkepohl, 2005)

Table 3: Elaboración propia, Prueba LM - Breusch-Godfrey

LAG	Correlacion	df	prob
1	4.6067	(4,364)	0.3301 ***
2	5.5388	(4,364)	0.2363 ***
3	2.7200	(4,364)	0.6057 ***
4	1.0874	(4,364)	0.0247 *
5	5.3664	(4,364)	0.2517 ***
6	1.0376	(4,364)	0.9040 ***
7	2.2982	(4,364)	0.6811 ***
8	1.0874	(4,364)	0.8963 ***
9	3.0631	(4,364)	0.5473 ***
10	3.4981	(4,364)	0.4782 ***
11	5.4628	(4,364)	0.2430 ***
12	1.4932	(4,364)	0.8278 ***

Especificación

*** NO se rechaza al 10% de significancia

** NO se rechaza al 5% de significancia

* NO se rechaza al 1% de significancia

4.2.3 Normalidad y heterocedasticidad

Las pruebas de normalidad multivariada (Jarque-Bera) muestran que los residuos no siguen una distribución normal, principalmente debido a colas gruesas y valores extremos, cuyas características son usuales en los datos financieros (Elder & Serletis, 2010). Asimismo, la prueba de heterocedasticidad indica la presencia de varianza no constante.

No obstante, la literatura señala que los modelos VAR estructurales mantienen validez interpretativa incluso cuando los residuos se desvían de la normalidad, siempre que:

1. El modelo sea estable.
2. Los residuos no presenten autocorrelación.

Al respecto, Kilian y Lütkepohl (2017) en su documento Structural Vector Autoregressive Analysis, indican que la normalidad de los errores no es un requisito para la validez del VAR ni para la interpretación económica de los shocks estructurales, siempre que el modelo esté correctamente especificado y los residuos no exhiban autocorrelación.

Se comprobaron las siguientes hipótesis:

$$H_0 = \text{Normalidad} \quad vs \quad H_1 = \text{No normalidad}$$

$$JB = n \left[\frac{S^2}{6} + \frac{(c - 3)^2}{24} \right]$$

Table 5: Elaboración propia, Prueba de Jarque-Bera

Componente	Jarque-Bera	df	prob
1	7421.670	2	0.0000
2	12.658512	2	0.0018

Especificación
Se rechaza H_0 a todos los niveles de significancia

Se comprobaron las siguientes hipótesis:

$$H_0 = \text{Homocedasticidad} \quad vs \quad H_1 = \text{Heteroscedasticidad}$$

Table 7: Elaboración propia, Prueba de Heteroscedasticidad

Chi-Cuadrado	df	prob
155.2153	42	0.0000

Especificación
Se rechaza H_0 a todos los niveles de significancia

4.2.4 Análisis visual de los residuos

Se examinaron las series temporales de los residuos de VIX y Brent. Ambos gráficos muestran fluctuaciones alrededor de cero sin tendencias deterministas ni patrones de persistencia visibles. Aunque se observan picos aislados, este comportamiento visual es consistente con el supuesto de innovaciones que se comportan como ruido blanco, lo cual respalda el uso del VAR para interpretar shocks en ambas variables.

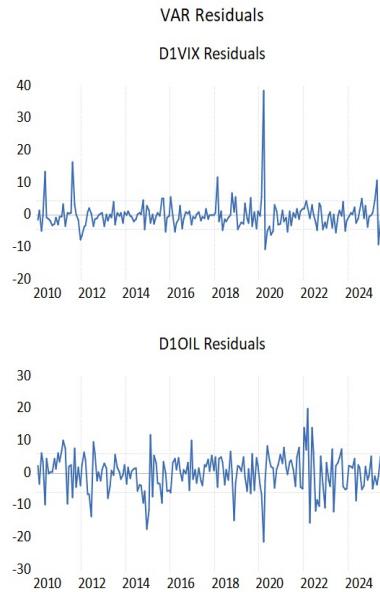


Figure 2: Elaboración propia, series de tiempo indice VIX y petróleo Brentcon. Datos tomados de (FRED).

Interpretación: La ausencia de patrones visibles en los residuos indica que el VAR ha capturado adecuadamente la dinámica sistemática de las series. Lo que queda en los residuos parece ser ruido aleatorio, como exige el modelo.

4.2.5 Correlogramas de residuos (ACF y PACF)

Los correlogramas de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF), tanto para ΔVIX como para $\Delta Brent$, muestran que prácticamente todos los coeficientes caen dentro de las bandas de confianza del 95%.

Esto confirma de manera visual la evidencia formal obtenida con la prueba de autocorrelación LM, es decir que **los residuos no presentan autocorrelación significativa**.

Como señalan Kilian y Lütkepohl (2017), los correlogramas residuales son una herramienta esencial para validar que la estructura dinámica del VAR está correctamente especificada.

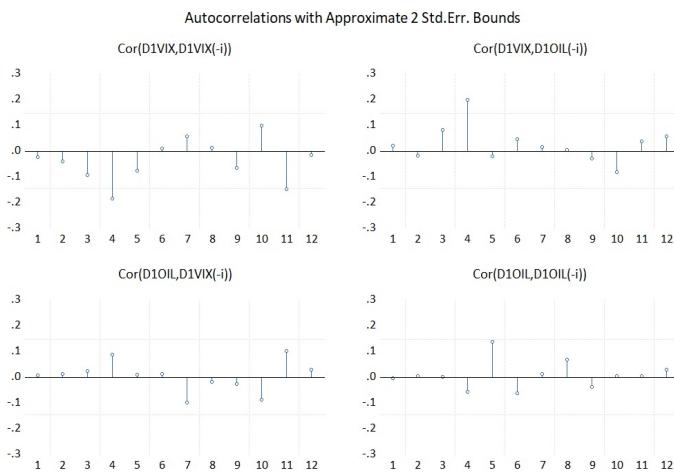


Figure 3: Elaboración propia, Correlograma de los residuos.

5 Conclusión de la verificación de supuestos

Los análisis formales y gráficos permiten concluir que el VAR(2) estimado cumple con los supuestos esenciales para la interpretación económica y estadística de los resultados:

- Es estable
- Los residuos no presentan autocorrelación
- La heterocedasticidad y no normalidad observadas son tratables y esperadas en series financieras
- Los residuos se comportan de manera similar a un ruido blanco

Con esto, el modelo se considera adecuado para examinar la dinámica entre la volatilidad financiera y el precio del petróleo, por lo que las funciones de impulso-respuesta y la descomposición de varianza pueden interpretarse de manera confiable.

5.1 Análisis de Impulso-Respuesta (IRF)

Las IRF permiten observar cómo reacciona cada variable ante un shock inesperado en la otra. Estos gráficos son fundamentales para responder la pregunta de investigación: ¿En qué medida los shocks en la volatilidad

financiera afectan la dinámica del precio del petróleo Brent?

5.1.1 Función Impulso-Respuesta

$$IRF : \sum_{j=0}^{\infty} \phi(i) \epsilon_{i-j}$$

Donde:

$$\phi(i) = \begin{pmatrix} \phi_{11}(i) & \phi_{12}(i) \\ \phi_{21}(i) & \phi_{22}(i) \end{pmatrix}, \quad \phi(0) = B^{-1}$$

Ajustando obtenemos los siguientes resultados :

Table 9: Elaboración propia, Efecto de los shocks en DVIX

$i - Periodos$	$\epsilon_{1t} \rightarrow DBrent$	$\epsilon_{2t} \rightarrow DVIX$
1	-1.99 (0.4175)	0.00 (0.000)
2	-1.3021 (0.4393)	-0.3683 (0.3282)
3	0.003 (0.44162)	0.2093 (0.3147)
4	0.3661 (0.1928)	0.131 (0.1159)
5	0.0654 (0.1495)	-0.062 (0.093)

5.1.2 Impacto de un shock en VIX sobre Brent

El resultado más importante se observa en la respuesta del petróleo ante un shock positivo en VIX (“Response of D1OIL to D1VIX Innovation”).

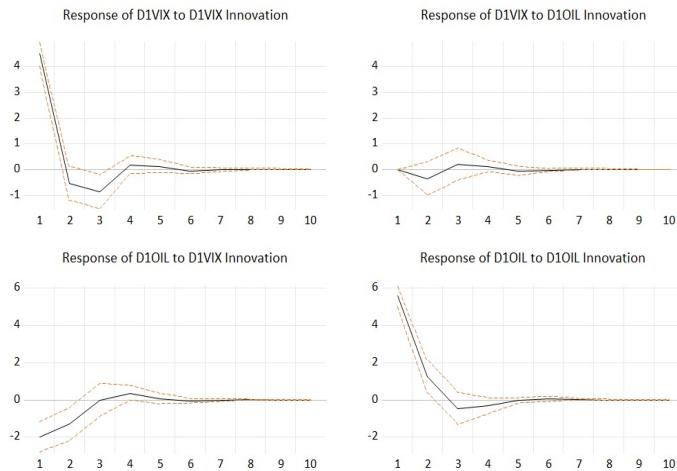


Figure 4: Elaboración propia, Función impulso respuesta (IRF).

Los hallazgos indican que:

- De forma inmediata, un shock en VIX genera una caída significativa en Brent de aproximadamente **2 USD por barril**.
- En el siguiente mes, el efecto sigue siendo negativo (**-1.3 USD por barril**) y continúa siendo significativo hasta el segundo mes, a partir del cual pierde significancia, convergiendo a cero rápidamente.

Este patrón muestra que:

Aumentos inesperados en la volatilidad financiera producen un impacto negativo, significativo pero transitorio, en el precio del petróleo Brent.

Este resultado coincide con estudios que concluyen que shocks de incertidumbre financiera tienden a generar presiones a la baja y temporales en los mercados petroleros (Kang & Ratti, 2013; Baumeister & Kilian, 2016), así como con modelos teóricos donde un aumento de incertidumbre reduce expectativas de actividad económica y demanda futura de petróleo (Hamilton, 2009).

5.1.3 Efecto de un shock en Brent sobre VIX

El panel correspondiente muestra que los shocks en el precio del petróleo generan una reacción casi nula en VIX, con bandas de confianza que incluyen cero desde el primer periodo. Esto sugiere que las variaciones inesperadas del petróleo no modifican de manera sustancial la percepción de riesgo financiero, lo cual es coherente con trabajos como Whaley (2009), que caracterizan al VIX como un indicador altamente exógeno a otros mercados.

5.2 Descomposición de Varianza (FEVD)

La FEVD complementa el análisis mostrando qué proporción de la variación futura de cada variable es explicada por shocks propios o de la otra variable.

Para ΔVIX

- Prácticamente **100%** de su variación responde a shocks propios.
- El petróleo aporta una fracción insignificante o cercana a cero.

Esto confirma la naturaleza exógena del VIX, señalada por Whaley (2009).

Para $\Delta Brent$

- En el corto plazo, los shocks del VIX explican alrededor de **11%** de la variabilidad del petróleo.
- En horizontes de 2 a 10 meses, la proporción atribuible al VIX fluctúa entre **10% y 15%**, sin volverse dominante.
- La mayor parte de la varianza del petróleo sigue explicada por shocks propios.

Este resultado es consistente con estudios que encuentran que variables financieras afectan al petróleo, pero lo hacen con efectos moderados y transitorios (Baumeister & Kilian, 2016).

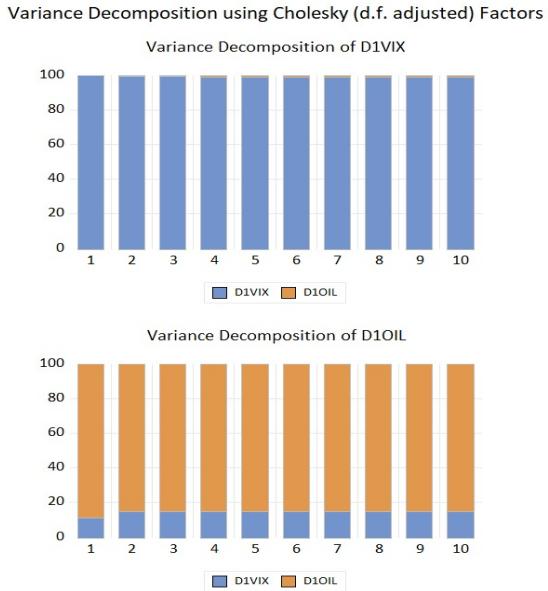


Figure 5: Elaboración propia, Descomposición de la varianza.

5.3 Resumen de resultados

Los resultados permiten responder con claridad la pregunta de investigación:

Los shocks en la volatilidad financiera (medida por el VIX) sí afectan el precio del petróleo Brent, pero este efecto es moderado, pero significativo únicamente en el corto plazo y se disipa en el transcurso de 2 a 3 meses.

El análisis muestra que:

1. El impacto inicial es claramente negativo y estadísticamente significativo.
2. No existe persistencia del shock más allá del corto plazo.
3. El VIX explica una parte considerable de la variabilidad del petróleo (10–15%).
4. El petróleo está determinado principalmente por shocks propios, consistentes con su compleja dinámica interna.

Estos resultados se alinean con la literatura que destaca que la transmisión de volatilidad financiera hacia el petróleo existe, pero depende del horizonte temporal y del contexto, y normalmente requiere modelos más amplios (incluyendo actividad económica global o inventarios) para capturar efectos más persistentes (Kilian & Murphy, 2014; Baumeister & Kilian, 2016).

6 Conclusiones

- El análisis dinámico realizado mediante el modelo VAR bivariado con identificación de Cholesky revela que un shock positivo e inesperado de una desviación estándar en el VIX (volatilidad financiera) induce una caída inmediata y estadísticamente significativa en las variaciones del precio del Brent. Esta caída inicial se cuantifica cerca de USD 2.00 por barril. Este efecto negativo es de naturaleza transitoria, disipándose gradualmente y volviéndose no significativo entre el segundo y tercer mes, convergiendo a cero en un horizonte de diez meses. Este patrón valida la hipótesis de que el aumento de la incertidumbre financiera ejerce una presión a la baja sobre el precio del petróleo.
- Respecto a la dinámica interna y la causalidad inversa, se confirma una marcada asimetría en la transmisión de shocks entre los dos mercados. La descomposición de varianza para el VIX muestra

que casi el 100% de su variación proviene de shocks propios. De manera recíproca, un shock en el precio del petróleo no presenta un impacto estadísticamente significativo sobre la dinámica del VIX. Esta evidencia apoya la conclusión de que la influencia del petróleo sobre la volatilidad financiera es prácticamente inexistente.

- La descomposición de varianza (FEVD) complementa estos hallazgos al cuantificar la contribución del VIX a la variabilidad del precio del petróleo. Los resultados indican que el VIX explica una contribución moderada de la variabilidad del Brent, manteniéndose entre el 10% y el 15% en un horizonte de diez meses. Además, la mayor parte del comportamiento del Brent proviene de shocks propios (factores internos del mercado petrolero). En resumen, la volatilidad financiera influye en el precio del petróleo, pero lo hace de manera moderada y nunca como el factor predominante.

7 Limitaciones y Recomendaciones del Proyecto

7.1 Limitaciones

El presente estudio tiene varias limitaciones que deben tomarse en cuenta al interpretar los resultados. En primer lugar, el modelo utilizado es bivariado y considera únicamente las variaciones del VIX y del precio del petróleo Brent. Si bien esto permite aislar el efecto directo de la volatilidad financiera, deja fuera otros determinantes relevantes del mercado petrolero, como la actividad económica global, los inventarios de petróleo, la oferta y demanda internacional o factores geopolíticos que podrían influir en su comportamiento. Además, el uso de primeras diferencias, aunque necesario para garantizar estacionariedad, limita la posibilidad de identificar relaciones de largo plazo que podrían surgir en un modelo más amplio.

Asimismo, las características propias de los datos financieros representan una restricción adicional. Los residuos del modelo presentan heterocedasticidad y no normalidad, algo común en series financieras, pero que puede reducir la precisión de ciertos contrastes estadísticos. Finalmente, la identificación estructural mediante la descomposición de Cholesky se basa en un ordenamiento que supone que el efecto contemporáneo fluye desde el VIX hacia el Brent, un supuesto razonable pero que podría ser revisado utilizando métodos alternativos de identificación.

7.2 Recomendaciones

En cuanto a las recomendaciones, una ampliación del estudio podría incorporar variables adicionales que permitan capturar mejor los factores estructurales que influyen en el mercado petrolero. La inclusión de indicadores de actividad económica, inventarios energéticos, tasas de interés, tipo de cambio u otros shocks reales podría enriquecer el análisis. También sería conveniente explorar métodos alternativos de identificación estructural.

Asimismo, modelos que permitan capturar la naturaleza cambiante de la volatilidad, como por ejemplo modelos de tipo VAR-GARCH, podrían ofrecer una visión más precisa del comportamiento conjunto entre volatilidad financiera y precios energéticos, especialmente en períodos de crisis. Finalmente, futuras investigaciones podrían analizar si existe o no una relación de largo plazo entre el VIX y el petróleo mediante enfoques de cointegración cuando se trabajan modelos multivariados.

8 REFERENCIAS

- Azar, S. A., & Mzoughi, M. H. (2021). COVID-19 and the VIX: Risk contagion in the energy markets. *Energy Research Letters*, 2(2)
- Baumeister, C., & Kilian, L. (2016). Understanding the decline in the price of oil since June 2014. *Journal of the Association of Environmental and Resource Economists*, 3(1), 131–158.
- Bloom, N. (2009). The impact of uncertainty shocks. *Econometrica*, 77(3), 623–685.
- Bekaert, G., Hoerova, M., & Lo Duca, M. (2013). Risk, uncertainty, and monetary policy. *Journal of Monetary Economics*, 60(7), 771–788.
- Elder, J., & Serletis, A. (2010). Oil price uncertainty. *Journal of Money, Credit and Banking*, 42(6), 1137–1159.
- Hamilton, J. D. (2009). Causes and consequences of the oil shock of 2007–08. *Brookings Papers on Economic Activity*, 40(1), 215–283.
- Ji, Q., Zhang, D., & Zhao, Y. (2020). Searching for safe-haven assets during the COVID-19 pandemic. *Energy Economics*, 102, 104–290.
- Kang, W., & Ratti, R. A. (2013). Oil shocks, policy uncertainty and stock market returns. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 26, 305–318.
- Kang, W., Ratti, R. A., & Vespignani, J. L. (2015). The impact of oil price shocks on supply and demand in the U.S. *Energy Economics*, 49, 48–58.
- Kilian, L., & Lütkepohl, H. (2017). Structural Vector Autoregressive Analysis. Cambridge University Press.
- Kilian, L., & Murphy, D. (2014). The role of inventories and speculative trading in the global market for crude oil. *Journal of Applied Econometrics*, 29(3), 454–478.
- Lütkepohl, H. (2005). New Introduction to Multiple Time Series Analysis. Springer.
- Sadorsky, P. (1999). Oil price shocks and stock market activity. *Energy Economics*, 21(5), 449–469.
- Sims, C. A. (1980). Macroeconomics and reality. *Econometrica*, 48(1), 1–48.
- Whaley, R. E. (2009). Understanding the VIX. *Journal of Portfolio Management*, 35(3), 98–105.