

**MODELO DE VOLATILIDAD DE LAS ACCIONES DE TESLA MOTORS INC.
FLUCTUACIONES DE LOS PRECIOS DEL COBALTO Y EL LITIO**

**TESLA MOTORS INC. SHARE VOLATILITY MODEL COBALT AND LITHIUM PRICE
FLUCTUATIONS**

Arnaldo Vergara Romero, PhD (c).

 <https://orcid.org/0000-0001-8503-3685>

Universidad de Córdoba, Córdoba, España

z82veroa@uco.es

José Fernando Romero Subia, Mgtr.

 <https://orcid.org/0000-0001-8989-2305>

Universidad de Córdoba, Córdoba, España

z92rosubj@uco.es

María-Salomé Ochoa Rico, Mgtr.

 <https://orcid.org/0000-0001-6565-1785>

Universidad de Córdoba, Córdoba, España

z02ococm@uco.es

Juanita Romero Lainez, Lcda.

 <https://orcid.org/0009-0004-1078-5398>

Ministerio de Educación, Quito, Ecuador

juanita.romero@educación.gob.ec

ARTÍCULO DE INVESTIGACIÓN

Recibido: 19 de enero de 2023

Aceptado: 10 de marzo de 2023

RESUMEN

El avance y la innovación tecnológica actual han aumentado la importancia de metales críticos como el cobalto y, en menor medida, el litio. Estos metales son necesarios para la fabricación de baterías, en concreto las que se utilizan en los vehículos eléctricos. El espectacular aumento de la demanda de estos metales se ha traducido en un aumento significativo del precio debido a la limitada disponibilidad. Tesla Motors Inc., que ha desarrollado las baterías más eficientes y duraderas para la producción de sus vehículos eléctricos, es una de las empresas más vulnerables a los cambios en los precios del cobalto y el litio. El propósito de este documento es analizar cómo las fluctuaciones de los precios del cobalto y el litio afectan la volatilidad de las



acciones de Tesla Motors Inc. Se usará el modelo DCC GARCH para simular las relaciones mutuas entre los choques de precios del cobalto y el litio y la volatilidad de Tesla Motors Inc. Se proporciona un análisis empírico de los datos diarios de los años 2013 a 2018. En general, los hallazgos sugieren que los cambios en los precios del litio pueden tener un impacto significativo en la volatilidad de las acciones de Tesla Motors Inc. a lo largo del tiempo.

Palabras clave: Volatilidad, correlaciones condicionales dinámicas, litio, cobalto, Tesla.

ABSTRACT

The advancement and current technological innovation have increased the importance of critical metals such as cobalt and, to a lesser extent, lithium. These metals are required for the manufacture of batteries, specifically those used in electric vehicles. The spectacular increase in demand for these metals has resulted in a significant increase in price due to limited availability. Tesla Motors Inc., which has developed the most efficient and long-lasting batteries for the production of its electric vehicles, is one of the companies most vulnerable to changes in cobalt and lithium prices. The purpose of this paper is to look at how cobalt and lithium price fluctuations affect the volatility of Tesla Motors Inc. shares. We used the DCC GARCH model to simulate the mutual relationships between cobalt and lithium price shocks and Tesla Motors Inc. volatility. Empirical analysis is provided on daily data from the years 2013 to 2018. Overall, the findings suggest that changes in lithium prices may have a significant impact on Tesla Motors Inc. share volatility over time.

Keywords: Volatility, dynamic conditional correlations, lithium, cobalt, Tesla.

INTRODUCCIÓN

En los últimos años, el gran desarrollo e implantación que han experimentado los productos cuya fuente de alimentación son las baterías de iones de litio ha cambiado radicalmente el mapa de demanda de productos básicos en su creación, como el litio y el cobalto, denominados metales críticos por sus propiedades (Slack et al., 2017).

Desde 2007 la producción de smartphones se ha disparado (Sommer et al., 2015), lo que ha incrementado considerablemente la demanda de estos materiales, pero el vehículo eléctrico es el factor más determinante en la preocupación reciente en torno a estos metales, ya que es muy requerido para la fabricación de baterías.

Este aumento de la demanda ha generado una crisis de oferta por la escasez de estos materiales en la corteza terrestre (Sonoc & Jeswiet, 2014), así como problemas geopolíticos para las principales regiones proveedoras, lo que ha provocado un aumento considerable del valor de mercado de estos metales. El cobalto es un metal gris plateado que tiene varios usos en función de ciertas propiedades clave, como el ferromagnetismo, la dureza y la resistencia al desgaste cuando se alea con otros metales. Se utiliza, sobre todo, en cátodos de baterías recargables y, en combinación con otros metales, para formar superaleaciones para la fabricación de motores de turbinas a reacción. Es un material indispensable para prolongar la vida de las baterías de litio.

En 2016, se produjeron aproximadamente 123.000 toneladas métricas de Cobalto (Mineral commodities resúmenes, 2018), de las cuales el 55% se extrajo de la República Democrática del Congo. La futura sustitución de vehículos propulsados por combustibles fósiles requeriría una producción muy superior a la actual reserva mundial de este metal disponible para ofrecer (Pozo-Estupiñan et al., 2022; Romero-Subia et al., 2023). Esto ha provocado fuertes posiciones especulativas en los mercados en los últimos tiempos, por parte de grandes fondos de inversión, en torno a este metal. Asimismo, gobiernos como el de Estados Unidos y empresas dependientes de este metal comienzan a acumular reservas, como Apple o Tesla Inc.

Por otro lado, el litio es el metal más liviano que existe, y se extrae a través de salmueras y minerales graníticos de pegmatitas, generalmente como oligoelemento. Los principales países productores de este metal son Chile y Australia (U.S. Geological Survey, 2015). Este elemento tiene una gran variedad de usos, los usos más destacados son para teléfonos móviles, portátiles y baterías de vehículos eléctricos e híbridos; que aprovechan su peso ligero y su alto potencial electroquímico. A diferencia de los combustibles fósiles, el litio y el cobalto tienen una característica que los hace más sustentables (Izatt et al, 2014; Ochoa-Rico, Vergara-Romero et al., 2022; Pérez-González et al., 2023), es su reciclabilidad repetida. Este es un factor fundamental, ya que convierte a los productos que consumen estos recursos metálicos en futuros proveedores.

La creciente demanda de estos dos metales supone un hándicap para los principales fabricantes de vehículos eléctricos, especialmente Tesla, General Motors y Ford, que actualmente se dedican al desarrollo y comercialización de este tipo de coches. Cerca del 50% del valor de un vehículo eléctrico recae en su batería, por lo que un incremento en el precio de los dos metales básicos utilizados para su fabricación tiene un efecto directo y marcado en el coste de fabricación y, por tanto, en la comercialización. Tesla Inc., es una empresa

estadounidense responsable del diseño, fabricación y comercialización de vehículos eléctricos y sistemas de almacenamiento de energía mediante la creación de baterías de iones de litio de alta eficiencia (Berdichevsky, et al. 2006; Macas-Acosta et al., 2022; Vergara-Romero, Garnica-Jarrin, et al., 2022). Por tanto, en la actualidad, su dependencia de estos dos metales es total.

El análisis de la volatilidad de los precios de estos metales y su modelización puede permitirnos medir el riesgo de los activos de Tesla Inc. y, por tanto, su cotización en el mercado Nasdaq (Vergara-Romero, Correa-Vaca et al., 2022; Zea et al., 2022). El objetivo principal de este trabajo es analizar el impacto de las fluctuaciones críticas de valor de los metales Litio y Cobalto en el valor bursátil de una empresa con una alta dependencia de estos metales, como es Tesla. Para ello, se recogieron datos sobre el valor de estos metales y sobre la cotización en bolsa de esta empresa productora y comercializadora de vehículos eléctricos desde septiembre de 2013 hasta el mismo mes de 2018.

Para llevar a cabo este objetivo, en la siguiente sección, primero presentaremos el modelo de heteroscedasticidad condicional multivariante con correlaciones condicionales variables en el tiempo y las técnicas de estimación asociadas. A continuación, se realizará un análisis de los datos recopilados para estos metales y para el valor bursátil de la empresa Tesla, así como la estimación de los modelos de estimación DCC GARCH y las correlaciones condicionales dinámicas correspondientes y la valoración de la empresa, que finalmente ser analizado. Finalmente, se discutirán los resultados obtenidos y se mostrarán las principales conclusiones obtenidas de este trabajo.

MATERIALES Y MÉTODOS

De Los modelos de estimación utilizados para analizar el impacto potencial de las fluctuaciones en el precio de los metales de litio y cobalto en el valor bursátil de Tesla, Inc. se describen brevemente a continuación; este análisis se justifica en la gran dependencia de estos materiales para la fabricación de esta empresa y en la alta influencia que podría tener sobre ella un aumento significativo de los precios.

Modelos GARCH multivariados con correlaciones condicionales dinámicas.

En este subcapítulo, se describirá la información básica sobre el modelo GARCH multivariado con correlaciones condicionales dinámicas variables en el tiempo (DCC GARCH), incluido el procedimiento de estimación. Los modelos de volatilidad univariante, tal como los definen Engle (1982) o Bollerslev (1986), solo se pueden utilizar cuando se modela la volatilidad de series únicas. Sin embargo, también es importante modelar las dependencias en los comovimientos de

diferentes series de tiempo. La identificación de esta característica de las series temporales financieras utilizando un modelo multivariado debería generar modelos empíricos más precisos que en el caso de modelos univariados separados (Hernández-Rojas et al., 2021; Ochoa-Rico, Concha-Bucaram et al., 2022; Vergara-Romero, Rojas-Dávila et al., 2022). Por lo tanto, el modelo DCC GARCH representa una herramienta útil para analizar la volatilidad de las series temporales cuando la volatilidad cambia con el tiempo. Esta clase de modelos se basa en la idea de las varianzas y correlaciones condicionales. La matriz de covarianza condicional se descompone en una matriz de correlación y desviaciones estándares condicionales relacionadas (Jimber del Río et al, 2020; Romero-Subia et al., 2022; Vergara-Romero, 2022).

Engle (2002) propuso estimar el modelo DCC GARCH siguiendo tres pasos. Primero, los modelos de volatilidad univariados que incluyen residuos estandarizados deben estimarse para obtener residuos estandarizados. A los efectos de este artículo, se consideran los modelos GARCH (Bollerslev, 1986) y EGARCH (Nelson, 1991). En segundo lugar, cuando se estimaron los modelos GARCH univariados, se utilizaron residuos estandarizados para estimar las correlaciones. La matriz de covarianza de varianzas de residuos emparejados se puede descomponer en donde representa una matriz diagonal de desviaciones estándar condicionales variables en el tiempo según lo estimado por modelos ARCH univariados (Sed'a, 2015; Souto-Anido et al., 2020; Vergara-Romero, Jimber-del-Río et al., 2022). La especificación del modelo DCC GARCH toma la siguiente forma:

$$\begin{aligned}
 r_t | \Omega_{t-1} &\sim N(0, D_t \rho_t D_t), \\
 D_t^2 &= \text{diag} \{ \Sigma_t \}, \Sigma_t = \text{cov}(r_t | \Omega_{t-1}), \\
 \varepsilon_t &= D_t^{-1} r_t, \\
 \rho_t &= \text{diag} \{ Q_t \}^{-1/2} Q_t \text{diag} \{ Q_t \}^{-1/2}, \\
 Q_t &= (1 - \alpha - \beta) \bar{Q}_t + \alpha \varepsilon_{t-1} \varepsilon'_{t-1} + \beta Q_{t-1}
 \end{aligned} \tag{1}$$

Donde r_t es el rendimiento logarítmico, Ω_{t-1} representa el conjunto de información disponible en el momento t-1, ρ_t es la matriz de correlación variable en el tiempo, \bar{Q}_t es la matriz de varianzas no condicionadas ε_t , ε_t denota residuos estandarizados, " α, β " son parámetros no negativos que tienen que ser positivos, y $\alpha + \beta < 1$. Los modelos GARCH univariados y multivariados se estiman con la ayuda del método de máxima verosimilitud. Finalmente, la matriz de correlación se normaliza y ajusta para cumplir con las propiedades de la matriz de correlación

(Engle, 2002). La correlación condicional dinámica bivariada $\rho_{1,2,t}$ entonces se puede expresar de la siguiente manera:

$$\rho_{1,2,t} = \frac{E_{t-1}\left(\sqrt{E_{t-1}(r_{1,t}^2)} \varepsilon_{1,t} \sqrt{E_{t-1}(r_{2,t}^2)} \varepsilon_{2,t}\right)}{\sqrt{E_{t-1}(r_{1,t}^2) E_{t-1}(\varepsilon_{1,t}^2) E_{t-1}(r_{2,t}^2) E_{t-1}(\varepsilon_{2,t}^2)}} = E_{t-1}(\varepsilon_{1,t} \varepsilon_{2,t}) \quad (2)$$

La correlación condicional dinámica bivariada entre Tesla y litio luego se retrocede en una tendencia de tiempo constante y volatilidades condicionales de ambas series de tiempo (Tesla y litio):

$$\rho_{1,2,t} = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 \rho_{1,2,t-1} + \beta_1 \sigma_{1,t} + \beta_2 \sigma_{2,t} + \varepsilon_{1,2,t} \quad (3)$$

En donde t es la tendencia temporal ya que algunas correlaciones condicionales pueden mostrar una tendencia que signifique cambiar la integración entre mercados, $\rho_{1,2,t-1}$ representa el valor rezagado del DCC, $\sigma_{1,t}$ es la desviación estándar condicional del índice de Tesla y $\sigma_{2,t}$ es la condicional desviación estándar del mercado de litio.

Las volatilidades condicionales estimadas por los modelos ARCH univariados suelen tener una alta persistencia. Si no utilizamos ningún valor rezagado del DCC en la ecuación (3), puede dar lugar a valores elevados de autocorrelación en términos residuales. Es por eso que; estimamos la ecuación (3) con el valor rezagado del DCC por un período. La posible presencia de autocorrelación en los residuos se verifica mediante el procedimiento de prueba Ljung-Box (1979). Además, probaremos la presencia de heteroscedasticidad con la ayuda de la prueba de White (1980).

RESULTADOS

En este apartado analizamos en primer lugar la muestra utilizada en esta investigación, que consta de tres series temporales con la evolución del valor de la empresa Tesla en el mercado Nasdaq, el precio del Cobalto que cotiza en la bolsa de metales de Londres y el valor del litio, el cual tiene la desventaja de no cotizar en ningún mercado, ya que su precio depende de características como tipo, volumen o pureza.

Su valor se medirá a través del Global Lithium Index, desarrollado por el índice de empresas de ingeniería Solactive, admitido como principal indicador del precio de este metal, y del cual se dispone de valores diarios. Los datos analizados corresponden a valores diarios entre septiembre de 2013 y marzo de 2018.

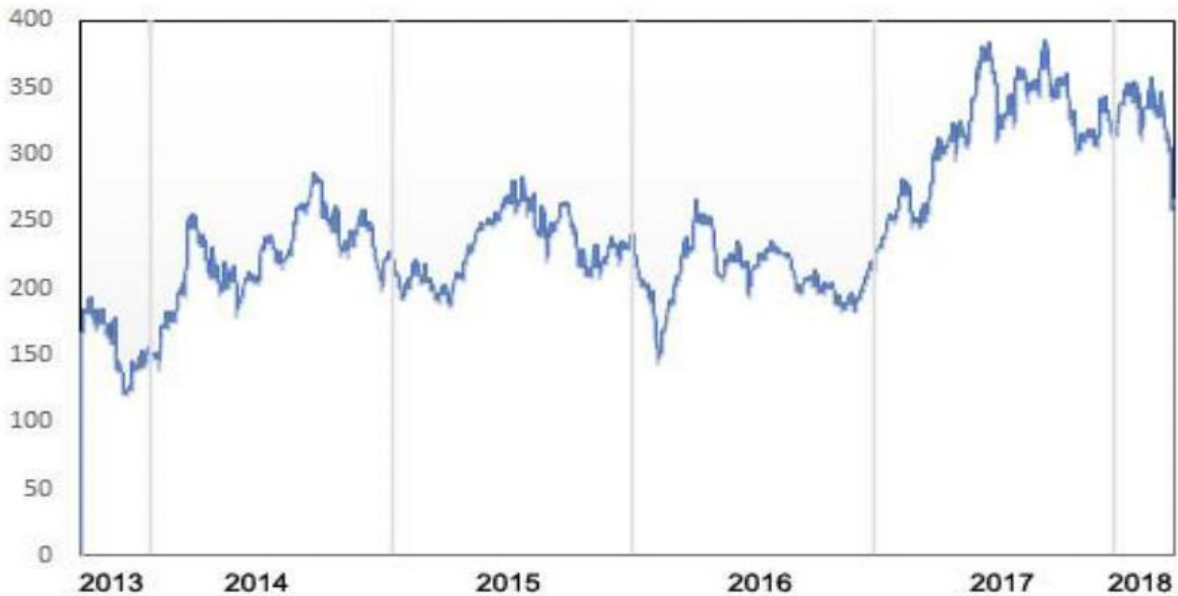
Evolución temporal del análisis del valor de la empresa Litio, Cobalto y Tesla

La empresa Tesla Inc. inició su andadura en el año 2003 con el objeto social de fabricar y comercializar vehículos eléctricos, financiándose a través de diferentes rondas de fondos privados. En junio de 2010, salió a bolsa a un precio de 17 dólares por acción. A finales de septiembre de 2017, su valor ascendía a más de 300 dólares.

Durante 2013 su valor aumentó un 372%, aunque durante el mes de octubre perdió un 17% debido a los resultados negativos obtenidos en el segundo trimestre del año. A principios de 2014 experimentó una fuerte promoción auspiciada por los resultados de producción del año anterior, el interés de Apple por adquirir la compañía y las altas expectativas de revalorización otorgadas por las consultoras de rating.

Figura 1

Valor de cotización de Tesla Inc.



Fuente: Cálculos propios en Eviews a partir de datos de Investing.com data.

Entre septiembre de 2014 y abril de 2015 se presentó una importante disminución debido al menor precio del petróleo y al retraso en las expectativas de utilidades de la compañía hasta 2020.

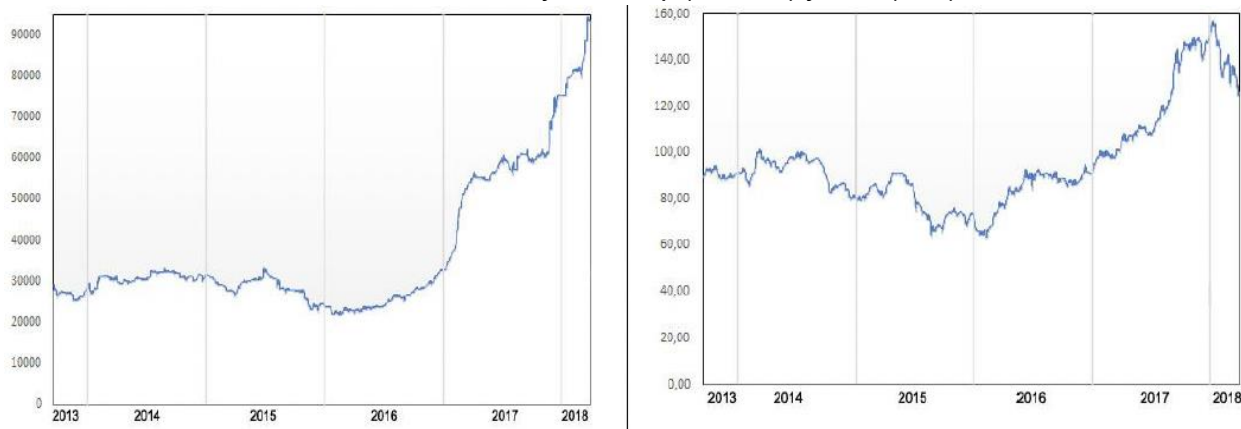
Como se puede observar en la figura 1, a principios de 2016 se produjo un fuerte descenso tras reportar pérdidas de más de 800 millones de dólares el año anterior, que se equilibra totalmente con la presentación de su nuevo modelo de vehículo eléctrico, Tesla Model 3, y las importantes mejoras de su producto emblema, Tesla Model S.

Desde enero de 2016 hasta septiembre de 2017, aunque con algunos altibajos en la cotización, su valor ha seguido aumentando hasta situarse en valores cercanos a los 400 dólares. Desde entonces, el valor de la empresa ha descendido por debajo de los 270 dólares, coincidiendo, como veremos ver ahora, con un fuerte aumento en el precio del cobalto.

A continuación, analizaremos la evolución del valor de los metales asociados a la producción de la empresa, cobalto y litio. Como se puede ver en la figura 2, la valoración de ambos metales muestra una clara tendencia alcista, que se acentúa a partir de finales de 2016. Sin embargo, mientras el valor del cobalto sigue subiendo con fuerza, el del litio ha caído desde principios de 2018.

Figura 2

Valores de Cobalto y Litio. Izq. (Cobalto) y Der. (Litio)



Fuente: Cálculos propios en Eviews a partir de datos de Investing.com data.

Ambos metales alcanzaron sus valores mínimos y máximos en el período considerado y en fechas muy próximas. Mientras que el valor mínimo del cobalto fue de 21.665 dólares la tonelada métrica y el del litio fue del 69,79% de su valor inicial, en 2010, ambos en febrero de 2016, los valores máximos se obtuvieron a principios de 2018, con \$ 94300/Tn y un índice de 156,80; respectivamente.

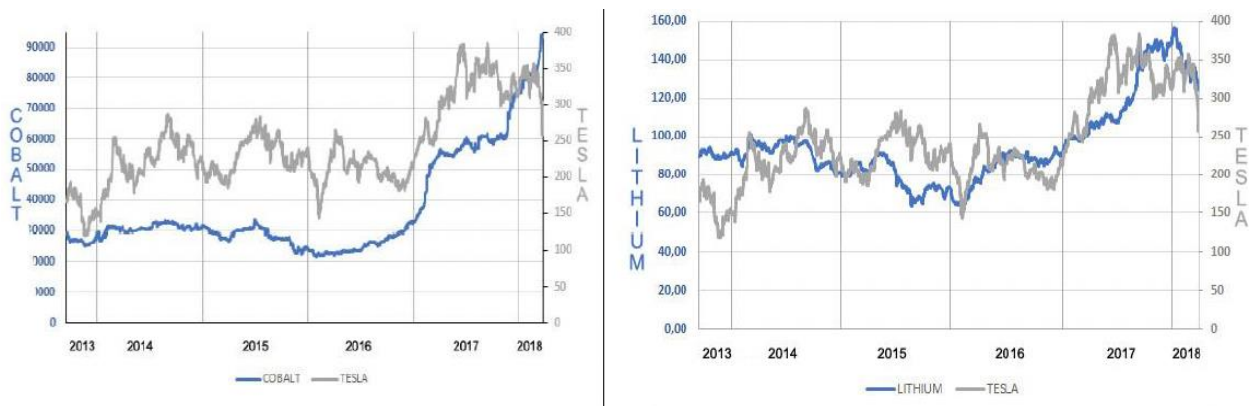
Además, el descenso observado desde finales de 2014 hasta principios de 2016 coincide con la fuerte caída del precio del petróleo, que empezó a subir a partir de ese momento.

La figura 3 muestra la evolución del precio de los metales considerados en comparación con el valor de mercado de la compañía Tesla, Inc., se realiza en el mismo gráfico y para dos escalas diferentes. Se observa una fuerte correlación en ambos casos, de modo que, si bien una fuerte subida del precio de los metales incrementaría los costes de fabricación a medio plazo, la subida del valor del cobalto y el litio viene acompañada de una revalorización de la empresa Tesla. Este comportamiento parece revertirse cuando el precio del cobalto supera los \$75.000 por tonelada métrica.

Figura 3

Comparación de precios de Cobalto y Litio contra el precio de evolución de Tesla Inc.

Izq. (Cobalto y Tesla Inc.) y Der. (Litio y Tesla Inc.)



Fuente: Cálculos propios en Eviews a partir de datos de Investing.com data.

Una vez analizada la evolución de los dos metales considerados y el precio de Tesla, se han definido las rentabilidades diarias como la diferencia del logaritmo del precio de un día y el día anterior:

$$r_t = \ln(p_t) - \ln(p_{t-1})$$

Esto nos ha permitido eliminar el problema de falta de estacionalidad de las tres series consideradas, de manera que se pueden estimar modelos de heteroscedasticidad condicional multivariante con correlaciones condicionales entre cada uno de los metales y el precio de la empresa.

Estimación de modelos

Una vez analizada la posible existencia de correlación entre la volatilidad del precio de las materias primas de cobalto y litio, y la cotización de la empresa de vehículos eléctricos Tesla Inc., procederemos a cuantificar la correlación condicional dinámica entre estas mediante la estimación de modelos DCC GARCH presentado anteriormente.

Tabla 1

Estimación del modelo lineal GARCH DCC entre litio y Tesla Inc.

	Coefficientes	Error Standard	Estadístico Z	p-value
Theta (1)	0.066208	0.021571	3.069272	0.0021
Theta (2)	0.807251	0.066637	12.11407	0.0000
Log likelihood	6100.624	Schwarz criterio		-13.5189
Avg, log likelihood	3.400571	Hannan-Quinn criterio		-13.5553
		Akaike info criterio		-13.5778

Nota: Cálculos propios en Eviews.

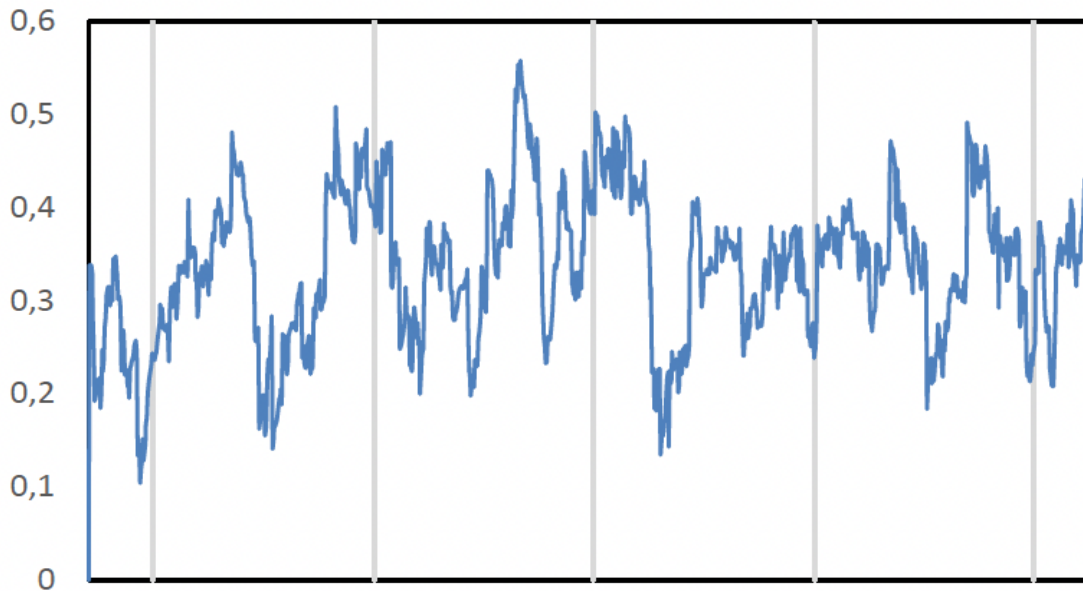
La estimación para el modelo entre Lithium y Tesla se muestra en la tabla 1, así como la representación gráfica de las correlaciones dinámicas. Como se puede observar, se verifica la condición de estabilidad del modelo, ya que la suma de los coeficientes, denotados por α y β , en el apartado anterior y que se identifican por theta (1) y theta (2) en la tabla, es menor que 1, la significancia de ambos coeficientes, así como la condición de positividad, nos permite afirmar que la matriz es definida positiva. Esto indica una alta relación temporal entre el índice de litio y Tesla. De esta forma, el modelo estimado para Litio y Tesla es el siguiente:

$$Q_{i,j,t} = \omega_{i,j} + 0.066208 \varepsilon_{j,t-1} + 0.807251 Q_{j,t-1}$$

En cuanto a las correlaciones, afirmamos que la correlación es siempre positiva, por lo que un incremento en el valor del litio produce un incremento en el valor de la empresa. Como se puede ver en la figura 4, la volatilidad de estos va disminuyendo a medida que pasa el tiempo. El valor más bajo se observa a finales de 2013 y el valor más alto en el tercer trimestre de 2015.

Figura 4

Correlaciones estimadas para Litio y Tesla.



Fuente: Cálculos propios en Eviews a partir de datos de Investing.com data.

Las estadísticas descriptivas de la correlación condicional dinámica se presentan en la Tabla 2. Todos los valores del DCC alcanzaron solo valores positivos durante todo el período de prueba, la media es 0.336. El valor más alto (0,558) se reporta a principios de febrero de 2015 mientras que el mínimo (0,104) se alcanza en diciembre de 2013.

Tabla 2

Estadísticos descriptivos de correlaciones condicionales dinámicas estimadas.

Mean	St. Deviation	Min	Date	Max	Date
0.336	0.080	0.104	09/12/2013	0.558	09/02/2015

Nota: Cálculos propios en Eviews.

En el siguiente paso, estimamos las relaciones entre las correlaciones condicionales dinámicas y las volatilidades particulares (Syllignakis y Kouretas, 2011). La Tabla 3 muestra un breve resumen de los resultados según la ecuación (3), que explica las correlaciones condicionales dinámicas en términos de volatilidades condicionales de ambas series de tiempo. La volatilidad de Tesla es negativa pero no significativa, mientras que la volatilidad del litio es

positiva y significativa al 5% de nivel significativo. El impacto de la volatilidad del Litio en el DCC es innegable y esencial.

El coeficiente de la variable dependiente rezagada (0,939) también es significativo al nivel del 5%. La tendencia temporal fue insignificante como se indica en la Tabla 1. Con base en las pruebas de Ljung-Box y Durbin-Watson, rechazamos claramente la presencia de autocorrelación en los residuos. Lo mismo es cierto para la heteroscedasticidad en el término residual según la prueba de White.

Tabla 3

Resultados del modelo estimado según la ecuación (3).

Constant	Time	$\rho_{1,2,t-1}$	$\sigma_{1,t}$	$\sigma_{2,t}$	R^2_{adj}	Durbin - Watson
0.015*	5.18E-07	0.939	-2.271	126.042*	0.906	2.041

Nota: Cálculos propios en Eviews.

DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

La empresa Tesla, dedicada a la fabricación y venta de vehículos eléctricos, tiene una fuerte dependencia de dos metales que, en los últimos tiempos, han experimentado un alto valor por la alta demanda y la escasez de disponibilidad: el litio y el cobalto. Si bien, desde 2013, la cotización de la empresa muestra una tendencia creciente, al igual que los valores de estos materiales, que son básicos en la fabricación de baterías para vehículos; estas tendencias se han reducido e incluso revertido en algunos períodos de tiempo desde principios de 2018.

Disponemos de modelos estimados que nos permiten estudiar la relación del valor de estos metales y la cotización de Tesla. Después de numerosos intentos, descartamos el modelo que relaciona cobalto y Tesla, debido a la negatividad de uno de los coeficientes. El segundo, que relaciona el valor del índice del litio con la valoración de la empresa, se ha estimado obteniendo un modelo que es estable y cuya matriz está definida positivamente. Este modelo permite concluir la existencia de una correlación directa y variable en intensidad entre el valor del litio y el de la empresa en el mercado.

La alta dependencia de la compañía Tesla de estos dos metales, junto con la fuerte demanda que tienen, la escasez de generación y la inestabilidad de algunos de los países proveedores, que pueden generar una escalada en su valor, es un factor de riesgo para la estabilidad de la producción de vehículos eléctricos y su posterior comercialización.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Berdichevsky, G., Kelty, K., Straubel, J. B., & Toomre, E. (2006). The Tesla Roadster battery system. Tesla Motors, [online] Available: http://www.batterypoweronline.com/images/PDFs_articles_whitepaper_appros/TeslaRoadsterBatterySystem.pdf
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50, 987-1007.
- Engle, R. F. (2002). Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models. *Journal of Business and Economic Statistics*, 20, 339-350.
- Fusion Media Ltd. (2007-2018) Visible body: investing.com. OMC Chambers, Tortola, British Virgin Island. Retrieve from: <http://investing.com>
- Hernández-Rojas, R. D., Jimber del Río, J.A., Ibañez Fernández, A., & Vergara-Romero, A. (2021). The cultural and heritage tourist, SEM analysis: the case of The Citadel of the Catholic King. *Heritage Science*, 9(52), 1-19. <https://doi.org/10.1186/s40494-021-00525-0>
- Izatt, R. M., Izatt, S. R., Bruening, R. L., Izatt, N. E., & Moyer, B. A. (2014). Challenges to achievement of metal sustainability in our high-tech society. *Chemical Society Reviews*, 43(8), 2451-2475. doi: <https://doi.org/10.1039/C3CS60440C>
- Jimber del Río, J. A., Hernández-Rojas, R. D., Vergara-Romero, A., & Dancausa Millán, M. (2020). Loyalty in Heritage Tourism: The Case of Córdoba and Its Four World Heritage Sites. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(23), 8950. <https://doi.org/10.3390/ijerph17238950>
- Ljung, G. M. and Box, G. E. P. (1978). On a Measure of a Lack of Fit in Time Series Models. *Biometrika*, 65(2), 297–303.
- Macas-Acosta, G., Macas-Lituma, G., & Vergara-Romero, A. (2022). The Internal and External Factors That Determined Private Investment in Ecuador 2007–2020. *Economies*, 10(10), 248. <https://doi.org/10.3390/economies10100248>
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*, 59, 347–370.
-

- Ober, J. A. (2018). Mineral commodity summaries 2018 Mineral Commodity Summaries (pp.204). Reston, VA, doi: <https://doi.org/10.3133/70194932>
- Ochoa Rico, M. S., Concha-Bucaram, A., Romero-Subia, J., Sorhegui-Ortega, R., & Vergara-Romero, A. (2022). Análisis de la Satisfacción Ciudadana desde la perspectiva de los Servicios Públicos en Zonas Urbanas. *Amazonia Investiga*, 11(50), 245-259. <https://doi.org/10.34069/AI/2022.50.02.23>
- Ochoa Rico, M. S., Vergara-Romero, A., Romero-Subia, J. F., & Jimber del Río, J. A. (2022). Study of Citizen Satisfaction and Loyalty in the Urban Area of Guayaquil: Perspective of the Quality of Public Services Applying Structural Equation. *PloS ONE*, 17(2), e0263331. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0263331>
- Pérez-González, M. D., Hernández-Rojas, R., Jimber del Río, J. A., & Vergara-Romero, A. (2023). Flamenco dance and Visitor Loyalty: The Case of Cordoba-Spain. *TEM Journal*, 12(1), 214-223. <https://doi.org/10.18421/TEM121-28>
- Pozo-Estupiñan, C., González-Andrade, A., & Vergara-Romero, A. (2022). Eco-Innovación en Ecuador: Propuesta para un Desarrollo Sostenible. En Vergara-Romero, A. (Comp.). *Medio Ambiente y Sociedad: Agroecosistemas, Tecnología y Eco-Innovación* (63-89). Universidad Ecotec.
- Romero-Subia, J. F., Jimber-del-Río, J.A., Ochoa-Rico, M. S., & Vergara-Romero, A. (2022). Analysis of Citizen Satisfaction in Municipal Services. *Economies*, 10(9), 225. <https://doi.org/10.3390/economies10090225>
- Romero-Subia, J. F., Jimber del Río, J. A., Ochoa-Rico, M. S., & Vergara-Romero, A. (2023). The Disparity between Urban and Rural Areas in Citizen Satisfaction with Local Public Services. *TEM Journal*, 12(1), 275-284. <https://doi.org/10.18421/TEM121-34>
- Sed'a, P. (2011). Asymmetric Conditional Volatility Modeling: Evidence from Central European Stock Markets. In 8th International Scientific Conference on Financial Management of Firms and Financial Institutions, Ostrava: VŠB – Technical University of Ostrava, 375-383.
- Sed'a, P. (2015). Modelling the Impact of Oil Price Fluctuations on Volatility of Stock Markets. In *Proceedings of the 9th International Days of Statistics and Economics* (pp. 1386- 1396). Praha: Melandrium.
- Slack, J. F., Kimball, B. E., & Shedd, K. B. (2017). Cobalt. In K. J. Schulz, J. J. H. DeYoung,

- Souto-Anido, L., Vergara-Romero, A., Marrero-Anciza, Y., & Márquez-Sánchez, F. (2020). Incidencia de la Gestión de los Recursos Humanos en los resultados Organizacionales: ¿mito o realidad?. *GECONTEC: Revista Internacional de Gestión del Conocimiento y la Tecnología*, 8(1), 1-23. <https://upo.es/revistas/index.php/gecontec/article/view/5410>
- R. R. Seal & D. C. Bradley (Eds.), *Professional Paper* (pp. 52). Reston, VA. Sommer, P., Rotter, V. S., & Ueberschaar, M. (2015). Battery related cobalt and REE flows in WEEE treatment. *Waste Management*, 45, 298-305. doi: <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2015.05.009>
- Sonoc, A., & Jeswiet, J. (2014). A Review of Lithium Supply and Demand and a Preliminary Investigation of a Room Temperature Method to Recycle Lithium-Ion Batteries to Recover Lithium and Other Materials. *Procedia CIRP*, 15, 289-293. doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.06.006>
- Syllignakis, M. N. and Kouretas, G. P. (2011). Dynamic correlation analysis of financial contagion: Evidence from the Central and Eastern European markets. *International Review of Economics and Finance*, 20, 717–32.
- U.S. Geological Survey (2015). *Commodity Statistics and Information*. Statistics and information on the worldwide supply of, demand for, and flow of minerals and materials essential to the U.S. economy, the national security, and protection of the enviro. [online], Available: <http://minerals.usgs.gov/minerals/pubs/commodity/>
- Vergara-Romero, A. (2022). *Medio Ambiente y Sociedad: Agroecosistemas, Tecnología y Eco-Innovación*. Universidad Ecotec. <https://doi.org/10.21855/librosecotec.85>
- Vergara-Romero, A., Correa-Vaca, A.-M., Ochoa-Rico, M.-S., & Sed'a, P. (2022). Mercado de Valores: Integración Financiera en Torno a la Pandemia Covid-19. *Revista Científica ECOCIENCIA*, 9, 262–275. <https://doi.org/10.21855/ecociencia.90.738>
- Vergara-Romero, A., Garnica-Jarrin, L., Armas-Ortega, Y., & Pozo-Estupiñan, C. (2022). Relationship between Corporate Social Responsibility, Assets and Income of Companies in Ecuador. *CEUR Workshop Proceedings*, 3282, 125-137.
- Vergara-Romero, A., Jimber-del-Río, J.-A., & Márquez-Sánchez, F. (2022). Food Autonomy within Food Sovereignty: Evidence from a Structural Model. *Agronomy*, 12(5), 1141. <https://doi.org/10.3390/agronomy12051141>
-

- Vergara-Romero, A., Rojas-Dávila, M., & Olalla-Hernández, A. (2022). Does Money Help Elections? Analysis of the Impact of Campaign Spending and Incumbency in Ecuador. *Amazonia Investiga*, 11(57), 172-180. <https://doi.org/10.34069/AI/2022.57.09.18>
- White, H. (1980). A Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity. *Econometrica*, 48(4), 817–838.
- Zea, M., Morán Chiquito, D., Vergara Romero, A., & Jimber del Río, J. A. (2022). Modelos de satisfacción al cliente: Un análisis de los índices más relevantes. *Revista Científica Res Non Verba*, 12(2), 146–178. <https://doi.org/10.21855/resnonverba.v12i2.735>