

DOI: 10.26820/recimundo/8.(1).ene.2024.182-192

URL: <https://recimundo.com/index.php/es/article/view/2179>

EDITORIAL: Saberes del Conocimiento

REVISTA: RECIMUNDO

ISSN: 2588-073X

TIPO DE INVESTIGACIÓN: Artículo de investigación

CÓDIGO UNESCO: 53 Ciencias Económicas

PAGINAS: 182-192







Value at Risk con volatilidad modelada por GARCH: Evidencia del sector automovilístico durante el 2020

Value at Risk with GARCH modeled volatility: Evidence from the automotive sector during 2020

Value at Risk with GARCH-modelled volatility: Evidence from the automotive sector during 2020

Luis Reynaldo Maldonado Méndez¹; Pedro Luis Maldonado Álava²; Pedro Vicente Maldonado Mendez³; Gianella Joyce Maldonado Méndez⁴

RECIBIDO: 10/12/2023 **ACEPTADO:** 15/01/2024 **PUBLICADO:** 11/04/2024

1. Máster en Economía General Enfoque en Investigación; Ingeniero en Comercio Exterior; Economista con Mención en Gestión Empresarial Especialización Teoría y Política Económica; Investigador Independiente; Guayaquil, Ecuador; luis Maldonado Mendez@gmail.com;  <https://orcid.org/0000-0002-0534-6030>
2. Diplomado en Docencia Superior; Magíster en Salud Pública; Doctor en Medicina y Cirugía; Facultad de Ciencias Médicas de la Universidad de Guayaquil; Guayaquil, Ecuador; pedro.maldonadoa@ug.edu.ec;  <https://orcid.org/0000-0002-1716-9860>
3. Magister en Gestión Educativa; Licenciado en Ciencias de la Educación Mención Educación Básica; Investigador Independiente; Guayaquil, Ecuador; pedrovic24@gmail.com;  <https://orcid.org/0000-0003-4198-5849>
4. Máster Universitario en Dirección y Gestión de Recursos Humanos; Psicóloga; Investigadora Independiente; Guayaquil, Ecuador; 11bimaldonadogianella@gmail.com;  <https://orcid.org/0000-0002-4254-8539>

CORRESPONDENCIA

Luis Reynaldo Maldonado Méndez
luis Maldonado Mendez@gmail.com

Guayaquil, Ecuador

RESUMEN

El objetivo principal de esta investigación es evaluar la optimalidad de la cartera de inversión creada utilizando la metodología del Value at Risk con volatilidad modelada por GARCH. Utilizando la información de los rendimientos diarios de cada stock, se estimó la volatilidad mediante un modelo de heterocedasticidad condicional autorregresiva generalizada GARCH (1,1) lo cual sirvió de insumo para minimizar el Value at Risk (VaR 99%) del portafolio. Luego se evaluó la efectividad de la cartera óptima para distintos eventos que se presentaron al inicio de la pandemia, cambiando periódicamente la participación de cada stock. Como resultado se obtuvo un alto rendimiento durante los días previos a la aparición del primer caso de Sars-Cov-2 y un desempeño deficiente luego de la primera cuarentena decretada.

Palabras clave: Value at Risk (VaR), Simulación de Montecarlo, Heterocedasticidad Condicional Autorregresiva Generalizada (GARCH), Cartera Óptima, Volatilidad.

JEL Classification: G11, G14, G17, C58

ABSTRACT

The main objective of this research is to evaluate the optimality of the investment portfolio created using the Value at Risk methodology with volatility modeled by GARCH. Using the information of the daily returns of each stock, the volatility was estimated using a generalized autoregressive conditional heteroscedasticity model GARCH (1,1), which served as an input to minimize the Value at Risk (VaR 99%) of the portfolio. Then, the effectiveness of the optimal portfolio for different events that occurred at the beginning of the pandemic was evaluated, periodically changing the participation of each stock. As a result, a high performance was obtained during the days prior to the appearance of the first case of Sars-Cov-2 and a poor performance after the first quarantine decreed.

Keywords: Value at Risk (VaR), Monte Carlo Simulation, Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH), Optimal Portfolio, Volatility.

JEL Classification: G11, G14, G17, C58

RESUMO

O principal objetivo desta pesquisa é avaliar a otimalidade da carteira de investimentos criada utilizando a metodologia Value at Risk com volatilidade modelada por GARCH. Utilizando as informações dos retornos diários de cada ação, a volatilidade foi estimada utilizando um modelo de heterocedasticidade condicional autoregressiva generalizada GARCH (1,1), que serviu de input para minimizar o Valor em Risco (VaR 99%) da carteira. Em seguida, foi avaliada a eficácia da carteira ótima para diferentes eventos que ocorreram no início da pandemia, alterando periodicamente a participação de cada ação. Como resultado, obteve-se um alto desempenho durante os dias que antecederam o aparecimento do primeiro caso de Sars-Cov-2 e um baixo desempenho após a decretação da primeira quarentena.

Palavras-chave: Valor em Risco (VaR), Simulação de Monte Carlo, Heteroscedasticidade Condicional Autoregressiva Generalizada (GARCH), Carteira Ótima, Volatilidade.

Classificação JEL: G11, G14, G17, C58

Introducción

Uno de los sectores más afectados por la pandemia fue el sector automovilístico que pasó de producir aproximadamente 95 millones de unidades en el 2018 a 77 millones de unidades en el 2020, con un pequeño repunte de 3 millones de unidades adicionales para el 2021, siendo los vehículos comerciales en promedio un 27% de la producción total, según la Organización Internacional de Constructores de Automóviles (OICA).

Por otro lado, el cambio climático impone grandes retos a nivel global sobre esta industria debido a su dependencia con los combustibles fósiles, lo cual, sin alternativas sostenibles, provocaría un cambio sin precedentes. Una de las empresas que lideran este cambio en la introducción de tecnologías disruptivas es Tesla, con una propuesta de tecnología verde que encontró cierta resistencia y competencia en el mercado automotriz, que posteriormente fue superada a través de una estrategia diferenciada, (Hardman et al., 2015; Kim, 2020). Sin embargo, estas posibles ventajas parecen seguir un optimismo exagerado que ha sido conducido principalmente por el alto flujo de caja operativo, la relación precio ganancias y el valor de la empresa sobre los beneficios antes de intereses e impuestos, lo cual ha sobredimensionado el precio de las acciones, S. Liu, (2021).

En general varios factores influyen en la valoración de una empresa y consecuentemente en el precio de las acciones. Los sentimientos del inversor juegan un rol importante en la sobrevaloración y subvaloración de las acciones de una empresa que puede verse influenciado por las condiciones extremas de mercado que pueden llegar por la ocurrencia de eventos extremos conocidos en el mundo financiero como black swans, Aven, (2013), que terminan creando el ambiente para presentar una conducta de rebaño, producto de la incertidumbre de situaciones tales como la pan-

demia del 2020, donde los medios jugaron un rol amplificador importante, Lee et al., (2021); aunque no en todos los mercados, tal como ocurrió con las criptomonedas, Yarovaya et al., (2021).

Tomando como ejemplo el mercado de acciones chino, Wang y Liu, (2022) encontraron que la pandemia declinó los precios de las acciones, al mismo tiempo que la volatilidad en los rendimientos diarios aumentó, lo cual sobrerreaccionó el mercado produciendo una caída abrupta de este; sin embargo, este shock se desvaneció, con lo cual muchas industrias se recuperaron como respuesta al impulso proporcionado por este evento extremo. Esto sucedió también en el mercado pakistaní donde además la liquidez se vio afectada, (Ellahi et al., 2021; Tanveer, 2021)

En esta investigación se plantea construir una cartera de inversión óptima enfocada en las acciones de nueve compañías del sector del automóvil, a las cuales por simplicidad se las llamará stocks, tomando como criterio de optimización la minimización del Value at Risk (VaR) obtenido por Simulación de Montecarlo en conjunto con la volatilidad proveniente del modelo de heteroscedasticidad condicional autorregresiva generalizada -GARCH(1,1)- el cual ha mostrado un alto grado de consistencia y exactitud, especialmente cuando las observaciones más recientes reciben más peso, Burns, (2005)

La construcción del VaR responde a la necesidad de implementar un sistema efectivo para la administración del riesgo de mercado, este se define como la peor pérdida sobre un horizonte objetivo tal que existe una pre-especificada baja probabilidad de que la actual pérdida la pueda exceder. En esta investigación se utilizará un VaR paramétrico donde se asume la normalidad de las variables, y siguiendo la definición formal del VaR, se asume que el portafolio estará fijo sobre determinado horizonte, tal como sucede con otras medidas tradicionales de riesgo, y combinará las posiciones actua-

les con la incertidumbre sobre los factores de riesgo al final del horizonte escogido. El horizonte escogido generalmente depende de la liquidez del mercado; por ejemplo, en el caso de bancos comerciales es un día, mientras, para hedge funds o fondos de cobertura generalmente es un mes. Bajo el supuesto de normalidad, se puede realizar la agregación del tiempo; en este sentido, tomar 1 y 10 días de proyección significa asumir similitud en las variables de riesgo, Jorion, (2007). En esta investigación se identificaron cinco eventos durante el inicio de la pandemia del 2020 que servirán para evaluar la efectividad del VaR estimado.

En resumen, el propósito de esta investigación es crear un modelo GARCH (1,1) maximizando la distribución de probabilidad conjunta de los rendimientos, los cuales son asumidos ser independiente e idénticamente distribuida(i.i.d.), para posteriormente determinar los valores óptimos de sus parámetros. Luego, se puede determinar la volatilidad GARCH histórica y pronosticada del modelo, además de la varianza de largo plazo. El segundo paso consiste en crear una matriz de correlación utilizando la información de los retornos, la cual para efectos prácticos se transforma en la matriz triangular inferior de Cholesky que escalará la muestra aleatoria independiente basada en una distribución normal estándar como parte de la simulación de Montecarlo, creando así una cartera de activos correlacionados utilizados para la construcción del VaR. Finalmente, minimizando el VaR a un 99% de confianza, se obtienen las ponderaciones óptimas para la construcción del portafolio en el sector automovilístico, la cual puede estimarse también para los días futuros usando la volatilidad GARCH pronosticada, aunque con ciertas limitaciones metodológicas.

La literatura es revisada en la siguiente sección; los datos y la metodología se describen en la sección 3. En la sección 4, se reportan los resultados y se discute la composición de la cartera óptima para diferentes esce-

narios considerando los días futuros que correspondieron a la aparición de la pandemia. La sección 5 concluye la investigación.

Revisión de la literatura

Algunos eventos black swans han sido reconocidos en las últimas décadas, entre estos podemos citar: Crisis Asiática de 1997, Crisis de las Puntocom del 2000, el ataque terrorista del 9/11, la Crisis financiera global del 2008, Crisis Europea del 2011, Brexit 2016, COVID 2020 y la guerra de Ucrania del 2022. Exceptuando esta última, Phadnis et al., (2021) analiza la similitud en las reacciones experimentadas en el índice S&P 500 encontrando por ejemplo tres caídas menores 20 días antes del día negro; sin embargo, estos hallazgos no han sido exclusivos ya que también se encontraron en otros eventos de menor grado como el fallo de la planta nuclear de Fukushima que fue corregido sin grandes consecuencias. Otro hallazgo importante de Phadnis et al., (2021), es la especificidad del efecto de ciertas crisis sobre este índice, advirtiendo que este efecto puede cambiar en otros mercados, siendo esto una justificación para la poca influencia de la crisis asiática sobre el índice S&P 500; sin embargo, esto también podría ser explicado por un menor grado de globalización en los mercados. A nivel de sectores no se ha encontrado una homogénea reacción a la crisis de la pandemia del 2020, ya que el precio de algunas acciones relacionadas a productos básicos de consumo, atención sanitaria y telecomunicaciones reaccionaron diferente en el mercado europeo, UK y US, Ahmad et al., (2021).

Esta investigación trata de aislar un periodo relativamente estable el cual utilizaremos para evaluar la metodología del VaR, combinándola con el pronóstico de la varianza a través de un modelo GARCH (1,1), asumiendo que las innovaciones son i.i.d. con media cero y varianza uno, lo que según Herwartz, (2017) es conocido como GARCH fuerte. Además, se ha encontrado

que tanto la especificación del ARCH y el GARCH (1,1) donde los parámetros son estimados mediante el método de máxima verosimilitud, resultan ser superiores en mercados emergentes y desarrollados durante tiempos de turbulencias, Orhan y Köksal, (2012). En contraste, la hipótesis de larga memoria aplicada en modelos GARCH cuestiona el uso de modelos GARCH (1,1), ya que se ha encontrado al GARCH con rezagos mayores a uno, ser efectivo en mercados muy volátiles como el de metales preciosos, Chinhamu et al., (2022).

Para estimar la volatilidad GARCH (1,1) existen varias metodologías; por ejemplo, Koopman et al., (2005), diferencia tres tipos de volatilidad, En primer lugar, la volatilidad histórica extraída de los retornos diarios, volatilidad implícita extraída de los precios y la volatilidad realizada que se calcula de la suma del cuadrado de los retornos de frecuencia alta dentro de un día. En este estudio, se utilizará la volatilidad histórica proveniente de los retornos diarios, asumiendo la eficiencia del mercado, lo cual facilita el cálculo de la volatilidad modelada por GARCH para capturar su encapsulamiento por períodos, siguiendo la metodología planteada en Krysiak, (2015). Aunque nuevos enfoques combinan el modelo GARCH con distribuciones especiales como por ejemplo la de valores extremos como Kuester et al., (2006) o la distribución t de colas anchas, como en Orhan y Köksal, (2012), en esta investigación se utiliza una distribución normal convencional, lo cual podría subestimar el VaR producto de la presencia de curtosis, Sun et al., (2016). En general, la predictibilidad de la volatilidad guarda similitudes con Serrano-Bautista y Mata-Mata, (2018) y Mulyanah y Asianto, (2020) donde este último incluso escoge el mismo sector de Indonesia, y además en esta investigación se sigue su recomendación sobre el uso de simulación de Montecarlo para la construcción del VaR.

Metodología

Se utilizaron precios de cierre ajustados para un periodo que puede ser considerado estable ya que desde el 1 de noviembre de 2014 hasta el 31 de octubre de 2019 no se presentaron eventos extremos significativos. Se seleccionaron aleatoriamente nueve compañías del sector automovilístico, y luego se procedió a calcular el rendimiento diario, el cual mide el cambio en el valor de los activos con respecto a su valor inicial. Por simplicidad se utiliza la aproximación logarítmica, que calcula los rendimientos asumiendo que estos se componen continuamente más que a través de subperíodos.

La volatilidad histórica observada se puede utilizar para anticipar la volatilidad futura. Los enfoques más comunes para la estimación de la volatilidad son los siguientes: 1) desviación estándar simple con ponderación, 2) modelo EWMA – media móvil ponderada exponencialmente 3) modelo GARCH – heterocedasticidad condicional autorregresiva generalizada. Los modelos GARCH se utilizan cuando la varianza del término de error no es constante, es decir, heterocedástica. La heterocedasticidad describe el patrón irregular de variación de un término de error, provocando que las observaciones no se ajusten a un patrón lineal, sino más bien tienden a agruparse. El supuesto subyacente de los modelos GARCH es que la varianza del término de error varía sistemáticamente en función del tamaño promedio de los errores pasados lo cual hace referencia a la heterocedasticidad condicional, mientras la existencia de la heteroscedasticidad es justificada con un patrón de media móvil autorregresiva seguida por el término de error, lo cual significa que es una función del promedio de sus valores pasados.

Para encontrar la varianza pronosticada primero se asume que los retornos poseen una ecuación de media constante sin términos autorregresivos ni promedios móviles, es decir, los rezagos no tienen influencia en los valores actuales, como se detalla a continuación:

$$\hat{r}_t = \mu + \sigma_t \varepsilon_t, \text{ con } \varepsilon_t \sim N(0,1)$$

Luego utilizando los errores estimados previamente, se procedió a modelar la volatilidad histórica diaria de la siguiente manera:

$$\hat{\sigma}_t^2 = \gamma V_L + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$$

Donde:

$\hat{\sigma}_t^2$: Volatilidad modelada;

V_L : Varianza de largo plazo;

ε_{t-1}^2 : Innovaciones del período anterior;

σ_{t-1}^2 : Media móvil de la volatilidad modelada durante un periodo;

γ, α, β : Ponderaciones tal que $\gamma + \alpha + \beta = 1$.

El método de estimación aplicado es el de máxima verosimilitud. Básicamente, se maximiza la distribución conjunta de los retornos, la cual es la función objetivo para encontrar los parámetros óptimos de α y β para cada stock. La distribución de probabilidad de los retornos sigue una distribución normal con media $\bar{u}=0$ y varianza σ_i^2

caracterizada por $f(u_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} e^{\left(\frac{-u_i^2}{2\sigma_i^2}\right)}$ consecuen-

temente, la distribución conjunta se define por la multiplicación de estas distribuciones marginales, asumiendo que son independientes entre sí, siendo este producto lo que necesitamos maximizar. Luego, con los parámetros óptimos para cada stock -que se obtuvieron a través del software estadístico Rstudio- se puede predecir la volatilidad futura utilizando la siguiente fórmula:

$$E[\sigma_{n+h}^2] = V_L + (\alpha + \beta)^h E(\sigma_n^2 - V_L)$$

Donde h representa el número de días posteriores a la fecha del último dato utilizado para el modelamiento de la varianza. El valor de σ_n^2 corresponde al último valor de la varianza modelada por GARCH y V_L la varianza de largo plazo. Cuanto mayor sea la suma de $\alpha + \beta$ más lenta será la reversión a

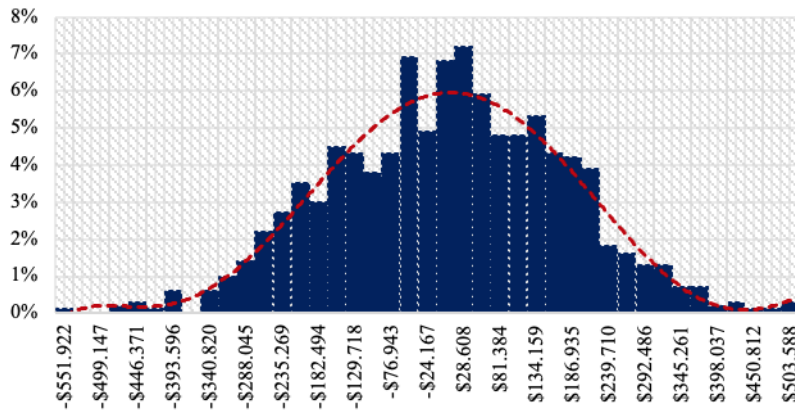
la volatilidad de largo plazo, lo cual significa que la volatilidad depende en gran medida del rendimiento y volatilidad reciente.

El VaR es una medida de riesgo de mercado que trata objetivamente de combinar la sensibilidad de la cartera a la probabilidad de un cambio de mercado dado. Básicamente esta medida refleja el valor que se espera perder durante las fluctuaciones severas y adversas del mercado con cierta probabilidad de ocurrencia en un período determinado. Un paso intermedio para estimar el VaR es la simulación de Montecarlo, mediante el cual un vector aleatorio multivariante $X=(X_1, \dots, X_n)$ con distribución marginal normal estándar $X_i \sim N(0,1)$ y la matriz de Cholesky permiten analizar la propagación de la incertidumbre, evidenciando cómo la variación aleatoria afectará los niveles de efectivo necesarios. Para esta investigación se generaron aleatoriamente 1000 muestras siguiendo una distribución normal estándar. Finalmente, calculamos el valor de la cartera para cada uno de los 1000 escenarios estocásticos para luego minimizar el VaR al 99%, obteniendo de esta manera los pesos óptimos para cada stock.

Resultados

En la Figura 1, se muestra el valor del VaR anual al 99% igual a \$ -371.382,30, es decir, con un 99% de confianza esa sería la máxima pérdida en que incurriría la cartera óptima construida con estos 9 stocks, donde los stocks más irrelevantes son los que presentan la característica de tener un alto coeficiente de variación y un alto nivel de volatilidad modelado por GARCH.

VaR 99% Sector Automovilístico



Cartera óptima y VaR utilizando
Desviación estándar para un año

| | (%) |
|----------------|-----------------------|
| STOCK I | 10,70% |
| STOCK II | 8,03% |
| STOCK III | 11,05% |
| STOCK IV | 15,30% |
| STOCK V | 9,14% |
| STOCK VI | 0,00% |
| STOCK VII | 11,45% |
| STOCK VIII | 13,99% |
| STOCK IX | 20,35% |
| VaR 99% | \$ -371.382,30 |

Figura 1. Composición de Cartera óptima y VaR (99%) anual

Fuente: Elaboración propia.

Según las reglas de Basel III, un VaR 99% puede utilizarse para los 10 días posteriores al VaR estimado; sin embargo, según Degiannakis y Potamia, (2017) los modelos GARCH basados en información diaria son superiores para la proyección de múltiples días en el futuro del VaR en comparación a los basados en información intradía. Siguiendo estos hallazgos se procedió a identificar ciertos eventos relevantes pre-pandemia a finales del 2019 y durante el primer trimestre del 2020.

En la Tabla 1 se identificaron 6 eventos durante el comienzo de la pandemia, ya que, durante los primeros meses de esta, el nivel de incertidumbre fue tal que los precios de las acciones en los mercados financieros experimentaron una alta volatilidad y una recurrente caída en todos los mercados bursátiles del mundo producto de este evento extremo que ha sido considerado como un *black swan* y que puso a prueba todas las metodologías utilizadas para minimizar el riesgo, en este caso, el riesgo de mercado.

Tabla 1. Evolución de VaR (99%) y participación en cartera óptima

| Evento | Primer Caso nuevo virus en China | Se lo denominó Sars-Cov-2 | Wuhan en cuarentena | Nivel máximo de alerta OMS | OMS declara pandemia | Paquete millonario en Alemania y EE. UU. |
|----------------|----------------------------------|---------------------------|----------------------|----------------------------|----------------------|--|
| Fecha | 2019-11-17 | 2020-01-07 | 2020-01-23 | 2020-02-28 | 2020-03-11 | 2020-03-27 |
| # días | 17 | 68 | 84 | 120 | 132 | 148 |
| STOCK I | 31,84% | 0,00% | 0,00% | 1,11% | 0,96% | 1,31% |
| STOCK II | 0,00% | 0,00% | 0,00% | 0,00% | 0,00% | 0,00% |
| STOCK III | 14,01% | 28,53% | 28,03% | 22,91% | 23,04% | 23,10% |
| STOCK IV | 2,32% | 0,00% | 0,04% | 0,53% | 0,60% | 0,66% |
| STOCK V | 13,80% | 37,65% | 37,87% | 49,94% | 48,82% | 48,25% |
| STOCK VI | 0,00% | 0,52% | 0,47% | 0,80% | 0,92% | 1,14% |
| STOCK VII | 9,92% | 4,78% | 4,85% | 1,80% | 1,87% | 1,67% |
| STOCK VIII | 13,78% | 23,77% | 23,93% | 19,01% | 19,65% | 19,56% |
| STOCK IX | 14,33% | 4,75% | 4,81% | 3,90% | 4,14% | 4,32% |
| VaR 99% | \$ -65.011,69 | \$ -31.014,37 | \$ -29.749,65 | \$ -28.014,12 | \$ -27.761,19 | \$ -27.669,31 |

Fuente: Elaboración propia.

Basado en la proyección de la volatilidad mediante el modelo GARCH se puede identificar la composición óptima del portafolio de acciones durante ciertas fechas importantes, (Ver Tabla 1). Un patrón que se puede identificar a lo largo del tiempo es la disminución del VaR(en valor absoluto) al mismo tiempo que la participación de STOCK V aumenta y se mantiene a un nivel de 48%. Un patrón similar se muestra con STOCK VIII y STOCK III, siendo estos tres stocks los que mayor participación de cartera tienen. Por otro lado, los stocks que más decrecieron su participación son STOCK I, STOCK IX, STOCK VII y STOCK IV, mientras STOCK II

resultó irrelevante para las carteras óptimas futuras, lo cual se podría justificar por su bajo precio, lo que generaría un aporte menor en comparación al resto de stocks; en contraste, con el STOCK III que presentó un alto precio lo cual podría generar mayores beneficios. El aumento de la participación de STOCK V dentro de la cartera óptima puede ser justificada por su menor velocidad de convergencia(0,995) lo cual se complementa con la estabilidad de su parámetro asociado a la volatilidad de largo plazo y su nivel de volatilidad de largo plazo(0,22) que resultó ser de las más bajas.

Tabla 2. Evaluación de Valor de cartera (VC) mínimo y máximo para diferentes eventos

| Evento | Condiciones Normales | Evento 1: Primer Caso en China | Evento 2: Sars-Cov-2 | Evento 3: Wuhan en cuarentena | Evento 4: Nivel máximo de alerta OMS | Evento 5: OMS declara pandemia |
|---------|----------------------|--------------------------------|----------------------|-------------------------------|--------------------------------------|--------------------------------|
| VC min | \$12.841,96 | \$-30.230,55 | \$-10.795,85 | \$-72.298,21 | \$-103.019,12 | \$-189.054,02 |
| VC máx. | \$46.641,26 | \$25.278,67 | \$2.251,92 | \$17.840,97 | \$17.639,21 | \$-31.494,95 |

Fuente: Elaboración propia.

El último paso consistió en utilizar la información de la Tabla 2, para a través de los pesos óptimos de cartera, identificar el total de acciones que se hubieran comprado para cada uno de los 9 stocks, en función del precio vigente en cada fecha hito, lo cual produjo un cambio en la composición de la cartera. Luego con ese número de acciones óptimas se asumió que se mantendrían durante varios días hasta la aparición de nueva información, lo cual corresponde a cada uno de los eventos identificados. Finalmente, utilizando los precios de mercado de cada acción y la cantidad de acciones óptimas se determinó la posible pérdida o ganancia diaria en que hubiera incurrido la cartera óptima asumiendo una inversión de un millón de dólares.

Según los resultados obtenidos en la Tabla 2, bajo condiciones normales el VaR combinado con la volatilidad estimada por

GARCH (1,1) funcionó correctamente, generando durante los primeros 17 días un VC dentro de los valores pronosticados por el VaR al 99%, de hecho, tanto el VC mínimo y VC máximo son positivos y muy superiores a los reportados posteriormente, además, hasta el segundo evento el mínimo VC estuvo dentro del VaR al 99% esperado. Por otro lado, el VC máximo es alto para el portafolio diseñado en base al primer evento, es decir, durante los primeros 18 y 67 días. Asimismo, la cartera óptima diseñada en base al segundo evento presentó un VC mínimo dentro del VaR 99% esperado entre los días 69 y 83 aunque con un menor valor de VC máximo respecto al primer evento. La proyección de cartera óptima se vuelve deficiente a partir de que Wuhan entra en cuarentena, ya que los VC min son mayores al VaR 99% esperado, especialmente a partir de que la OMS declaró al Sars-Cov-2 como

pandemia ya que a partir del día 133 solo se generaron pérdidas, lo cual sugeriría una revisión de la estrategia y modelo aplicado, con el fin de no comprometer los recursos de la inversión.

Un factor que podría explicar el aumento de los VC min negativos es la presencia de STOCK III en la cartera óptima, la cual es considerada por la metodología debido a la menor volatilidad modelada de largo plazo(0,202) y una velocidad de convergencia aceptable.

Conclusiones

El VaR óptimo anual al 99% de confianza, se estimó en \$ -371.382,30, con la cartera óptima construida mayoritariamente por STOCK IX (20,35%), seguida por STOCK IV (15,30%), STOCK VIII (13,99%), STOCK VII (11,45%), STOCK III (11,05%), STOCK I (10,70%), STOCK V (9,14%) y STOCK II (8,03%), mientras STOCK VI resultó irrelevante. Posteriormente se identificaron 5 eventos durante el inicio de la pandemia con el fin de determinar la evolución de la cartera óptima vigente durante estos eventos, en este sentido, se observa una tendencia creciente en la participación de STOCK V llegando a un nivel de 48%, al igual que STOCK VIII, que pasó de 13,78% a 19,56% y STOCK III que fue de 14,01% a 23,10% concentrando en estos stocks la cartera óptima, mientras STOCK I, STOCK IX, STOCK VII y STOCK IV, decrecieron y STOCK II resultó irrelevante. Una justificación sería que stocks con alto precio podrían generar mayores beneficios como es el caso de STOCK III, mientras el aumento de la participación de STOCK V se justificaría por su menor velocidad de convergencia, la estabilidad de su parámetro asociado a la volatilidad de largo plazo y su nivel de volatilidad de largo plazo(0,22) que resultó ser de las más bajas.

Finalmente, bajo condiciones normales el VaR combinado con la volatilidad estimada por GARCH (1,1) funcionó correctamente, generando durante los primeros 17 días un VC dentro de los valores pronosticados por el VaR al 99%, con un VC mínimo y VC máxi-

mo positivos y muy superiores a los resultados presentados durante los eventos posteriores relacionados a la pandemia. Durante los dos primeros eventos correspondientes al primer caso en China y la denominación del virus como Sars-Cov-2, el VC mínimo se ubicó dentro del límite del VaR al 99%; sin embargo, después que Wuhan entra en cuarentena el VaR al 99% deja de ser efectivo sugiriendo un cambio de estrategia. Entre las posibles extensiones a esta investigación se pueden mencionar la inclusión de otras variaciones del GARCH; además de un cambio en la condición de normalidad asumida. Cabe mencionar que los resultados obtenidos dependen de los stocks seleccionados y que los resultados podrían cambiar evidentemente si se cambiaran estos o el periodo de estudio, además, para futuras investigaciones se puede incluir una comparación con otras metodologías alternativas de estimación de la volatilidad o considerar diferentes eventos.

Bibliografía

- Ahmad, W., Kutan, A. M., y Gupta, S. (2021). Black swan events and COVID-19 outbreak: Sector level evidence from the US, UK, and European stock markets. *International Review of Economics and Finance*, 75. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2021.04.007>
- Aven, T. (2013). On the meaning of a black swan in a risk context. *Safety Science*, 57. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2013.01.016>
- Burns, P. J. (2005). The Quality of Value at Risk via Univariate GARCH. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.443540>
- Chinhamu, K., Chifurira, R., y Ranganai, E. (2022). Value-at-Risk Estimation of Precious Metal Returns using Long Memory GARCH Models with Heavy-Tailed Distribution. *Journal of Statistics Applications and Probability*, 11(1). <https://doi.org/10.18576/jsap/110107>
- Degiannakis, S., y Potamia, A. (2017). Multiple-days-ahead value-at-risk and expected shortfall forecasting for stock indices, commodities and exchange rates: Inter-day versus intra-day data. *International Review of Financial Analysis*, 49. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2016.10.008>

- Ellahi, N., Ur Rehman, J., Sulehri, A., Ahmad, M. A., y Qureshi, T. (2021). Investigating the Impact of COVID 19 Outbreak on Stock Market Returns: Evidence from Pakistan. *International Journal of Innovation, Creativity and Change*. *Www.Ijicc.Net*, 15(5). <https://ir.iba.edu.pk/esdcber/2021/day2/13/>
- Hardman, S., Shiu, E., y Steinberger-Wilckens, R. (2015). Changing the fate of fuel cell vehicles: Can lessons be learnt from Tesla Motors? *International Journal of Hydrogen Energy*, 40(4). <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2014.11.149>
- Herwartz, H. (2017). Stock return prediction under GARCH — An empirical assessment. *International Journal of Forecasting*, 33(3). <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2017.01.002>
- Kim, H. (2020). Analysis of How Tesla Creates Core Innovation Capability. *International Journal of Business and Management*, 15(6). <https://doi.org/10.5539/ijbm.v15n6p42>
- Koopman, S. J., Jungbacker, B., y Hol, E. (2005). Forecasting daily variability of the S&P 100 stock index using historical, realised and implied volatility measurements. *Journal of Empirical Finance*, 12(3). <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2004.04.009>
- Krysiak, Zbigniew. (2015). Financial engineering in the project development: Modelling decisions. Warsaw School of Economics. https://books.google.com/books/about/Financial_Engineering_in_the_Project_Dev.html?hl=es&id=SfRjswEACAAJ
- Kuester, K., Mittnik, S., y Paoletta, M. S. (2006). Value-at-risk prediction: A comparison of alternative strategies. *Journal of Financial Econometrics*, 4(1). <https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbj002>
- Lee, Y. C., Wu, W. L., y Lee, C. K. (2021). How COVID-19 Triggers Our Herding Behavior? Risk Perception, State Anxiety, and Trust. *Frontiers in Public Health*, 9. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2021.587439>
- Liu, S. (2021). Competition and Valuation: A Case Study of Tesla Motors. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 692(2). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/692/2/022103>
- Mulyanah, S. N., y Asianto, A. (2020). Value at Risk Analysis towards Automotive Sub Sector Shares and its Components at Indonesia Stock Exchange. *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, 5(8). <https://doi.org/10.38124/ijisrt20aug429>
- Orhan, M., y Köksal, B. (2012). A comparison of GARCH models for VaR estimation. *Expert Systems with Applications*, 39(3). <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.09.048>
- Phadnis, C., Joshi, S., y Sharma, D. (2021). A study of the effect of black swan events on stock markets – and developing a model for predicting and responding to them. *Australasian Accounting, Business and Finance Journal*, 15(1 Special Issue). <https://doi.org/10.14453/aabfj.v15i1.8>
- Philippe Jorion. (2007). Value at Risk – The New Benchmark for Managing Financial Risk. In *Financial Markets and Portfolio Management* (3ra ed.). McGraw-Hill. <https://isbntsearch.org/isbn/0071464956>
- Serrano-Bautista, R., y Mata-Mata, L. (2018). Estimación del VaR mediante un modelo condicional multivariado bajo la hipótesis α -estable Sub-Gaussiana. *Ensayos Revista de Economía*, 37(1). <https://doi.org/10.29105/ensayos37.1-2>
- Sun, S., Zhao, H., Li, X., y Zheng, K. (2016). Nt-garchvar model on risk measurement. *Conference Proceedings of the 4th International Symposium on Project Management, ISPM 2016*.
- Tanveer, Z. (2021). Event analysis of the COVID-19: Evidence from the stock markets of twenty highly infected countries. *Jurnal Ekonomi Malaysia*, 55(1). <https://doi.org/10.17576/JEM-2021-5501-1>
- Yarovaya, L., Matkovskyy, R., y Jalan, A. (2021). The effects of a “black swan” event (COVID-19) on herding behavior in cryptocurrency markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 75. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2021.101321>
- Aven, T. (2013). On the meaning of a black swan in a risk context. *Safety Science*, 57. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2013.01.016>
- Burns, P. J. (2005). The Quality of Value at Risk via Univariate GARCH. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.443540>
- Chinhamu, K., Chifurira, R., y Ranganai, E. (2022). Value-at-Risk Estimation of Precious Metal Returns using Long Memory GARCH Models with Heavy-Tailed Distribution. *Journal of Statistics Applications and Probability*, 11(1). <https://doi.org/10.18576/jsap/110107>
- Degiannakis, S., y Potamia, A. (2017). Multiple-days-ahead value-at-risk and expected short-fall forecasting for stock indices, commodities and exchange rates: Inter-day versus intra-day data. *International Review of Financial Analysis*, 49. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2016.10.008>
- Ellahi, N., Ur Rehman, J., Sulehri, A., Ahmad, M. A., y Qureshi, T. (2021). Investigating the Impact of COVID 19 Outbreak on Stock Market Returns: Evidence from Pakistan. *International Journal of Innovation, Creativity and Change*. *Www.Ijicc.Net*, 15(5). <https://ir.iba.edu.pk/esdcber/2021/day2/13/>

- Hardman, S., Shiu, E., y Steinberger-Wilckens, R. (2015). Changing the fate of fuel cell vehicles: Can lessons be learnt from Tesla Motors? *International Journal of Hydrogen Energy*, 40(4). <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2014.11.149>
- Herwartz, H. (2017). Stock return prediction under GARCH — An empirical assessment. *International Journal of Forecasting*, 33(3). <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2017.01.002>
- Kim, H. (2020). Analysis of How Tesla Creates Core Innovation Capability. *International Journal of Business and Management*, 15(6). <https://doi.org/10.5539/ijbm.v15n6p42>
- Koopman, S. J., Jungbacker, B., y Hol, E. (2005). Forecasting daily variability of the S&P 100 stock index using historical, realised and implied volatility measurements. *Journal of Empirical Finance*, 12(3). <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2004.04.009>
- Krysiak, Zbigniew. (2015). Financial engineering in the project development: Modelling decisions. Warsaw School of Economics. https://books.google.com/books/about/Financial_Engineering_in_the_Project_Dev.html?hl=es&id=SfRjswEACAAJ
- Kuester, K., Mittnik, S., y Paoletta, M. S. (2006). Value-at-risk prediction: A comparison of alternative strategies. *Journal of Financial Econometrics*, 4(1). <https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbj002>
- Lee, Y. C., Wu, W. L., y Lee, C. K. (2021). How COVID-19 Triggers Our Herding Behavior? Risk Perception, State Anxiety, and Trust. *Frontiers in Public Health*, 9. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2021.587439>
- Liu, S. (2021). Competition and Valuation: A Case Study of Tesla Motors. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 692(2). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/692/2/022103>
- Mulyanah, S. N., y Asianto, A. (2020). Value at Risk Analysis towards Automotive Sub Sector Shares and its Components at Indonesia Stock Exchange. *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, 5(8). <https://doi.org/10.38124/ijisrt20aug429>
- Orhan, M., y Köksal, B. (2012). A comparison of GARCH models for VaR estimation. *Expert Systems with Applications*, 39(3). <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.09.048>
- Phadnis, C., Joshi, S., y Sharma, D. (2021). A study of the effect of black swan events on stock markets – and developing a model for predicting and responding to them. *Australasian Accounting, Business and Finance Journal*, 15(1 Special Issue). <https://doi.org/10.14453/aabfj.v15i1.8>
- Philippe Jorion. (2007). Value at Risk – The New Benchmark for Managing Financial Risk. In *Financial Markets and Portfolio Management* (3ra ed.). McGraw-Hill. <https://isbnsearch.org/isbn/0071464956>
- Serrano-Bautista, R., y Mata-Mata, L. (2018). Estimación del VaR mediante un modelo condicional multivariado bajo la hipótesis α -estable Sub-Gaussiana. *Ensayos Revista de Economía*, 37(1). <https://doi.org/10.29105/ensayos37.1-2>
- Sun, S., Zhao, H., Li, X., y Zheng, K. (2016). Nt-garchvar model on risk measurement. *Conference Proceedings of the 4th International Symposium on Project Management, ISPM 2016*.
- Tanveer, Z. (2021). Event analysis of the COVID-19: Evidence from the stock markets of twenty highly infected countries. *Jurnal Ekonomi Malaysia*, 55(1). <https://doi.org/10.17576/JEM-2021-5501-1>
- Yarovaya, L., Matkovskyy, R., y Jalan, A. (2021). The effects of a “black swan” event (COVID-19) on herding behavior in cryptocurrency markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 75. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2021.101321>



CREATIVE COMMONS RECONOCIMIENTO-NOCOMERCIAL-COMPARTIRIGUAL 4.0.

CITAR ESTE ARTICULO:

Maldonado Méndez, L. R., Maldonado Álava, P. L., Maldonado Mendez, P. V., & Maldonado Méndez, G. J. (2024). Value at Risk con volatilidad modelada por GARCH: Evidencia del sector automovilístico durante el 2020. *RECIMUNDO*, 8(1). [https://doi.org/10.26820/recimundo/8.\(1\).ene.2024.182-192](https://doi.org/10.26820/recimundo/8.(1).ene.2024.182-192)