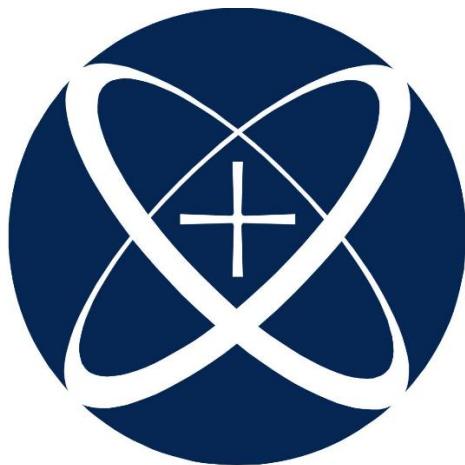


# Proyecto Final de Análisis de Riesgo

## Cuarta entrega



# ITESO

Universidad Jesuita  
de Guadalajara

Profesor: Fabio Solorzano Flores

Curso: Análisis de Riesgo

09/11/25

Delia Michelle Trigo Fernández  
Juan Álvaro Morales Ramírez Valadez  
Damarys Valenzuela Santos  
Jesús Alejandro García García

## Contenido

Resumen ejecutivo.....	3
Objetivo.....	3
Preguntas de Investigación .....	4
Metodología.....	4
Rebalanceo.....	5
Modelaje de la varianza y selección del mejor modelo por criterios .....	6
Calcular el VaR del portafolio basado en la varianza modelada .....	6
Conclusiones .....	8
Anexo .....	8
Referencias.....	8

## Resumen ejecutivo

En esta entrega se desarrolla la cuarta fase del proyecto final de análisis de riesgo. El análisis se desarrolla en tres etapas principales.

Primero, al igual que en todas las entregas, se ejecutó el rebalanceo del portafolio. Los resultados nos muestran que nuestro portafolio se ha mantenido estable en su perfil de rendimiento y de riesgo anualizado. Los pesos de cada activo fluctúan ligeramente, mostrando el movimiento que se observará en el mercado. Esto nos ayuda a reafirmar la importancia del rebalanceo como una herramienta esencial para la disciplina de gestión y el mantenimiento de la estructura de riesgo-rendimiento deseada.

Segundo, se modeló la varianza de los retornos del portafolio mediante una evaluación comparativa entre modelos ARCH y GARCH. Basándonos en distintos criterios de información, el modelo GARCH (1,1) fue seleccionado como el óptimo. Tercero, aprovechando el modelo seleccionado, calcula el Valor en Riesgo (VaR) del portafolio. Se utilizó simulación histórica y se calculó el VaR a 1 día, con un 95% de confianza y el 99% también. Encontramos que la pérdida máxima esperada del portafolio no debería exceder el 1.11% con un 95% de confianza, y no debería exceder el 1.71% con un 99% de confianza en el próximo día de operación.

## Objetivo

- Modelar la varianza condicional de los rendimientos del portafolio utilizando los modelos ARCH y GARCH, con el fin de capturar la naturaleza heterocedástica de la volatilidad financiera.
- Comparar el desempeño de los modelos propuestos mediante criterios de información (AIC, BIC y log-verosimilitud) para seleccionar la especificación más adecuada.
- Calcular el Valor en Riesgo (VaR) del portafolio a un horizonte de un día, empleando la varianza modelada e intervalos de confianza del 95% y 99%.
- Interpretar los resultados del VaR en términos de la pérdida máxima esperada y su consistencia con el perfil de riesgo observado en el portafolio.

## Preguntas de Investigación

- ¿Cómo se comporta la varianza de los rendimientos del portafolio a lo largo del tiempo y qué tan bien la capturan los modelos ARCH y GARCH?
- ¿Qué modelo de varianza ARCH o GARCH describe de manera más precisa la dinámica de la volatilidad del portafolio según los criterios de información (AIC, BIC y log-verosimilitud)?
- ¿Qué nivel de pérdida máxima esperada (VaR) se estima para el portafolio bajo horizontes de un día con niveles de confianza del 95% y 99%?
- ¿En qué medida los resultados del VaR reflejan adecuadamente el riesgo real del portafolio y su estabilidad frente a diferentes condiciones de mercado?
- ¿Cómo contribuye la modelación de la varianza condicional a mejorar la gestión y el monitoreo del riesgo financiero en portafolios de inversión?

## Metodología

En esta entrega se desarrolló un análisis orientado a modelar la varianza condicional de los rendimientos del portafolio y estimar el Valor en Riesgo (VaR) a partir de la volatilidad modelada.

El proceso inició con la verificación de las propiedades estadísticas de la serie de rendimientos diarios. Para ello, se aplicó la prueba de Dickey Fuller Aumentada (ADF) con el objetivo de evaluar la estacionariedad de la serie temporal. Posteriormente, se realizó la prueba de Engle (ARCH LM Test) para detectar la presencia de heterocedasticidad condicional, elemento fundamental que justifica el uso de modelos ARCH y GARCH en el análisis de volatilidad financiera.

Una vez confirmada la existencia de heterocedasticidad, se procedió a estimar diferentes especificaciones de modelos ARCH( $p$ ) y GARCH( $p,q$ ) mediante la librería ARCH de Python. Para cada modelo se evaluaron los criterios de información de Akaike (AIC) y Bayesiano (BIC), así como la normalidad de los residuos estandarizados empleando las pruebas de Jarque Bera y Shapiro Wilk. Los resultados se organizaron en una tabla comparativa, permitiendo seleccionar el modelo más adecuado con base en los criterios de menor AIC y residuos más cercanos a la normalidad.

El modelo GARCH(1,1) fue identificado como el más parsimonioso y eficiente para capturar la dinámica temporal de la volatilidad del portafolio. A partir de los parámetros estimados, se generaron pronósticos de la media condicional y la varianza para el siguiente periodo. Con dichos valores, se calculó el Valor en Riesgo (VaR) a un horizonte de un día bajo niveles de confianza del 95% y 99%, empleando los cuantiles empíricos obtenidos de la distribución de los residuos estandarizados.

Finalmente, se complementó el análisis con representaciones gráficas que ilustran la evolución de los residuos estandarizados junto con los niveles de VaR, así como su distribución empírica comparada con la distribución normal teórica. Estas visualizaciones permitieron interpretar de forma más intuitiva las zonas de pérdida esperada y validar la consistencia del modelo GARCH(1,1) en la estimación del riesgo del portafolio.

## Rebalanceo

	<b>WM</b>	<b>PG</b>	<b>ADP</b>	<b>LMT</b>	<b>TXN</b>
<b>Entrega 1</b>	39.96%	21.49%	22.87%	8.09%	7.58%
<b>Entrega 3</b>	40.71%	19.76%	21.16%	9.6%	8.31%
<b>Entrega 4</b>	38.48%	23.53%	21.96%	7.5%	8.51%

En conclusión, este segundo rebalanceo muestra cómo, a pesar de que los rendimientos y el riesgo se mantienen relativamente estables entre los diferentes períodos, la composición óptima del portafolio sí va cambiando con el paso del tiempo y las fluctuaciones del mercado. En nuestro primer portafolio inicial, el rendimiento anualizado fue de 11.32% con un riesgo de 13.53%, mientras que en el primer rebalanceo (un mes después, el 14 de octubre) obtuvimos un rendimiento anual de 11.229% y un riesgo anualizado de 13.433%. Finalmente, en este segundo rebalanceo (3 de noviembre, dos meses después de haber creado el portafolio inicial) obtuvimos un rendimiento anualizado de 11.274% con un riesgo de 13.491%. Aunque los indicadores de performance se mantienen muy cercanos entre sí, la distribución óptima se va ajustando para adaptarse a los cambios recientes en los precios relativos de los activos.

En este último rebalanceo se observa claramente el movimiento más significativo en términos de pesos: PG gana alrededor de 4% de asignación, mientras que WM y LMT disminuye su participación. Esto ilustra que el rebalanceo no solo sirve para mantener la estructura estable del portafolio, sino también para aprovechar desviaciones y cambios relativos entre los activos, moviendo capital desde los instrumentos que se valoran relativamente más hacia aquellos que se vuelven relativamente más atractivos en el nuevo periodo.

Por lo tanto, este ejercicio evidencia que el rebalanceo es una herramienta esencial para mantener disciplina en la gestión de portafolios, prevenir que la concentración en algunos activos aumente de forma pasiva y garantizar que el portafolio continúe reflejando el equilibrio óptimo entre riesgo y rendimiento a lo largo del tiempo.

## Modelaje de la varianza y selección del mejor modelo por criterios

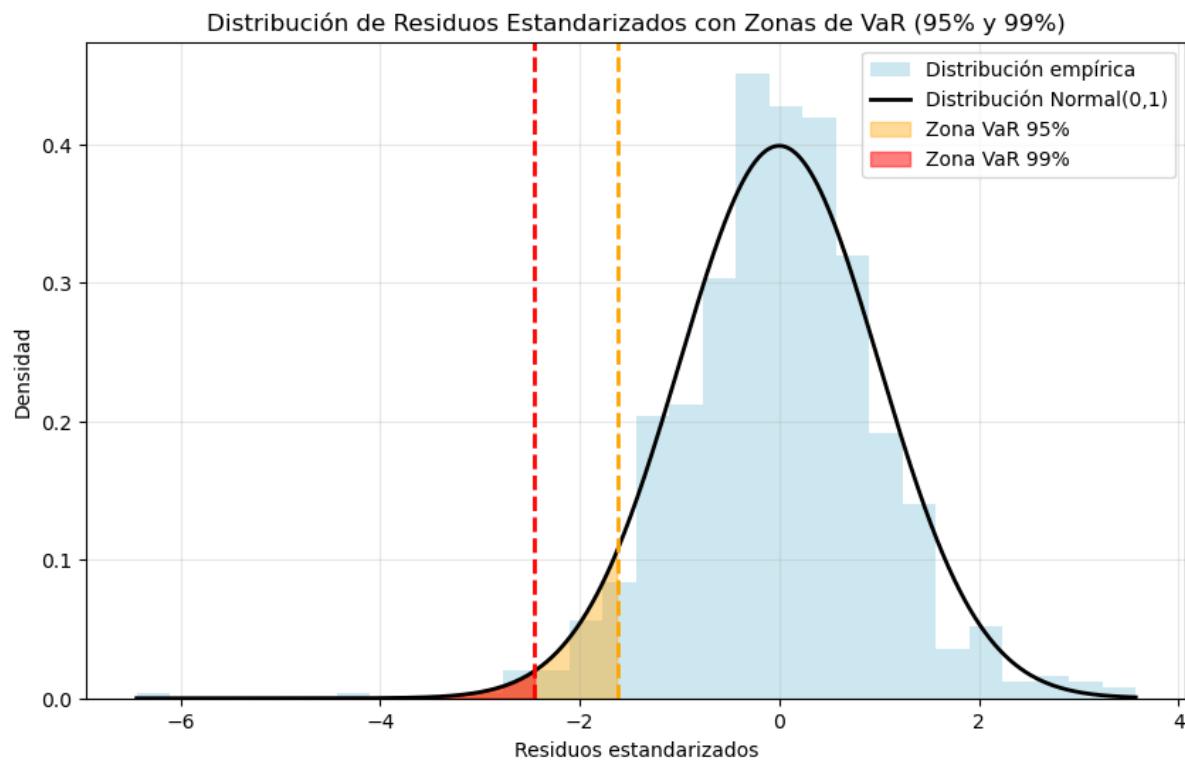
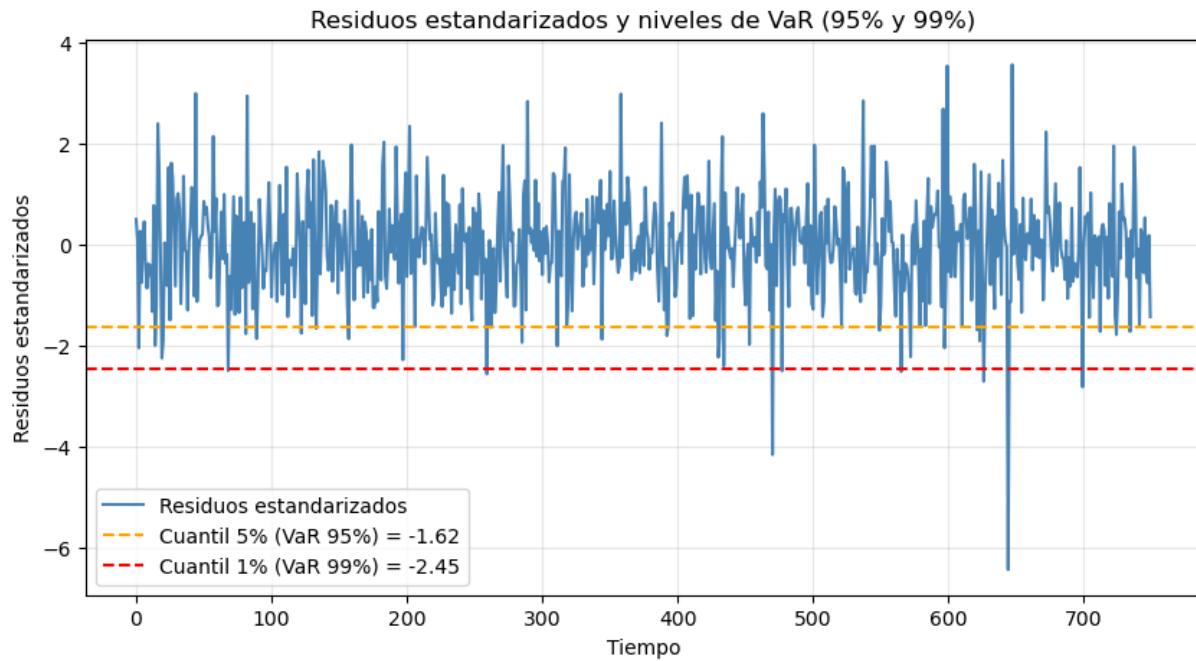
Modelo	AIC	BIC	JB_p	SW_p	Residuos normales
<b>GARCH(1,1)</b>	1,814.869731	1,833.350023	0.0000	0.0000	False
<b>GARCH(1,2)</b>	1,816.653735	1,839.754101	0.0000	0.0000	False
<b>GARCH(2,1)</b>	1,816.869731	1,839.970097	0.0000	0.0000	False
<b>GARCH(2,2)</b>	1,818.509446	1,846.229885	0.0000	0.0000	False
<b>ARCH(5)</b>	1,826.847058	1,859.187570	0.0000	0.0000	False
<b>ARCH(4)</b>	1,842.244706	1,854.620264	0.0000	0.0000	False
<b>ARCH(3)</b>	1,842.244706	1,865.345072	0.0000	0.0000	False
<b>ARCH(2)</b>	1,854.646803	1,873.127096	0.0000	0.0000	False
<b>ARCH(1)</b>	1,871.731718	1,885.591938	0.0000	0.0000	False

El modelo con el AIC y BIC más bajo fue GARCH (1,1), lo que indica que es el que mejor balancea ajuste y complejidad entre todas las alternativas probadas. Minimiza el AIC, BIC, cumple con el principio de parsimonia y captura adecuadamente la heterocedasticidad condicional presente en la serie.

## Calcular el VaR del portafolio basado en la varianza modelada

Utilizando el modelo GARCH (1,1) y los datos históricos se encontró lo siguiente:

- Media pronosticada ( $t+1, \%$ ): 0.0462
- Volatilidad pronosticada ( $t+1, \%$ ): 0.7150
- Cuantil 5.0% (Z-score empírico): -1.6208
- VaR (95%) a 1 día (decimal): -0.0111. Esto significa una pérdida máxima esperada de -1.11% con un 95% de confianza.
- VaR (99%) a 1 día (decimal): -0.0171. Esto significa una pérdida máxima esperada de -1.71% con un 99% de confianza.



Empleando el modelo GARCH (1,1), seleccionado como óptimo mediante los criterios de información, se estimó la varianza condicional para el cálculo del Valor en Riesgo (VaR). Los resultados, obtenidos por Simulación Histórica Filtrada (FHS), sitúan el VaR a 1 día con un 95% de confianza en -0.0111, lo que implica una pérdida máxima esperada del 1.11%. %); mientras

que la perdida máxima esperada para un horizonte de 1 día, con un 99% de confianza, es de -0.0171 (1.71%).

## Conclusiones

En conclusión, aunque ninguno de los modelos evaluados (ARCH ni GARCH) logró generar residuos compatibles con normalidad ( $p$ -values < 0.05 en Jarque–Bera y Shapiro–Wilk), sí es posible seleccionar un modelo basándonos en criterios de información. En este caso, el modelo con el AIC más bajo fue GARCH (1,1), lo que indica que es la especificación que mejor balancea ajuste y complejidad entre todas las alternativas probadas. Por lo tanto, aunque no cumple con el supuesto de normalidad en los residuos, el GARCH (1,1) sigue siendo el mejor candidato dentro del conjunto de modelos estimados, ya que minimiza el AIC y captura adecuadamente la heterocedasticidad condicional presente en la serie. Aprovechando este modelo para una aplicación de gestión de riesgos, se procedió a la estimación del Valor en Riesgo (VaR). Precisamente porque los residuos no son normales, se empleó el método de Simulación Histórica Filtrada (FHS), el cual utiliza la distribución empírica de los propios residuos en lugar de asumir una distribución teórica. La estimación del VaR, basada en la varianza pronosticada por el modelo GARCH (1,1), indica que la pérdida máxima esperada para un horizonte de 1 día, con un 95% de confianza, es de -0.0111 (1.11%); mientras que la perdida máxima esperada para un horizonte de 1 día, con un 99% de confianza, es de -0.0171 (1.71%).

Con esto podemos comprobar que con un 99% de confianza se considera un escenario más extremo que con 95%, ya que se cubren eventos menos probables, pero más severos. Por eso, el VaR al 99% muestra una pérdida esperada mayor: refleja un riesgo más alto ante movimientos extremos del mercado.

## Anexo

Código entero hasta la entrega 4

## Referencias

- Solorzano, F. (2025, marzo). *Variance Models*. Manuscrito inédito, ITESO.
- Duc, C. M., Faseruk, A., & Hossain, A. (2018). *Risk Measurement – Value at Risk (VaR) Versus Conditional Value at Risk (CVaR): A Teaching Note*. *Journal of Accounting and Finance*, 18(6). <https://doi.org/10.33423/jaf.v18i6.451>