



ANÁLISIS COMPARATIVO DEL RIESGO EN LOS MERCADOS FINANCIEROS GLOBALES

FREDDY ESPINO

**DOCUMENTO
DE TRABAJO 18**

FACULTAD DE ECONOMÍA



UNIVERSIDAD
DE LIMA

Análisis comparativo del riesgo en los mercados financieros globales

Freddy Espino¹ y Cristina Paricahua²

Resumen

Este estudio presenta un análisis comparativo del riesgo de los principales mercados financieros globales, con el propósito de aportar evidencia útil para el diseño de estrategias de inversión más eficientes. Al contar con información sobre las diferencias en los niveles de riesgo entre mercados, los gestores de portafolio pueden optimizar la selección de activos. Dado que los retornos financieros no siguen una distribución normal, se aplicaron técnicas de remuestreo, específicamente *bootstrap* simple y *bootstrap* corregido por sesgo y aceleración, para evaluar la homogeneidad de las varianzas. Los resultados muestran que, bajo estas metodologías no paramétricas, la hipótesis nula de igualdad de varianzas entre mercados falla en rechazarse con mayor frecuencia que cuando se emplea la prueba F tradicional, basada en el supuesto de distribución normal de los datos.

Palabras clave: riesgo, mercados financieros, *bootstrap*, volatilidad.

Códigos JEL: C14, G11, G15.

¹ Docente de la Facultad de Economía de la Universidad de Lima. Correo electrónico: fespino@ulima.edu.pe. Las opiniones vertidas en el presente documento no representan necesariamente la de las instituciones a las que pertenecen los autores.

² Funcionaria del Banco de Crédito del Perú. Correo electrónico: cristinaparicahua@bcp.com.pe.

1. Introducción

En este artículo, se realiza una comparación del nivel de riesgo entre los principales mercados financieros del mundo: Estados Unidos, Europa, Japón, Reino Unido y Australia, durante el periodo 2014-2023. El objetivo es probar si hay diferencia estadística entre esos mercados con relación a su nivel de riesgo, de tal manera que sirva como información adicional para el diseño de estrategias de inversión. Asimismo, aquí el riesgo se mide a través de la varianza incondicional o histórica del retorno de los activos.

Como señala Markowitz (1952), los inversionistas no creen que la idoneidad de la diversificación dependa únicamente del número de activos diferentes que componen un portafolio; sino que, con el objetivo de disminuir su varianza, es necesario evitar invertir en activos con altas covarianzas entre sí. Además, el gestor de portafolio podría mejorar la selección de activos teniendo información sobre la diferencia en el nivel de riesgo entre cada uno de ellos. Por ejemplo, sea un conjunto de activos N que, teniendo baja correlación, la similitud de riesgos en un subconjunto puede ser un criterio para discriminarlos hasta alcanzar un número óptimo de activos $N^* < N$ en el portafolio.

Bajo la hipótesis nula de que las varianzas son iguales entre los mercados financieros, en un inicio se realiza la prueba F, la cual asume que los retornos tienen una distribución normal. Los resultados nos indican que la hipótesis de igualdad se rechaza en trece casos de quince (86%) y se falla en rechazar solo en dos casos de quince (14%). Sin embargo, una de las características de los retornos de los activos financieros es que no tienen una distribución normal (Bollerslev, Engle & Nelson, 1994) y, teniendo evidencia sobre ello, aplicamos la técnica de *bootstrap* y *bootstrap* corregido por sesgo y factor de aceleración (BCa, por sus siglas en inglés), asumiendo que la hipótesis nula es verdadera. En ambos casos, la hipótesis de igualdad se rechaza en ocho casos de quince (53%) y se falla en

rechazar en siete casos de quince (46%); es decir, los mercados son más similares de lo que podemos deducir bajo el supuesto de distribución normal de los retornos.

El presente trabajo tiene la siguiente estructura: en la sección dos, se realiza el análisis de los retornos de los índices; en la sección tres, se discute las pruebas que se realizan para comparar la varianza de los retornos; en la sección cuatro, se presenta los resultados; y, finalmente, en la sección cinco, se presenta las conclusiones.

2. Análisis de los retornos

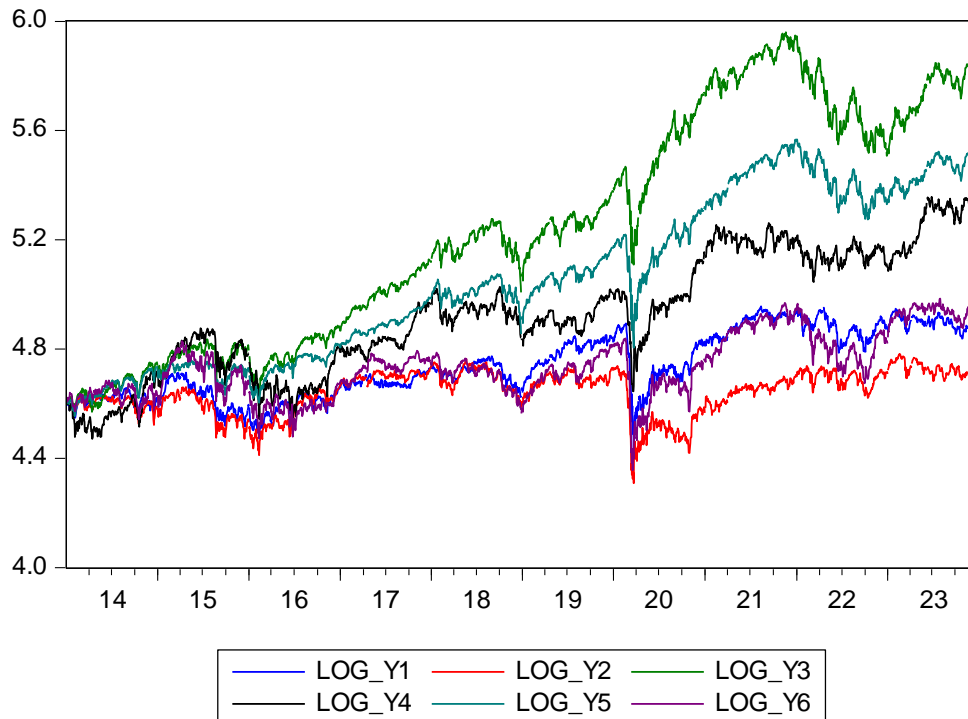
En esta sección, se analiza los principales índices de los mercados financieros a nivel global durante el periodo 2014-2023 con frecuencia diaria, los cuales, para una mejor presentación, los identificamos de la siguiente manera:

- a) Y1: ASX200
- b) Y2: FTSE
- c) Y3: NASDAQ
- d) Y4: NIKKEI
- e) Y5: SP500
- f) Y6: STOXX50

La información fue extraída de Bloomberg. Las observaciones se homogenizaron conforme a los días hábiles en el mercado de los Estados Unidos y la descripción de cada índice se desarrolla en el anexo 1. En el gráfico 1, se presenta la evolución del logaritmo de los índices. Se observa que no presentan reversión a la media, siguiendo un proceso similar al de un paseo aleatorio. El que más creció fue el NASDAQ (LOGY3), mientras que FTSE (LOG_Y2) y STOXX50 (LOG_Y6) crecieron menos, lo cual se explica, en parte, por el debilitamiento de la libra esterlina y problemas económicos desde el Brexit de 2016. Por otro lado, la Eurozona fue afectada por la guerra Ucrania-Rusia, lo que provocó un retroceso significativo en sus niveles durante 2022.

Gráfico 1

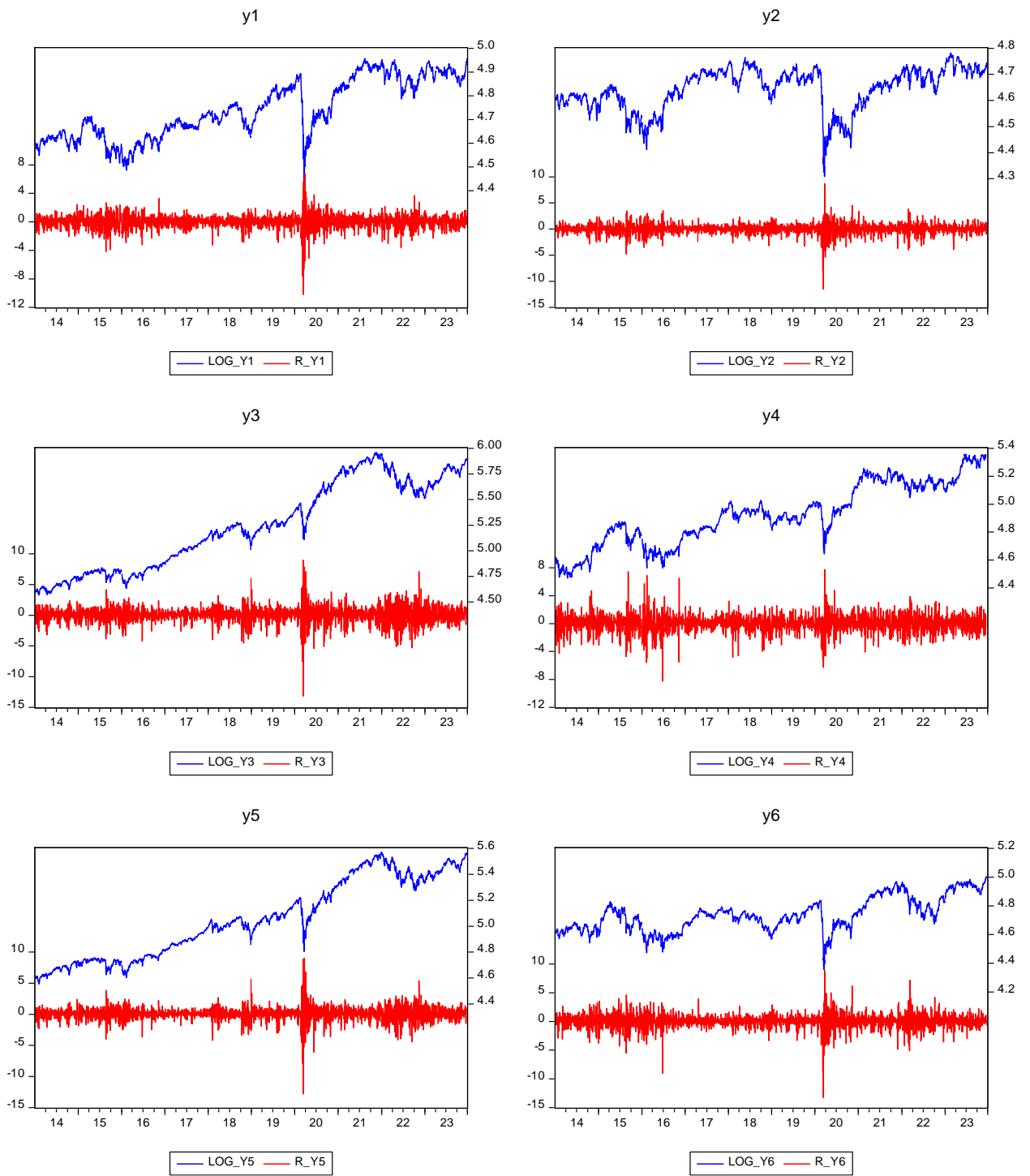
Indices de los Mercados Financieros



En el gráfico 2, se muestra la evolución de los índices en logaritmo (arriba) comparado con su retorno (abajo) en cada caso. Este último se mide como la diferencia del logaritmo de los índices, la cual representa el retorno continuo compuesto de los activos financieros (tal como se indica en Bollerslev, Engle & Nelson, 1994; Tsay, 2002, cap. 1; Hull, 2012, cap. 4; y Bodie, Kane & Marcus, 2018, cap. 5). Resalta el periodo de pandemia de Covid-19, entre febrero y abril de 2020, donde todos cayeron abruptamente, a la vez que la volatilidad aumentó, lo que se conoce como el «efecto apalancamiento» (Bollerslev, Engle & Nelson, 1994).

Gráfico 2

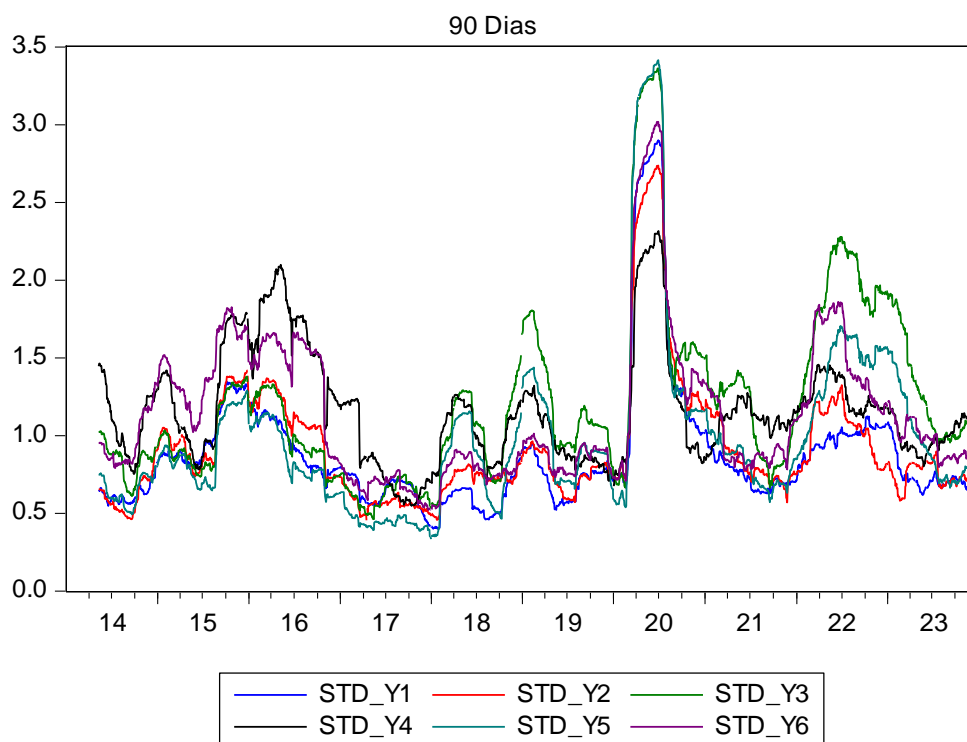
Indices y Retorno de los Mercados Financieros



Una de las medidas de riesgo de los activos financieros es la varianza del retorno (Bodie, Kane & Marcus, 2018, cap. 5). En el gráfico 3, se presenta la desviación estándar móvil de los últimos noventa días. Como se observa, existe un comovimiento entre las volatilidades, por lo que el inversionista que seleccione cualquier combinación de estos estaría enfrentando un riesgo similar en tendencia. Resaltan las secuelas postpandemia y diversos *shocks* energéticos y bélicos que afectaron a la mayoría de las economías a partir de 2020 en adelante, tal como se observa en un incremento de la volatilidad hacia el final de la muestra.

Gráfico 3

Desviacion Estandar Movil



En el cuadro 1, se muestra los principales estadísticos del retorno. En todos los casos, se observan las principales características de los activos financieros que discuten Bollerslev, Engle y Nelson (1994); entre ellas, *kurtosis* mayor a 3 (leptocúrticas). Ello se corrobora al rechazarse la hipótesis nula de distribución normal de los datos a través de la prueba Jarque-Bera a un nivel de significancia al 5%.

Cuadro 1

Principales Estadísticos del Retorno de los Índices

	ASX200	FTSE	NASDAQ	NIKKEI	SP500	STOXX50
	Y1	Y2	Y3	Y4	Y5	Y6
Mean	0.014	0.005	0.051	0.029	0.037	0.015
Median	0.062	0.046	0.086	0.009	0.038	0.053
Maximum	6.766	8.667	8.935	7.731	8.969	8.834
Minimum	-10.203	-11.512	-13.149	-8.253	-12.765	-13.241
Std. Dev.	0.962	0.993	1.318	1.219	1.111	1.221
Skewness	-1.063	-0.871	-0.637	-0.130	-0.798	-0.820
Kurtosis	15.510	16.048	11.756	7.702	19.531	13.687
Jarque-Bera	17174	18484	8351	2366	29420	12470
Probability	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Observations	2560	2560	2560	2560	2560	2560

En el cuadro 2, se presenta la correlación del retorno de los índices. Se observa que todos mantienen correlaciones positivas y en la gran mayoría estas se mantienen bajas o moderadas³, siendo las excepciones las correlaciones entre los índices STOXX50/FTSE (Unión Europea-Reino Unido) y SP500/NASDAQ (Estados Unidos-Estados Unidos). Dichos resultados provienen de que el Reino Unido fue un Estado de la Unión Europea hasta 2020 y, por el lado del SP500/NASDAQ, estos pertenecen a la misma economía: Estados Unidos.

³ Sea el coeficiente de correlación entre los retornos (ρ_{ij}); entonces, definimos los siguientes criterios: si $0 < |\rho_{ij}| < 0.10$, entonces la correlación es inexistente; si $0.10 < |\rho_{ij}| < 0.30$, entonces la correlación es baja; si $0.30 < |\rho_{ij}| < 0.60$, entonces la correlación es moderada; si $0.60 < |\rho_{ij}| < 1.00$, entonces la correlación es alta.

Cuadro 2

Correlación de los Retornos Coeficiente de Pearson

	ASX200	FTSE	NASDAQ	NIKKEI	SP500	STOXX50
ASX200	1.0000					
FTSE	0.4066	1.0000				
NASDAQ	0.2616	0.4329	1.0000			
NIKKEI	0.4537	0.3163	0.1702	1.0000		
SP500	0.3114	0.5251	0.9466	0.1978	1.0000	
STOXX50	0.3505	0.8256	0.4805	0.3148	0.5481	1.0000

Coeficiente de Spearman (Rangos)

	ASX200	FTSE	NASDAQ	NIKKEI	SP500	STOXX50
ASX200	1.0000					
FTSE	0.2630	1.0000				
NASDAQ	0.1278	0.3630	1.0000			
NIKKEI	0.4318	0.2387	0.1265	1.0000		
SP500	0.1376	0.4253	0.9234	0.1464	1.0000	
STOXX50	0.2135	0.7421	0.4168	0.2305	0.4757	1.0000

Se puede concluir que hay patrones en los mercados financieros analizados, por lo que un gestor de portafolio, además de realizar la diversificación de activos, podría identificar diferencias en el nivel de riesgo al momento de seleccionar un mercado u otro. A continuación, comparamos el nivel de riesgo entre mercados desde el punto de vista empírico.

3. Pruebas de comparación de riesgos

Como señala Markowitz (1952), los inversionistas no creen que la idoneidad de la diversificación dependa solo del número de activos diferentes que componen un portafolio; sino que, con el objetivo de disminuir su varianza, es necesario evitar invertir en activos con altas covarianzas entre sí. Como indican Bodie, Kane y Marcus (2018, cap. 8), el éxito de un algoritmo de selección de portafolio depende de la calidad de la lista de insumos; es decir, de las estimaciones de los rendimientos esperados de los activos y de la matriz de varianza-covarianza. Estos insumos se pueden obtener de varias formas; por

ejemplo, desde los momentos incondicionales (históricos) hasta los momentos condicionales, a través de modelos ARCH en un contexto multivariado (Bollerslev, Engle & Nelson, 1994), incorporando variables explicativas como factores macroeconómicos o microeconómicos. Asimismo, se puede establecer relaciones no lineales en caso los datos lo justifiquen. En este artículo, se analiza el caso más simple, al comparar la varianza incondicional o histórica del retorno de los activos.

Como se muestra en el cuadro 3, es posible la diversificación para aquellos casos en que la correlación es baja o moderada. Además de seguir este principio básico, el gestor de portafolio mejoraría la selección de activos teniendo información sobre la diferencia en el nivel de riesgo entre cada uno de ellos: podría elegir quedarse con dos valores con el mismo nivel de riesgo o deshacerse de uno de ellos, de acuerdo con sus objetivos. De esta manera, es importante comparar el nivel de riesgo entre los principales mercados financieros para mejorar la selección de activos en un portafolio.

En esta sección, se desarrolla el marco teórico sobre las pruebas estadísticas para decidir si los niveles de riesgo de los mercados financieros, medidos a través de la varianza de los retornos, son distintos. Usualmente, partimos de la prueba F (Ott & Longnecker, 2016) bajo la hipótesis nula de que las varianzas de dos poblaciones son iguales, con la alternativa de que las varianzas son distintas.

Sean σ_i^2 y σ_j^2 las varianzas poblacionales de los retornos de los índices i y j :

$$H_0: \sigma_i^2 = \sigma_j^2; \quad \forall i \neq j$$

$$H_1: \sigma_i^2 \neq \sigma_j^2; \quad \forall i \neq j$$

De esta manera, se construye el estadístico:

$$\Omega_{ij} = \frac{\omega_i^2}{\omega_j^2}; \quad \forall i \neq j$$

Donde ω_i^2 y ω_j^2 son las varianzas muestrales del retorno de los índices. Si las varianzas son iguales, entonces la ratio Ω_{ij} debe ser estadísticamente igual a uno. De esta manera, se compara el valor de la ratio con los valores críticos de la prueba F y se construye el intervalo de confianza:

$$\text{Intervalo de confianza: } [\Omega_L, \Omega_H] = [\Omega_F^{\alpha/2}, \Omega_F^{1-\alpha/2}]$$

$$\Omega_F^{\alpha/2} = F(\alpha/2, N_i - 1, N_j - 1)$$

$$\Omega_F^{1-\alpha/2} = F(1 - \alpha/2, N_i - 1, N_j - 1)$$

Donde α es la significancia de la prueba, por lo general al 5%; y $N_{i(j)}$ es el número de observaciones del retorno del índice $i(j)$, que son iguales para el caso del estudio. Si Ω_{ij} cae dentro de la banda, entonces se falla en rechazar H_0 ; de lo contrario, rechazamos H_0 en favor de la alternativa H_1 .

No obstante, como señalan Ott y Longnecker (2016), los métodos de inferencia sobre Ω_{ij} se basan en la condición de que la muestra aleatoria se seleccione de una población que tenga una distribución normal. Como sabemos, las distribuciones χ^2 , t y F se derivan de la distribución normal. En particular, si x_1 y x_2 son dos variables independientes con distribución χ^2 con grados de libertad n_1 y n_2 respectivamente:

$$F[n_1, n_2] = \frac{x_1/n_1}{x_2/n_2}$$

Entonces, la ratio tiene una distribución F con n_1 y n_2 grados de libertad (Greene, 2012). La no normalidad de los datos, en forma de asimetría (*skewness*) o colas anchas (*kurtosis*), tal como se muestra en el cuadro 1, puede afectar la inferencia que el investigador pueda realizar sobre los resultados.

Existen enfoques alternativos de inferencia computacionalmente elaborados. Uno de estos es el *bootstrap*, el cual es una técnica que utiliza datos simulados para la inferencia

estadística. La idea es volver a muestrear el conjunto de datos original, produciendo así una gran cantidad de conjuntos de datos replicados a partir de los cuales se puede aproximar la distribución muestral de un estadístico (Efron & Tibshirani, 1993). En el caso de estudio, podemos estimar la distribución muestral de la varianza, asumiendo que la hipótesis nula es verdadera (MacKinnon, 2007), para luego construir intervalos de confianza y regiones de rechazo para pruebas de hipótesis sobre un valor particular de Ω_{ij} .

En el caso de estudio, la técnica *bootstrap* se realiza de la siguiente manera:

- a) Se selecciona una muestra aleatoria $r_{1i}, r_{2i}, \dots, r_{Ni}$ de los retornos del índice i de tamaño N de la población y se calcula la varianza muestral ω_i^2 .
- b) Se calcula la ratio:

$$\Omega_{ij} = \frac{\omega_i^2}{\omega_j^2}; \quad \forall i \neq j$$

- c) Se selecciona una muestra aleatoria de tamaño N , con reemplazo de $r_{1i}, r_{2i}, \dots, r_{Ni}$, resultando $r_{1i}^*, r_{2i}^*, \dots, r_{Ni}^*$ y se calcula la varianza muestral ω_i^{2*} .
- d) Se calcula la ratio:

$$\Omega_{ij}^* = \frac{\omega_i^{2*}}{\omega_j^{2*}}; \quad \forall i \neq j$$

- e) Se repite los pasos 3 y 4 una gran cantidad de veces B (10000 en el presente estudio) para obtener Ω_{ij}^* .
- f) Se centra el valor de la media de los datos simulados al valor unitario, con la finalidad de tener una distribución de los datos asumiendo que la hipótesis nula es verdadera, lo cual se obtiene normalizando los datos simulados de la siguiente manera:

$$\Omega_{ij}^{**} = \frac{\Omega_{ij}^*}{\bar{\Omega}_{ij}^{**}}; \quad \forall i \neq j$$

Donde $\bar{\Omega}_{ij}^{**}$ es la media de los datos simulados. De esta manera, obtenemos una distribución de datos simulada con media igual a la unidad, que es la hipótesis nula.

- g) Luego, estos valores se utilizan para obtener una aproximación de la distribución muestral de Ω_{ij} , mediante el cálculo de los percentiles de cada simulación, asumiendo

que la hipótesis nula es verdadera, obteniéndose un intervalo de confianza para cada caso:

$$\text{Intervalo de confianza: } [\Omega_{L(ij)}, \Omega_{H(ij)}] = [\Omega_{B(ij)}^{\alpha/2}, \Omega_{B(ij)}^{1-\alpha/2}]$$

Sin embargo, como indica Wicklin (2017), este intervalo de confianza es uno simple de «primer orden», el cual tiene dos limitaciones: no utiliza la estimación de los datos originales, puesto que se basa únicamente en las simulaciones; y no se ajusta por asimetría en la distribución de los datos simulados. En el mismo sentido, Efron y Tibshirani (1993) muestran que el intervalo construido mediante *bootstrap* logra un mejor equilibrio en el lado izquierdo y derecho de la distribución de los datos; pero, al igual que el intervalo estándar, no cubre bien los extremos, por lo que termina subestimando las colas de la distribución. De esta manera, se propone el intervalo *bootstrap* corregido por sesgo y factor de aceleración (BCa), el cual es un intervalo más preciso de «segundo orden» que corrige el sesgo y la asimetría en la distribución del intervalo estimado mediante *bootstrap*.

El BCa requiere la estimación de dos parámetros: a) el parámetro de corrección de sesgo, (\hat{z}_0), que está relacionado con la proporción de estimaciones *bootstrap* que son menores que la estadística observada; y b) el parámetro de aceleración, (\hat{a}), que es proporcional a la asimetría de la distribución *bootstrap*. Estos parámetros se utilizan para corregir los puntos extremos de la distribución; es decir, si el coeficiente de asimetría de la distribución *bootstrap* es positivo (negativo), se ajusta hacia la derecha (izquierda), tal como lo señala Wicklin (2017).

El intervalo de confianza *BCa* se define como:

$$\text{Intervalo de confianza: } [\Omega_{L(ij)}, \Omega_{H(ij)}] = [\Omega_{BCa(ij)}^{\theta_{ij}^{low}}, \Omega_{BCa(ij)}^{\theta_{ij}^{up}}]$$

Donde:

$$\theta_{ij}^{low} = \Phi \left(\hat{z}_0 + \frac{\hat{z}_0 + z^{\alpha/2}}{1 - \hat{a}(\hat{z}_0 + z^{\alpha/2})} \right)$$

$$\theta_{ij}^{up} = \Phi \left(\hat{z}_0 + \frac{\hat{z}_0 + z^{1-\alpha/2}}{1 - \hat{a}(\hat{z}_0 + z^{1-\alpha/2})} \right)$$

La función $\Phi(\cdot)$ representa a la distribución normal acumulada y z^α representa el valor crítico que tiene un área acumulada desde la izquierda de la distribución igual a α ; por ejemplo, si $\alpha = 0.05$, entonces $z^{0.05} = -1.645$, esto es $\Phi(z^\alpha) = \alpha$. De esta manera, se obtiene un nivel de significancia corregido, único para cada ratio estimado (Ω_{ij}), a partir de los cuales se obtiene los valores críticos en cada simulación *bootstrap* realizada.

Sea N el número de observaciones de la simulación *bootstrap* (Ω_{ij}^*) menores al observado (Ω_{ij}), el parámetro de corrección de sesgo es igual a:

$$\hat{z}_0 = \Phi^{-1} \left(\frac{N}{B} \right)$$

El parámetro de aceleración se calcula de la siguiente manera:

$$\hat{a} = \frac{\sum_{i=1}^T \left(\overline{\Omega_{ij}^J} - \Omega_{ij}^{(-\tau)} \right)^3}{6 \times \left[\sum_{i=1}^T \left(\overline{\Omega_{ij}^J} - \Omega_{ij}^{(-\tau)} \right)^2 \right]^{3/2}}$$

Donde $\Omega_{ij}^{(-\tau)}$ es el valor del estadístico *jackknife*, excluyendo la observación τ de la muestra de tamaño T ; y $\overline{\Omega_{ij}^J}$ es el valor promedio de dicho estadístico, que se iguala a la unidad para obtener la distribución de los datos asumiendo que la hipótesis nula es verdadera.

Cabe notar que, si $\hat{z}_0 = \hat{a} = 0$, entonces los valores críticos $[\Omega_{BCa(ij)}^\gamma, \Omega_{BCa(ij)}^\delta]$ terminan siendo iguales que los que se obtienen mediante *bootstrap*.

4. Resultados

En el cuadro 3, se muestra la ratio Ω_{ij} , donde i representa las filas y j las columnas. El intervalo de confianza al 95% (5% de significancia) se muestra en la parte inferior, asumiendo una distribución normal de los datos. Se observa que la hipótesis de igualdad se rechaza en trece casos de quince (86%) y se falla en rechazar solo en dos casos de quince (14%), como el de FTSE/ASX200 y STOXX50/NIKKEI. Esto nos llevaría a concluir que la mayoría de los mercados analizados tienen niveles de riesgo distintos.

Cuadro 3

Prueba de Comparación de Riesgo
Intervalo de Confianza al 95% (Distribución Normal)
[0.9216; 1.0850]

	ASX200	FTSE	NASDAQ	NIKKEI	SP500	STOXX50
ASX200	1.0000					
FTSE	1.0659	1.0000				
NASDAQ	1.8765 *	1.7605 *	1.0000			
NIKKEI	1.6043 *	1.5051 *	0.8549 *	1.0000		
SP500	1.3326 *	1.2502 *	0.7101 *	0.8307 *	1.0000	
STOXX50	1.6102 *	1.5106 *	0.8581 *	1.0037	1.2083 *	1.0000

* Rechazo de la H0 al 5% de significancia.

Sin embargo, los resultados son diferentes cuando se aplica la técnica de *bootstrap*. Tal como se muestra en el cuadro 5, la hipótesis de igualdad se rechaza en ocho casos de quince (53%) y se falla en rechazar en siete casos de quince (46%), incluidos aquellos que se identificaron asumiendo una distribución normal. Es decir, los mercados son más similares de lo que podemos deducir bajo el supuesto de una distribución normal de los datos. Asimismo, si aplicamos el intervalo BCa, los resultados no difieren de los obtenidos por el método anterior, tal como se muestra en el cuadro 6. En el cuadro 7, se muestran las estimaciones de los parámetros para la construcción del intervalo BCa.

Las similitudes o diferencias halladas en los cuadros 5 y 6, se pueden explicar tanto por factores macroeconómicos como microeconómicos, comunes e intrínsecos a cada mercado financiero. Uno de los factores que puede explicar la similitud en el nivel de

riesgo entre algunos mercados financieros es el volumen de comercio de bienes y servicios que tienen entre sus economías⁴, por lo que los *shocks* absorberían de manera similar, como es el caso de la relación entre NIKKEI/NASDAQ y SP500/NASDAQ (Estados Unidos-Japón) en ambos casos, STOXX50/NASDAQ y STOXX50/SP500 (Unión Europea-Estados Unidos) en ambos casos, SP500/ NASDAQ (Estados Unidos-Estados Unidos), STOXX50/NIKKEI (Unión Europea-Japón), (FTSE/ASX200 (Reino Unido-Austria) y NIKKEI/NASDAQ (Japón-Estados Unidos).

Siguiendo con el argumento del comercio entre países, llama la atención la diferencia hallada entre el nivel de riesgo de los índices NASDAQ/FTSE y SP500/FTSE (estados Unidos-Reino Unido) en ambos casos, STOXX50/ASX200 (Unión Europea-Austria), STOXX50/FTSE (Unión Europea-Reino Unido), STOXX50/ASX200 (Unión Europea-Austria), dado el volumen de comercio entre esas economías⁵, por lo que la diferencia hallada se debe explicar por otros factores distintos al comercio de bienes y servicios. Tal vez las diferencias halladas más simples de entender son la relación NASDAQ/ASX200 y SP500/ASX200 (Estados Unidos-Austria) en ambos casos, así como NIKKEI/ASX200 (Japón-Austria), al no encontrarse una relación comercial significativa entre esas economías⁶.

Aplicando la técnica de *bootstrap*, se obtienen resultados más acordes con lo esperado. Por ejemplo, dada la relación comercial entre Japón y Estados Unidos, uno esperaría que la hipótesis nula de que las varianzas son iguales en los casos NIKKEI/NASDAQ y SP500/NIKKEI se falle en rechazar, dado que son mercados similares. No obstante, en el

⁴ Un panorama sobre el estado de las relaciones comerciales entre los países involucrados se puede encontrar en Farrell (2023), Bank of Japan (2023) y Santander (2023).

⁵ *Ídem.*

⁶ *Ídem.*

cuadro 3, se rechaza dicha hipótesis; mientras que, en los cuadros 4 y 5, dicha hipótesis se falla en rechazar. Resalta el caso de la relación entre los índices SP500/NASDAQ, en los cuales se rechaza la hipótesis, conforme a los resultados del cuadro 3, siendo ambos índices de Estados Unidos. Sin embargo, de acuerdo con los resultados de los cuadros 4 y 5, se falla en rechazar la hipótesis nula; es decir, el nivel de riesgo sería similar en ambos casos, lo que está más acorde con lo esperado.

Estos resultados aportarían información al gestor de portafolio para una mejor diversificación de inversión en los principales mercados financieros. Como indicamos, además de seguir el principio básico de seleccionar activos con baja correlación, el gestor de portafolio puede prescindir o no de activos que tienen un nivel de riesgo similar. Por ejemplo, sea un conjunto de activos N que, al tener baja correlación, la similitud de riesgos en un subconjunto puede ser un criterio para discriminarlos hasta alcanzar un número óptimo de activos $N^* < N$ en el portafolio.

Cuadro 4

Prueba de Comparación de Riesgo Intervalo de Confianza al 95% (*Bootstrapping*)

	ASX200		FTSE		NASDAQ		NIKKEI		SP500		STOXX50
ASX200	1.0000										
FTSE	1.0659 [0.8075; 1.2261]		1.0000								
NASDAQ	1.8765 [0.8186; 1.2055]	*	1.7605 [0.8180; 1.2078]	*	1.0000						
NIKKEI	1.6043 [0.8307; 1.1888]	*	1.5051 [0.8260; 1.1877]	*	0.8549 [0.8440; 1.1677]		1.0000				
SP500	1.3326 [0.8013; 1.2362]	*	1.2502 [0.7991; 1.2398]	*	0.7101 [0.8101; 1.2272]		0.8307 [0.8210; 1.2096]		1.0000		
STOXX50	1.6102 [0.8151; 1.2141]	*	1.5106 [0.8131; 1.2125]	*	0.8581 [0.8271; 1.2009]		1.0037 [0.8439; 1.1866]		1.2083 [0.8011; 1.2306]		1.0000

* Rechazo de la H0 al 5% de significancia.

Cuadro 5

Prueba de Comparación de Riesgo Intervalo de Confianza con niveles de significancia al $[\theta(\text{low}, ij), \theta(\text{up}, ij)]$ de significancia (BCa)

	ASX200		FTSE		NASDAQ		NIKKEI		SP500		STOXX50
ASX200	1.0000										
FTSE	1.0659 [0.8082; 1.2274]		1.0000								
NASDAQ	1.8765 [0.8174; 1.2048]	*	1.7605 [0.8134; 1.2013]	*	1.0000						
NIKKEI	1.6043 [0.8262; 1.1831]	*	1.5051 [0.8197; 1.1778]	*	0.8549 [0.8418; 1.1644]		1.0000				
SP500	1.3326 [0.8019; 1.2369]	*	1.2502 [0.7989; 1.2396]	*	0.7101 [0.8148; 1.2362]		0.8307 [0.8279; 1.2220]		1.0000		
STOXX50	1.6102 [0.8116; 1.2091]	*	1.5106 [0.8120; 1.2109]	*	0.8581 [0.8288; 1.2047]		1.0037 [0.8490; 1.1955]		1.2083 [0.7970; 1.2245]		1.0000

* Rechazo de la H0 de acuerdo a los niveles de significancia $[\theta(\text{low}, ij), \theta(\text{up}, ij)]$ calculados.

Cuadro 6

Parámetro de Corrección de Sesgo (\hat{z}_0)

ASX200	FTSE	NASDAQ	NIKKEI	SP500	STOXX50
n.a.					
0.0123	n.a.				
0.0020	-0.0233	n.a.			
-0.0186	-0.0401	-0.0208	n.a.		
0.0120	0.0053	0.0221	0.0389	n.a.	
-0.0133	0.0010	0.0083	0.0459	-0.0183	n.a.

Parámetro de Aceleración (\hat{a})

ASX200	FTSE	NASDAQ	NIKKEI	SP500	STOXX50
n.a.					
-0.0033	n.a.				
-0.0033	-0.0033	n.a.			
-0.0033	-0.0033	0.0033	n.a.		
-0.0033	-0.0033	0.0033	0.0033	n.a.	
-0.0033	-0.0033	0.0033	-0.0024	-0.0033	n.a.

θ_{ij}^{up}

ASX200	FTSE	NASDAQ	NIKKEI	SP500	STOXX50
n.a.					
0.9757	n.a.				
0.9745	0.9714	n.a.			
0.9720	0.9691	0.9732	n.a.		
0.9757	0.9749	0.9782	0.9799	n.a.	
0.9726	0.9744	0.9767	0.9794	0.9720	n.a.

θ_{ij}^{low}

ASX200	FTSE	NASDAQ	NIKKEI	SP500	STOXX50
n.a.					
0.0257	n.a.				
0.0245	0.0217	n.a.			
0.0222	0.0200	0.0234	n.a.		
0.0257	0.0249	0.0285	0.0307	n.a.	
0.0228	0.0244	0.0267	0.0302	0.0222	n.a.

5. Conclusiones

En este artículo, se realizó una comparación del nivel de riesgo entre los mercados financieros de Estados Unidos, Europa, Japón, Reino Unido y Australia durante el periodo 2014-2023. El objetivo fue probar si el nivel de riesgo medido de estos mercados es igual evaluado de par en par. Si bien la literatura sobre la gestión de portafolio sugiere que se debe considerar valores con covarianzas opuestas o bajas, es importante también comparar el nivel de riesgo de cada valor seleccionado. Por ejemplo, sea un conjunto de activos N que, al tener baja correlación, la similitud de riesgos en un subconjunto puede ser un criterio para discriminarlos hasta alcanzar un número óptimo de activos $N^* < N$ en el portafolio.

La comparación se realizó a través de la prueba de similitud de varianzas del retorno de sus índices representativos. En un inicio, se realizó la prueba F bajo la hipótesis nula de que las varianzas son iguales, asumiendo que el retorno de los mercados tiene una distribución normal. Con esa prueba, los resultados indican que la hipótesis de igualdad se rechaza en trece casos de quince (86%) y se falla en rechazar solo en dos casos de quince (14%). Sin embargo, mediante la técnica de *bootstrap* y *bootstrap* corregido por sesgo y factor de aceleración (BCa), asumiendo que la hipótesis nula es verdadera, en ambos casos, la hipótesis de igualdad se rechaza en ocho casos de quince (53%) y se falla en rechazar en siete casos de quince (46%); es decir, los mercados son más similares de lo que podemos deducir bajo el supuesto de distribución normal de los retornos.

Los resultados mediante la técnica *bootstrap* indican que hay más igualdad en el nivel de riesgo en los mercados financieros que lo que uno obtiene bajo la prueba F, por lo que el análisis aporta al conjunto de decisiones de los gestores de portafolio al poder identificar, de manera más aproximada, la diferencia que existe en el nivel de riesgo de los principales mercados financieros del mundo. Así, se puede afirmar que muchos mercados tienen

niveles de riesgo similares y que la ganancia de diversificar entre ellos tal vez no sea significativa.

Como indican Bodie, Kane y Marcus (2018, caps. 7 y 8), el éxito de un algoritmo de selección de portafolio depende de la calidad de la lista de insumos; es decir, de las estimaciones de los rendimientos esperados de los activos y de la matriz de varianza-covarianza. Estos insumos se pueden obtener de varias formas; por ejemplo, desde los momentos incondicionales o históricos hasta los momentos condicionales a través de los modelos ARCH en un contexto multivariado, incorporando otras variables explicativas como factores macroeconómicos o microeconómicos. Asimismo, se puede establecer relaciones no lineales en caso los datos lo justifiquen. Por esta razón, una ampliación al presente artículo debería ir en esa línea de investigación: comparar las varianzas condicionales, incluyendo, como variables explicativas, factores macro y microeconómicos, así como explorar relaciones no lineales entre los mercados financieros globales.

Anexo 1

Índices de los mercados financieros

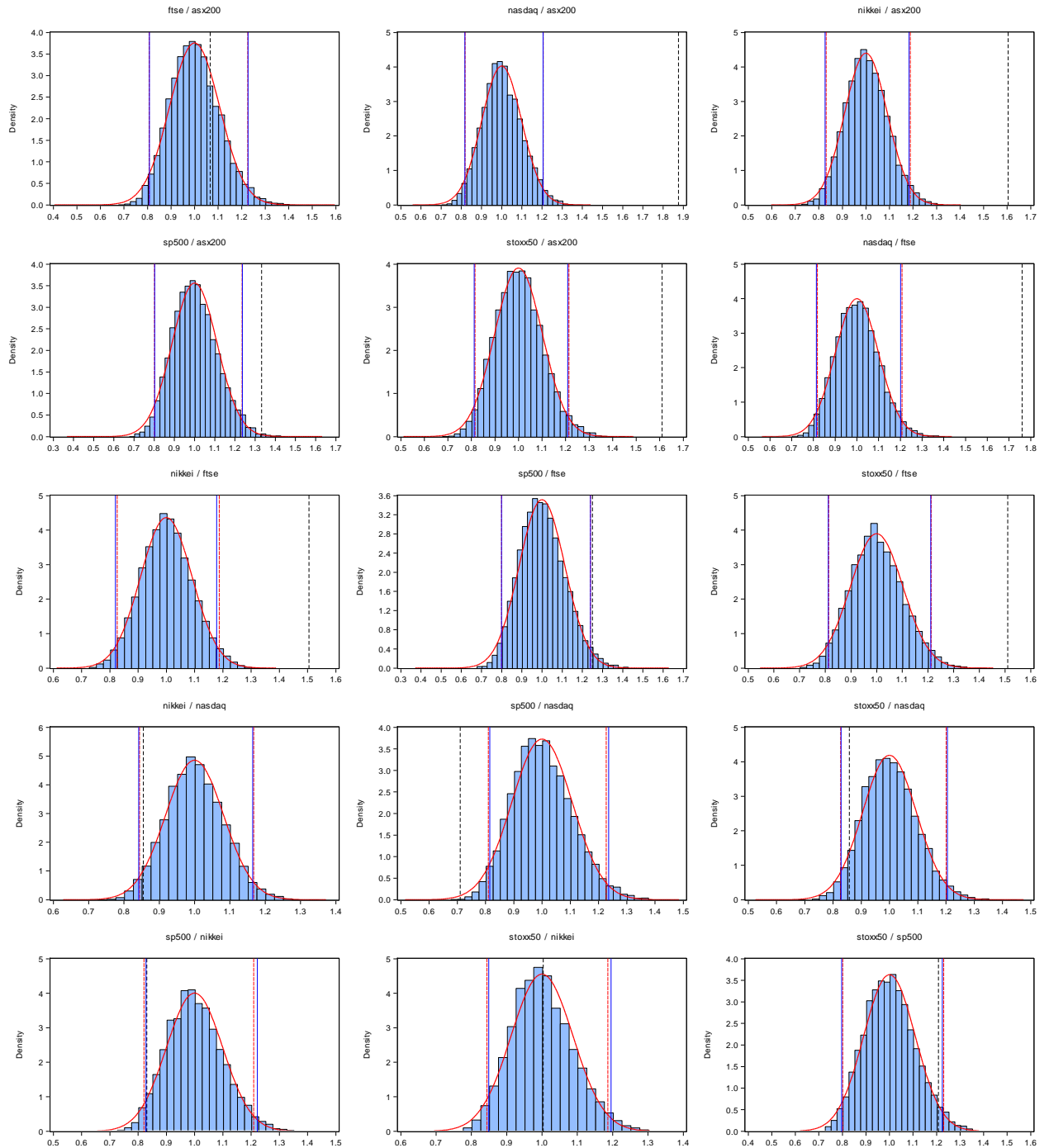
1. **ASX 200.** Representa las doscientas principales acciones en función de la ponderación de capitalización bursátil en el mercado de valores australiano o «Australian Securities Exchange». Refleja el 72% del valor total de las acciones negociadas en el Australian Securities Exchange. Asimismo, está compuesto por diferentes sectores con diferentes pesos: financieras (28.4%), materiales (24.0%), salud (9.3%), industriales (7.0%), consumo discrecional (6.9%), bienes raíces (6.3%), energía (5.6%), consumo básico (4.6%), servicios (4.0%), información tecnológica (2.4%) y utilidades (1.5%). Las empresas que lideran el índice son: BHP Group Ltd., Commonwealth Bank Australia, CSL Ltd. y National Australia Bank Ltd. (S&P Down Jones Indices, 2023).
2. **FTSE 100.** Es el índice bursátil de referencia de la Bolsa de Valores de Londres. Está compuesto por las cien compañías de mayor capitalización bursátil del Reino Unido y es indicador del rendimiento financiero de las empresas reguladas por la ley de empresas del mismo país. Asimismo, está compuesto por diferentes sectores: químicas, industriales, salud, servicios, silvicultura, minería y consumo. Las empresas que lideran el índice son: Fresnillo plc., Rio Tinto plc., Antofagasta plc. y Vodafone Group plc. (London Stock Exchange, 2023).
3. **Nasdaq.** Es un índice bursátil de Estados Unidos, que refleja la evolución de, aproximadamente, las 5200 empresas nacionales y extranjeras con mayor capitalización que cotizan en el mercado electrónico Nasdaq. Se caracteriza por tener un gran volumen de valores tecnológicos. Asimismo, está compuesto por diferentes sectores con diferentes pesos: información tecnológica (52.72%), consumo discrecional (17.96%), salud (9.05%), industriales (5.40%), financiero (4.02%), comunicaciones (3.62%), consumo básico (3.32%), energía (1.21%), bienes raíces (1.09%), utilidades (1.06%) y materiales (0.51%). Las empresas que lideran el índice son: Apple Inc. (13.33%), Microsoft Corporation (10.78%), Amazon.com Inc. (5.92%) y NVIDIA Corporation (4.98%) (Nasdaq, 2023).
4. **NIKKEI 225.** Es un índice de acciones ponderado por precio, que consta de 225 acciones en el Prime Market de la Bolsa de Valores de Tokio. Asimismo, está compuesto por diferentes sectores con diferentes pesos: información tecnológica (48.20%), bienes de consumo (23.29%), materiales (13.13%), bienes de equipo

- (10.31%), financieras (2.57%) y transporte y utilidades (2.51%). Las empresas que lideran el índice son: Fast Retailing Co. (10.43%), Tokyo Electron (6.72%), Softbank Group Corp. (4.08%) y Advantest Group Corp. (3.80%) (Nikkei Indexes, 2023).
5. **S&P 500.** Este incluye 500 empresas líderes y captura aproximadamente el 80% de cobertura de la capitalización de mercado disponible. Asimismo, está compuesto por diferentes sectores con diferentes pesos: información tecnológica (27.92%), salud (13.19%), financiero (12.58%), consumo discrecional (10.62%), servicios (8.86%), industriales (8.31%), consumo básico (6.54%), energía (4.63%), utilidades (2.46%), materiales (2.45%) y bienes raíces (2.44%). Las empresas que lideran el índice son: Apple Inc. (7.07%), Microsoft Corporation (6.67%), Amazon.com Inc. (3.31%), y NVIDIA Corporation (3.03%) (State Street Global Advisors, 2023b).
 6. **STOXX50.** Representa a las cincuenta mayores empresas de la eurozona en términos de capitalización bursátil. Asimismo, está compuesto por diferentes sectores con diferentes pesos: consumo discrecional (19.10%), financiero (18.93%), tecnología (14.57%), industriales (14.19%), consumo básico (8.02%), salud (7.16%), energía (6.08%), materiales (5.44%), utilidades (3.71%), servicios (2.31%) y bienes raíces (0.50%). Las empresas que lideran el índice son: ASML Holding NV (7.80%), Louis Vuitton SEB (6.34%), TotalEnergies SE (4.97%) y SAP SE (4.71%) (State Street Global Advisors, 2023a).

Anexo 2

Histograma de las simulaciones *bootstrap* y valores críticos

Histograma de las Simulaciones Bootstrap y Valores Críticos



La línea negra punteada es el estadístico estimado. El intervalo de confianza mediante *bootstrap* está representado por la línea roja punteada y el BCa, por la línea azul sólida. Se superpone una distribución normal con la misma media y varianza que los datos simulados, asumiendo que la hipótesis nula es verdadera.

Referencias

- Bank of Japan (2023). Review of Monetary Policy from a Broad Perspective (6 de setiembre). <https://www.boj.or.jp/en/mopo/outline/bpreview/index.htm>
- Bodie, Z.; Kane, A. & Marcus, A. (2018). *Investment* (décimo primera edición). Nueva York: McGraw-Hill Educational.
- Bollerslev, T.; Engle, R. & Nelson, D. (1994). ARCH Models. *Handbook of Econometrics, IV*(49), 2959-3038.
- Efron, B. & Tibshirani, R. J. (1993). *An Introduction to the Bootstrap*. Nueva York: Chapman and Hall.
- Farrell, H. (2023). The implementation of the Australia-United Kingdom Free Trade Agreement. <https://www.trademinister.gov.au/minister/don-farrell/speech/implementation-australia-united-kingdom-free-trade-agreement>
- Greene, W. (2012). *Econometric Analysis* (séptima edición). Nueva York: Prentice Hall.
- Hull, J. (2012) *Options, futures, and other derivatives* (octava edición). Boston: Prentice Hall.
- London Stock Exchange (2023). FTSE 100. <https://www.londonstockexchange.com/indices/ftse-100/constituents/risers-and-fallers-and-volume-leaders> (consultado el 8 de setiembre de 2023).
- MacKinnon, J. (2007). *Bootstrap Hypothesis Testing* (Working Paper 1127). Kingston, Ontario: Department of Economics Queen's University.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77-91.
- Nasdaq (2023). Nasdaq Composite Index (COMP). <https://www.nasdaq.com/market-activity/index/comp/historical> (consultado el 8 de setiembre de 2023).
- Nikkei Indexes (2023). Nikkei Stock Average (Nikkei 225). <https://indexes.nikkei.co.jp/en/nkave/index/profile?idx=nk225> (consultado el 8 de setiembre de 2023)
- Ott, R. & Longnecker, M. (2016). *An Introduction to Statistical Methods and Data Analysis* (séptima edición). Boston: Cengage Learning.
- Phillips, P. & Perron, P. (1988). Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, 75(2), 335-346.
- Santander (2023). Cifras del comercio exterior en los Estados Unidos. https://santandertrade.com/es/portal/analizar-mercados/estados-unidos/cifras-comercio-exterior#classification_by_country

- State Street Global Advisors (2023a). SPDR[®] EURO STOXX 50[®] ETF. <https://www.ssga.com/us/en/intermediary/etfs/funds/spdr-euro-stoxx-50-etf-fez> (consultado el 7 de setiembre de 2023).
- State Street Global Advisors (2023b). SPDR[®] S&P 500[®] ETF Trust. <https://www.ssga.com/us/en/intermediary/etfs/funds/spdr-sp-500-etf-trust-spy> (consultado el 7 de setiembre de 2023).
- S&P Down Jones Indices (2023). S&P/ASX 200 Index. <https://www.spglobal.com/spdji/es/indices/equity/sp-asx-200/#data> (consultado el 31 de agosto de 2023).
- Tsay, R. (2002). *Analysis of Financial Time Series* (primera edición). Nueva York: John Wiley & Sons.
- Wicklin, R. (2017). The bias-corrected and accelerated (BCa) bootstrap interval. <https://blogs.sas.com/content/iml/2017/07/12/bootstrap-bca-interval.html> (consultado el 19 de enero de 2023).