

Estrategia de construcción de portafolios de inversión: estudio comparativo para América Latina

Investment Portfolio Strategy: Comparative Study for Latin America

Armando Tapia Gómez*
Ricardo Massa Roldán**
Montserrat Reyna Miranda***

(Fecha de recepción: 26 de diciembre de 2016. Fecha de aceptación: 6 de marzo de 2016)

RESUMEN

En este trabajo se describe la implementación de un algoritmo que desarrolla una estrategia de construcción de portafolio cuyo objetivo es mejorar el rendimiento ajustado por riesgo a través de la ruptura de las estructuras de dependencia lineal de largo plazo entre sus activos. Se compara su desempeño, para los casos de Argentina, Brasil, Chile y México, contra el correspondiente índice de mercado así como contra un portafolio de mínima varianza construido de manera tradicional. Adicionalmente, se usa el caso estadounidense para contrastar los resultados de la estrategia en mercados emergentes con los de mercados desarrollados. Nuestros resultados sugieren que para cada país, salvo el caso de México, el portafolio propuesto supera a los dos de referencia. Más aún, se observa que el potencial beneficio obtenido por la estrategia propuesta es mayor en mercados emergentes en comparación a los mercados financieros desarrollados.

* EGADE Business School, Tecnológico de Monterrey, Ciudad de México, México, A009237967@itesm.mx

** Programa Interdisciplinario de Regulación y Competencia Económica CONACYT-CIDE, Ciudad de México, México. EGADE Business School, Tecnológico de Monterrey, Zapopan, Jalisco, México, ricardo.massa@cide.edu

*** EGADE Business School Tecnológico de Monterrey, Ciudad de México, México, montserrat.reyna@itesm.mx

Clasificación JEL: C58, C87, G11, G15

Palabras clave: portafolio, diversificación, causalidad, red de cointegración, América Latina.

ABSTRACT

This paper describes the implementation of an algorithm that develops a portfolio building strategy that aims to improve the risk-adjusted return through the elimination of the long-term linear dependence structure among its assets. To illustrate the benefits of this strategy, the performance of four different portfolios formed with Argentinian, Brazilian, Chilean and Mexican assets are compared both against their corresponding market index and a minimum-variance portfolio built in a traditional manner. Additionally, the case for the US market is presented to find evidence of a differentiated result between the performance of the strategy in emerging markets and the one in developed markets. Our results suggest that for each country, except for the Mexican case, the portfolio proposed outperforms the two benchmarks. Moreover, it is observed that the potential benefit obtained by the proposed strategy is higher in emerging markets compared to developed financial markets.

JEL Classification: C58, C87, G11, G15

Key words: *portfolio, diversification, causality, cointegration web, Latin America*

Introducción

La teoría alrededor de la construcción de portafolios de inversión se sustenta, principalmente, en dos conceptos: eficiencia de mercados y posibilidades de diversificación. Respecto al primero, tiene sus orígenes en el trabajo de Fama (1970), quien plantea el concepto de eficiencia de mercado y se desarrolla un marco para describir el grado en que ésta se da: eficiencia débil, eficiencia semi-fuerte y eficiencia fuerte. De acuerdo a su noción, un mercado es débilmente eficiente cuando los precios de los activos reflejan toda la información de mercado pasada. Un mercado es semi-fuertemente eficiente si los precios de los activos reflejan toda la información pública disponible en el mercado; y es fuertemente eficiente si los precios de los activos reflejan toda la información, pública y no pública, disponible en el mercado. En términos generales, se puede esperar que en un mercado fuertemente eficiente, la gestión activa de portafolios (creación de una estrategia) no genere rendimientos superiores al del índice de mercado. La literatura sobre mercados eficientes es extensa. En general los estudios sugieren que los mercados desarrollados son semi-fuertemente eficientes, como muestran Bessembinder y Chan (1998) y Fifield *et al.* (2005). Sin embargo la evidencia para los mercados emergentes es menos concluyente, autores como Chen y Li (2006),

Mobarek *et al.* (2008), Gan *et al.* (2005) y Raja *et al.* (2009), muestran que los mercados de China, Hungría, Bangladesh y Turquía, no son débilmente eficientes, mientras que otros estudios como el realizado por Karemera *et al.* (1999) concluyen que la mayoría de los mercados emergentes sí lo son. Con respecto a la eficiencia de los mercados latinoamericanos, destaca el trabajo de Ratner y Leal (1999) donde se encuentran que estrategias basadas en el análisis técnico pueden ser rentables para los casos de México, Tailandia y Taiwán. Por su parte Kyaw *et al.* (2006) muestran que los mercados financieros de América Latina no son eficientes. Este resultado está en línea con lo encontrado por Kritoufek y Vosvrda (2013), quienes proponen una medida de eficiencia de mercados y prueban que, con base en ella, los mercados de América Latina, Asia y Oceanía no son eficientes.

El segundo concepto es el de la posibilidad de diversificación en la construcción de portafolios de inversión. Éste se entiende como el proceso de agregar activos a un portafolio buscando potenciar el beneficio que cada inversionista recibe dado su perfil de riesgo/rendimiento. Como indica la Teoría Moderna de Portafolios, iniciada con el trabajo seminal y su posterior trabajo Modigliani y Miller (1958), la forma en la que activos individuales dentro del portafolio se relacionan entre sí es la clave para beneficiarse de la diversificación. Típicamente, esta relación es medida mediante la correlación lineal entre los activos de los portafolios y se plantea que, mientras esta correlación sea baja o inclusive negativa, un inversionista adverso al riesgo encontrará una mejor proporción de rendimiento en función del riesgo incurrido. Al respecto, los trabajos de Sharpe (1964), Litner (1965) y Treynor (1961) muestran los beneficios de la diversificación y el rol que juegan los portafolios en la determinación de la prima de riesgo de los activos involucrados.

Se considera que una forma de explotar los beneficios de la diversificación es invertir en activos internacionales, debido a que las correlaciones entre estos activos son relativamente bajas. En particular, como señala Arouri *et al.* (2010), los mercados Latinoamericanos se encuentran entre los más maduros de los mercados emergentes y, por ende, atraen la atención de inversionistas globales. Sin embargo, el creciente proceso de integración económica que presentan los mercados financieros mundiales, puede representar un debilitamiento de las oportunidades de diversificación en la región. La literatura sobre integración entre mercados de distintos países es amplia y, en general, la conclusión es que la estructura de correlación se ha hecho más fuerte. No obstante, en estudios como el de Diamandis (2009) y Zhong *et al.* (2014) se encuentra que los mercados emergentes exhiben

menores correlaciones con respecto a mercados desarrollados con lo que, por el momento, se presenta un potencial para diversificar. En las últimas décadas se han hecho estudios que analizan tanto la estructura de dependencia entre el mercado latinoamericano y mercados desarrollados como la presente entre mercados de la región. Destacan el trabajo de Christofi y Pericli (1999) donde se presenta un estudio de transmisión de volatilidad entre los índices de mercado de México, Brasil, Argentina, Chile y Colombia, concluyendo que hay factores regionales comunes a todos los mercados estudiados. Por su parte, Chen *et al.* (2002) confirman el bajo beneficio de diversificación que ofrece el invertir en Argentina, Brasil, Chile y Venezuela. En esa misma dirección, Arouri *et al.* (2010) encuentran que los movimientos conjuntos de los mercados de Brasil, Chile, Colombia, México y Venezuela se hacen más evidentes después de 1994 debido a la apertura de los mercados y la globalización. Otros estudios destacados son el de Jawadi *et al.* (2010) para el caso de la integración entre México y Argentina, así como los de De Barba y Ceretta (2011) y Sarmiento *et al.* (2014) que exploran la relación entre índices bursátiles latinoamericanos y el estadounidense. Sin embargo, trabajos como el de Téllez-Gaytán y López-Sarabia (2010) ponen en tela de juicio si realmente la relación entre los mercados latinoamericanos es tan fuerte como se sugiere en otros estudios.

Aunque el análisis de la eficiencia de los mercados latinoamericanos, su proceso de integración y el impacto que esto pueda tener en la diversificación de carteras de inversión es extenso, hasta donde tenemos conocimiento, no se ha propuesto una estrategia de inversión que explote las posibles ineficiencias mediante la ruptura de las estructuras de dependencia lineal entre los activos. La estrategia de inversión que proponemos explota las relaciones de dependencia lineal de largo plazo que puedan existir entre los activos de un portafolio. Específicamente, la relación que en el estudio de series de tiempo se conoce como cointegración. En general, para lograr el máximo beneficio proveniente de la diversificación, se busca invertir en activos que tengan una baja correlación lineal entre sí. De manera adicional a ese análisis, se puede explorar la relación entre activos, utilizando la prueba de causalidad en sentido Granger (1969, 1980, 1988) así como el análisis de correlación y cointegración a partir de la metodología propuesta por Johansen (1988, 1991, 1995). Bajo este enfoque, lo que se busca entonces es amplificar las posibilidades de diversificación cuando se considera la no existencia de una relación de largo plazo (cointegración) y la no causalidad en sentido Granger.

El objetivo de nuestra investigación es comprobar de manera empírica que, a través del rompimiento de las estructuras de dependencia entre activos de un mercado nacional, se puede construir un portafolio diversificado cuyo rendimiento se encuentre sistemáticamente por encima de su *benchmark*. Más aún, se postula que el grado de eficiencia de mercado guarda una relación inversa con el rendimiento potencial del portafolio sugerido. Por ello, esperamos encontrar un mayor beneficio potencial en los mercados latinoamericanos, donde la mayoría del cuerpo de estudios anteriores establecen que son débilmente o no son eficientes, en comparación al caso estadounidense.

Para llevar a cabo la estrategia propuesta por este trabajo se asume que, conforme a la perspectiva y perfil de riesgos del administrador de portafolios, se ha elegido un estilo de inversión y se ha seleccionado un *benchmark* para comparar el desempeño del portafolio. El algoritmo que se programó, realiza, en primera instancia, un análisis de las relaciones de causalidad lineal en el sentido de Granger entre los activos del *benchmark*, teniendo como segundo paso, para todos los pares de activos donde existe causalidad, un análisis de relaciones de cointegración. Con el resultado de los pasos anteriores, se construyen “redes de cointegración”. Estas redes se rompen al elegir activos pertinentes que serán eliminados del portafolio. Finalmente, con los activos restantes se construye el portafolio de mínima varianza. Como parte de la aplicación de la estrategia, se utiliza el caso de portafolios construidos con información del mercado financiero de Argentina, Brasil, Chile, México y Estados Unidos. Se ha tomado la perspectiva de un inversionista con un enfoque a activos de alta capitalización y liquidez, y una estrategia pasiva, debido a esto el *benchmark* en cada caso es el índice más representativo de cada bolsa. El desempeño se mide mediante la comparación del rendimiento ajustado por riesgo entre el portafolio y el *benchmark*. Otra importante diferencia entre nuestro trabajo y el cuerpo de investigación existente es que, en general, se han explorado las correlaciones entre mercados utilizando los índices de mercado, mientras que nuestra estrategia se enfoca en explorar la relación de los activos subyacentes.

Nuestros resultados muestran que los portafolios construidos bajo la estrategia propuesta superan a los *benchmark* correspondientes. Para el caso de los mercados financieros de América Latina incluidos en este estudio, el efecto de mejora de desempeño en comparación al *benchmark* es mayor que el presente en el caso del mercado estadounidense. Sugerimos que este impacto asimétrico tiene explicación en los diferentes niveles de desarrollo de mercado así como en la eficiencia de los mismos. Lo que resta del docu-

mento se estructura de la siguiente manera. La segunda sección presenta una descripción de las pruebas de causalidad de Granger y la de cointegración de Johansen, así mismo se presenta una explicación de la estrategia de inversión propuesta. En la sección 3 se realiza la descripción de los datos y la aplicación de la estrategia de inversión. Posteriormente se presenta un análisis de los resultados para, en la última sección, concluir y proponer futuras avenidas de investigación.

1. Metodología

El enfoque típicamente utilizado para probar causalidad lineal es el de realizar la prueba de causalidad de Granger (1969, 1980, 1988). Ésta considera que los procesos de generación de datos de distintas series de tiempo son independientes entre ellas y busca entonces determinar que series de tiempo específicas están relacionadas. La prueba ha sido ampliamente utilizada para caracterizar las relaciones de dependencia entre series de tiempo ya que, asumiendo una especificación lineal en parámetros relativos a la media condicional para el modelo, examina si los valores rezagados de una variable proporcionan información sobre el futuro de otra. Considere un proceso estrictamente estacionario de dos series de tiempo $\{(X_t, Y_t)\}$, $t \in \mathbb{Z}$, y defina a $\mathcal{F}_{X,t}$ y $\mathcal{F}_{Y,t}$ como información contenida en observaciones anteriores de X_s y Y_s , $s \leq t$. Entonces, la definición general de la prueba de causalidad de Granger puede ser expresada de la siguiente forma:

$\{X_t\}$ Causa en sentido Granger a $\{Y_t\}$ si existe una $k \geq 1$ tal que

$$(Y_{t+1}, \dots, Y_{t+k}) | (\mathcal{F}_{X,t}, \mathcal{F}_{Y,t}) \neq (Y_{t+1}, \dots, Y_{t+k}) | (\mathcal{F}_{Y,t}) \quad (1)$$

Se hace notar que esta definición no especifica algún tipo de supuesto para su modelado, sin embargo, se observa que la literatura generalmente opta por utilizar representaciones lineales. Por otra parte, debido a la naturaleza de las series de tiempo financieras, la condición de que las series sean estrictamente estacionarias puede relajarse, pudiendo entonces ser también expresada para el caso de series de tiempo débilmente estacionarias.

Sea \mathcal{F}_t el conjunto de información disponible en el tiempo t y sean \bar{x}_t, \bar{y}_t los conjuntos de todos los valores presentes y pasados de las series de tiempo débilmente estacionarias x y y . Entonces x causa en sentido Granger a y si y solo si la aplicación de una función de predicción lineal óptima conduce a

$$\sigma^2(y_{t+1}|\mathcal{F}_t) < \sigma^2(y_{t+1}|\mathcal{F}_t - \bar{x}_t) \quad (2)$$

con $\sigma^2(\cdot)$ siendo la varianza correspondiente al error del pronóstico. Se puede observar que la prueba de causalidad de Granger se centra en la previsibilidad incremental entre variables. Es decir, que examina si el pronóstico de los valores futuros de una variable puede mejorarse si, junto con toda la información disponible en ese momento, los valores actuales y rezagados de la otra variable también se toman en consideración. Si existe una relación causal, entonces debería ser posible mejorar el pronóstico de la variable deseada.

Para implementar la prueba de causalidad de Granger se deben realizar los siguientes pasos:

1. Verificar que las series de tiempo x y y sean débilmente estacionarias. Para ello, se realiza de manera individual la prueba de raíz unitaria. Las pruebas de Dickey-Fuller Aumentada y la de Phillips-Perron son las más utilizadas para ello.
2. Estimar, a través de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) las siguientes ecuaciones:

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{k=1}^{k_1} \alpha_1^k y_{t-k} + \sum_{k=1}^{k_2} \alpha_2^k x_{t-k} + u_{1,t} \quad (3)$$

$$x_t = \beta_0 + \sum_{k=1}^{k_1} \beta_1^k x_{t-k} + \sum_{k=1}^{k_2} \beta_2^k y_{t-k} + u_{2,t} \quad (4)$$

3. Realizar una prueba F para determinar si la hipótesis nula, $H_0: \alpha_2^1 = \alpha_2^2 = \dots = \alpha_2^{k_2} = 0$ para la ecuación de y_t , y $H_0: \beta_2^1 = \beta_2^2 = \dots = \beta_2^{k_2} = 0$, y para la de x_t , se rechaza o no. En caso de rechazar una de ellas, se concluye que existe evidencia de una relación causal unidireccional. Si ambas son rechazadas, se establece una bidireccionalidad en la relación causal, mientras que si ninguna de ellas se rechaza se sugiere una relación de independencia entre las series.

Se debe notar que los resultados de la prueba dependen, en gran medida, del número de rezagos incluidos. Por lo tanto, como parte del proceso

mencionado anteriormente, éste se determina mediante el uso de criterios de información, tales como el Akaike, Schwarz o Hannan-Quinn. Por otro lado, una relación de cointegración puede entenderse como una relación de largo plazo o condición de equilibrio entre dos o más series de tiempo. Un supuesto fundamental dentro del modelado de series de tiempo es que las perturbaciones se comportan como $I(0)$, o dicho de otra manera, que son estacionarias. Sin embargo, gran parte de las variables financieras contienen una raíz unitaria, es decir son integradas de orden uno o $I(1)$, por lo que una combinación lineal de ellas también será $I(1)$. El teorema de representación de Granger establece que si existe un modelo lineal dinámico con perturbaciones estacionarias, y las variables son $I(1)$, entonces deben de ser cointegradas de orden $(1,1)$. Con ello se establece que la condición para que una combinación lineal de series $I(1)$ sea estacionaria es que dichas series se encuentren cointegradas. Engle y Granger (1987) definen cointegración de la siguiente manera: sea X_t un vector de tamaño $k \times 1$, entonces los elementos de X_t están cointegrados con un orden (d, b) si todos los elementos de X_t son $I(d)$ y existe al menos un vector de coeficientes α tal que $\alpha' X_t \sim I(d - b)$.

Para verificar la presencia de una relación de cointegración, una de las herramientas más utilizadas es la prueba de Johansen (1991, 1995). Para llevarla a cabo se debe considerar un vector autoregresivo (VAR) de orden p con la siguiente representación:

$$X_t = A_1 X_{t-1} + \dots + A_p X_{t-p} + B y_t + \epsilon_t \quad (5)$$

Donde X_t es un k vector de variables no estacionarias $I(1)$, y_t es un d vector de variables deterministas y ϵ_t es un vector de innovaciones. El VAR anterior se puede también representar de la siguiente forma:

$$\Delta X_t = \Pi X_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta X_{t-i} + B y_t + \epsilon_t \quad (6)$$

Donde $\Pi = \sum_{i=1}^p A_i - I$ y $\Gamma_i = -\sum_{j=i+1}^p A_j$. De acuerdo al teorema de representación de Granger, si la matriz de coeficientes Π tiene un rango reducido $r < k$, entonces existen $k \times r$ matrices α y β , cada una con rango r , tal que $\Pi = \alpha \beta'$ y $\beta' X_t$ es $I(0)$. r es el número de relaciones de cointegración existentes, comúnmente conocido como el rango de cointegración, mientras que cada columna de β es un vector de

cointegración. La metodología de Johansen estima la matriz Π del VAR irrestricto y prueba si se pueden rechazar las restricciones implícitas para el rango reducido de Π . El procedimiento da lugar a dos pruebas estadísticas para verificar cointegración. La primera, llamada la prueba de la traza, tiene como hipótesis nula que existen como máximo relaciones de cointegración. Si el estadístico es mayor que el valor crítico de las tablas de Johansen, rechazamos la hipótesis nula de que existen r relaciones de cointegración en favor de la alternativa de que hay más que r . El estadístico de la traza, cuya hipótesis nula es la presencia de r relaciones de cointegración, se obtiene a través de:

$$\lambda_{traza}(r|k) = -T \sum_{i=r+1}^k \log(1 - \lambda_i) \quad (7)$$

Donde λ_i es el i -ésimo valor propio más grande dentro de la matriz Π . La segunda prueba estadística, llamada la prueba de máximo valor propio, considera la hipótesis nula de que existen r relaciones de cointegración frente a la alternativa de que existen $r + 1$. El estadístico del máximo valor propio se obtiene mediante:

$$\begin{aligned} \lambda_{max}(r|r+1) &= -T \log(1 - \lambda_{r+1}) \\ &= \lambda_{traza}(r|k) - \lambda_{traza}(r+1|k) \end{aligned} \quad (8)$$

Johansen y Juselius (1990, 1992) proporcionan valores críticos para los dos estadísticos al tiempo que describen la metodología para su estimación. Los autores sugieren que la prueba máximo valor propio puede ser mejor que la de la traza, en la práctica sin embargo, se suelen reportar ambos resultados. La distribución de los estadísticos es no estándar y se establece que los valores críticos dependen tanto del número de componentes no estacionarios incluidos como del uso de una constante y/o una tendencia en las regresiones.

Para implementar la prueba de cointegración de Johansen se deben realizar los siguientes pasos:

- 1) Verificar que las series de tiempo x y y no sean débilmente estacionarias, es decir que sean $I(1)$.

- 2) Especificar un VAR con las series de tiempo en niveles. Se debe determinar el número de rezagos óptimos mediante el uso de criterios de información.
- 3) Realizar las pruebas de la traza y el máximo valor propio. Si se busca verificar la existencia de relaciones de cointegración bastará con rechazar la hipótesis de que $r = 0$ para ambos casos.

Una propiedad importante de la relación de cointegración consiste en que, si dos o más series de tiempo están cointegradas, entonces debe existir una relación causal en sentido Granger entre ellas, ya sea unidireccional o bidireccional.¹ Es decir, si como resultado de la prueba de Johansen se obtiene que existe al menos una relación de cointegración, la prueba de causalidad en sentido Granger deberá mostrar evidencia de, al menos, una dirección en la relación.

Para la estrategia de inversión que se propone, se busca explotar la no existencia de relaciones de dependencia lineal de largo plazo entre los activos de un portafolio. La medida de dependencia lineal que se buscará romper² es la obtenida a través de la prueba de Johansen. Mediante la ruptura de las estructuras de cointegración se busca mejorar los beneficios de la diversificación al entenderse que los activos no guardan una relación de largo plazo entre sí.

El proceso empieza una vez que el administrador del portafolio ha definido cuál será el enfoque de la inversión y se ha elegido un *benchmark*. Sean x_1, \dots, x_n , los activos que conforman el *benchmark*. El primer paso es realizar la prueba de causalidad lineal en el sentido de Granger para los rendimientos de cada par de activos que conforman el portafolio. Una vez identificado los pares (x_i, x_j) de activos donde existe causalidad lineal en algún sentido, se procede a explorar si existe cointegración para cada uno de estos pares mediante la prueba de cointegración de Johansen. Una vez definidos los pares (x_i, x_j) de activos para los cuales existe una relación de cointegración, se procede a construir una “red de cointegración”, que no es otra cosa más que una gráfica que permite analizar de forma visual las relaciones entre activos.

¹ Lo inverso no necesariamente es cierto.

² Se define por “romper” al proceso de eliminar del portafolio al activo que presente una relación de largo plazo con otro.

Formalmente, se define una red de cointegración como una matriz $RC = \{a_{ij}\}$ de $n \times n$ donde $a_{ij} = 1$ si los activos x_i y x_j están cointegrados y $a_{ij} = 0$ si los activos x_i y x_j no están cointegrados. El siguiente paso es seleccionar activos, de manera sistemática, de forma que se rompan las redes de cointegración, es decir, buscamos eliminar uno por uno activos clave hasta llegar a una matriz $RC' = \{a'_{ij}\}$ donde $a'_{ij} = 0$ para toda i, j . De manera intuitiva, se busca eliminar activos que tengan movimientos conjuntos en el largo plazo, de tal forma que, el portafolio final contenga solamente aquellos activos que se mueven de forma independiente.

Para la descripción de las reglas de decisión diremos que un activo es "más cointegrado" si se encontraron más relaciones de cointegración con otros activos que para cualquier otro activo en el portafolio. Formalmente, un activo x_i es más cointegrado si $\sum_{j=1}^n a_{ij} \geq \sum_{j=1}^n a_{kj}$ para toda k . Por ejemplo si se tienen las siguientes relaciones de cointegración: A-B, A-C, A-D, B-C, decimos que A es el activo más cointegrado, pues tiene relación con B, C y D (los siguientes activos en número de relaciones son C y B, con dos relaciones cada uno). Las reglas para elegir activos son las siguientes:

- 1) En la red de cointegración $RC = \{a_{ij}\}$ se localiza el activo x_{i_1} más cointegrado y se elimina.
- 2) Se analizan las relaciones de cointegración que todavía existen una vez que el activo x_{i_1} fue eliminado y se construye una nueva red de cointegración RC_2 con los activos restantes. Esta nueva red será una matriz de dimensión $(n - 1) \times (n - 1)$.
- 3) En la nueva red RC_2 se localiza nuevamente el activo más cointegrado y se elimina.
- 4) Se repiten los pasos 1 y 2 hasta que en cada renglón de i la red RC_2 hay a lo más una entrada a_{ij} con valor 1.
- 5) Para romper los últimos pares de cointegración se elige aquel activo que haya resultado con más relaciones de causalidad en el sentido de Granger y, posteriormente, se elimina.

De esta forma llegamos a una matriz $RC' = \{a'_{ij}\}$ donde $a'_{ij} = 0$ para toda i, j . Sean x_{i_1}, \dots, x_{i_k} los activos que en ningún paso se eliminaron. Estos son los activos con los que se construirá el portafolio de inversión. La selección de los pesos dependerá del administrador del portafolio, para el presente trabajo decidimos seguir la metodología de Markowitz (1952) y calcular el portafolio de mínima varianza global. Sean r_i el vector de ren-

dimientos del activo x_i . Sea $w = \{w_i\}$ el vector de pesos de los activos del portafolio y sea Σ la matriz de covarianzas de los rendimientos. El vector w está sujeto a la restricción de que $w'e = 1$, donde $e = \{1, \dots, 1\}$. El problema de optimización que resuelve el vector de pesos para el portafolio de mínima varianza, sujeto a la restricción es $\min_w w'\Sigma w$ s. t. $w'e = 1$. En la siguiente sección se describe la aplicación de la metodología para portafolios de América Latina y Estados Unidos, y una comparación del rendimiento ajustado por riesgo contra el *benchmark* seleccionado en cada caso.

2. Aplicación de la estrategia

La aplicación de la estrategia se hizo para los mercados de Brasil, Chile, México y Estados Unidos. Se seleccionaron como *benchmark* el índice Merval para Argentina, BOVESPA para Brasil, IPSA para Chile, IPC para México y NASDAQ100 para Estados Unidos. La elección de estos índices responde en primera instancia a que el número de acciones en cada caso no es excesivo para que sea razonable que un inversionista pueda tener posiciones en todos los activos que componen el índice y sea entonces un *benchmark* adecuado (lo que se conoce como investibilidad del índice), y en segundo lugar, a que en el mercado correspondiente, el índice es el más popular entre los inversionistas internacionales.

Se utilizaron precios diarios ajustados de los últimos seis años de cotización de cada índice, del primer día de febrero de 2010 al último día de enero de 2016. Los datos fueron obtenidos de Bloomberg, Reuters y Yahoo Finance. Para cada país se eliminaron los días en los que al menos una acción no cotizó, resultando en una serie de precios de 1550 datos para Brasil, 1594 datos para Chile, 1620 datos para México y 1576 datos para Estados Unidos.

De acuerdo a las prácticas convencionales de calibración de portafolios, los primeros cuatro años son utilizados para la calibración del modelo y la selección de los pesos de los activos en el portafolio, mientras que los dos finales se utilizan para probar el desempeño del portafolio resultante contra su *benchmark*. Con ello, el periodo de calibración consiste en los precios desde el primer día de cotización de febrero de 2010 al último de enero de 2014. Esto resulta en 998 los datos para calibrar y 552 para probar el portafolio para el mercado Brasileño; 1018 datos para calibrar y 576 para probar el portafolio para el mercado Chileno; 1042 datos para calibrar y 578 para probar el portafolio del mercado Mexicano y 1025 datos para calibrar y 551 datos para probar el desempeño del portafolio en el mercado

Estadunidense. Para el periodo de evaluación entonces se consideran los precios desde febrero de 2014 al último día de cotización de enero de 2016.

Utilizamos el software MySQL para almacenar y consultar la base de datos y, para llevar a cabo los pasos mencionados en la estrategia propuesta, programamos un algoritmo utilizando el paquete de programación R.

A partir de los datos, se construyen dos portafolios de mínima varianza. El primero, al que nos referiremos como “Portafolio de Mínima Varianza”, contiene las acciones con una cotización continua en el periodo establecido. Para ello se verifica la constitución accionaria actual de los índices mencionados y se obtiene la serie de datos de las acciones que cotizaron en el periodo completo. Mediante una inspección de datos se observó que no todas las acciones que actualmente constituyen los índices cuentan con información continua completa, por tanto, dichas acciones no se contemplarán como parte de la muestra. Es importante mencionar que, para su construcción, se procede de la manera convencional es decir, no se considera la relación de causalidad y cointegración entre sus elementos. El Cuadro 1 presenta un resumen del número de acciones que actualmente constituyen cada uno de los índices, así como el número de acciones que no formarán parte del Portafolio de Mínima Varianza debido a que no se conoce la información de precios completa para el periodo definido.

En el segundo portafolio que se construye, lo que llamaremos “Portafolio Propuesto”, se incorpora la estrategia descrita en la sección anterior. Se descartan activos que estén relacionados de acuerdo a las redes

Cuadro 1 Número de acciones por índice y número de acciones no contempladas para la formulación de portafolios

Índice	Acciones que constituyen el índice	Acciones no contempladas
MERBAL	13	0
BOVESPA	62	12
IPSA	40	5
IPC	37	10
NASDAQ 100	100	7

Fuente: elaboración propia.

de cointegración del portafolio y en sentido causal de Granger. Dadas las características de la prueba de causalidad, la significancia en los resultados puede variar en función del número de rezagos con el que se realice la prueba. Para efectos del presente estudio, se empleó el criterio de Schwarz para la selección del rezago óptimo a utilizar en la prueba, teniendo como resultado que el criterio opta por el primer rezago como el adecuado. Utilizando dicho criterio, se procede a considerar los pares de acciones en los que se encuentre evidencia de causalidad al 95%.

El Cuadro 2 presenta la comparación del desempeño del *benchmark* contra el Portafolio de Mínima Varianza y el Portafolio Propuesto en términos de la media de los rendimientos diarios, calculados como $\ln(P_t/P_{t-1})$, la desviación estándar de los rendimientos; el rendimiento total, el coeficiente de asimetría y la curtosis. En las Gráficas 1 a 4 se puede observar el comportamiento de los rendimientos acumulados de dichos portafolios para cada mercado considerado.

De los resultados observados para el mercado brasileño en los dos años de prueba, se observa que el índice BOVESPA presenta un rendimiento negativo total de -12.44% con una media de rendimientos diarios de -0.02% y desviación estándar de 0.0151. Para este mismo mercado, el portafolio de mínima varianza conformado por 50 acciones del índice, muestra un rendimiento positivo total de 9.31% que representa un *spread* de 21.75% con respecto al índice BOVESPA y con una desviación estándar de 0.0123 que es aún menor que la del propio índice. El portafolio propuesto elimina cuatro acciones de las 50 utilizadas en el portafolio de mínima varianza, el rendimiento total para el mismo periodo fue de 12.94% que representa un *spread* de 25.38% superior al índice y con una desviación estándar inferior a la del índice con 0.0121. Lo anterior muestra que, para este mercado, fue posible construir un portafolio que además de tener un mejor desempeño de rendimiento en comparación con el índice, la volatilidad se redujo al desincorporar acciones cointegradas. Dicha comparación puede identificarse, de manera más clara, en la Gráfica 1.

No se reportan resultados para el caso de Argentina ya que, de las 13 que constituyen el Merval, no se encontraron pares en los que se observara causalidad en el sentido de Granger a un rezago. Por tanto, no es posible llevar a cabo la verificación de relaciones de cointegración bajo los mismo criterios que con el resto de los países considerados. Lo anterior nos lleva a suponer

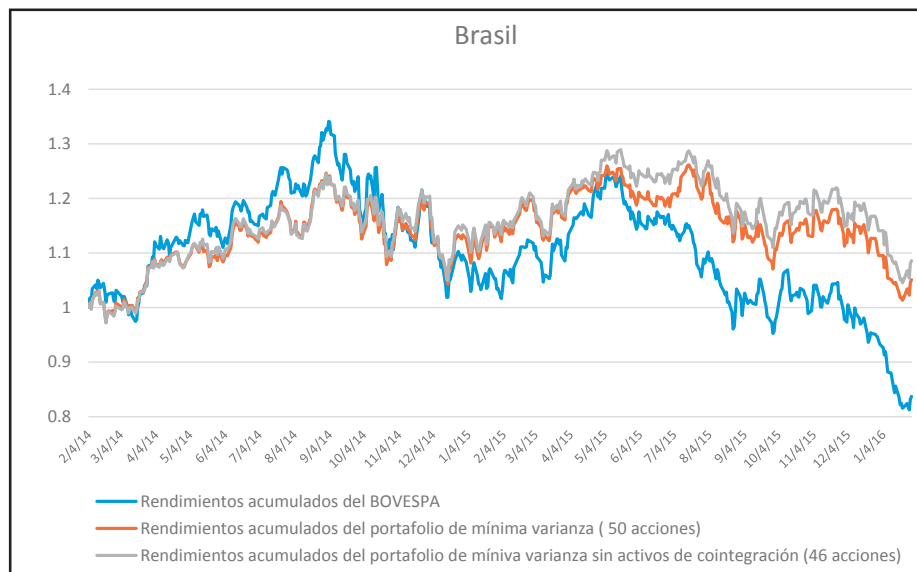
Cuadro 2 Descripción de los rendimientos diarios de febrero del 2014 a enero del 2016 para el Benchmark, Portafolio de Mínima Varianza y Portafolio Propuesto. Considerando las Redes de Cointegración

	Índice	Portafolio de Mínima Varianza	Portafolio Propuesto
Brasil	BOVESPA	50 acciones	46 acciones
Media Rend. Diarios	-0.02%	0.03%	0.03%
Desv. Estándar	0.0151	0.0123	0.0121
Rendimiento Total	-12.44%	9.31%	12.94%
Coef. de Asimetría	0.2959	0.1093	0.1557
Curtosis	0.4251	0.469	0.5958
Chile	IPSA	35 acciones	30 acciones
Media Rend. Diarios	0.02%	0.06%	0.07%
Desv. Estándar	0.0073	0.0112	0.0123
Rendimiento Total	7.75%	29.16%	36.29%
Coef. de Asimetría	0.2634	1.5729	1.4873
Curtosis	1.4218	13.3223	12.3148
México	IPC	27 acciones	25 acciones
Media Rend. Diarios	0.02%	0.09%	0.08%
Desv. Estándar	0.0082	0.0083	0.0084
Rendimiento Total	8.00%	53.37%	47.59%
Coef. de Asimetría	0.1377	0.2477	0.2599
Curtosis	1.2944	1.8275	1.9815
Estados Unidos	NASDAQ 100	93 acciones	86 acciones
Media Rend. Diarios	0.04%	0.07%	0.07%
Desv. Estándar	0.0106	0.0095	0.0095
Rendimiento Total	21.14%	41.51%	41.82%
Coef. de Asimetría	-0.3029	-0.1915	-0.1837
Curtosis	2.1793	2.567	2.5851

Fuente: elaboración propia.

que, posiblemente, el número de activos disponibles es un elemento clave para la implementación de la estrategia propuesta. Otra posible explicación a este resultado puede encontrarse en la naturaleza de la relación de los activos del mercado argentino. Es decir, si los activos presentan una relación de independencia entre sí, la estrategia es incapaz de proveer de mejores posibilidades de diversificación. Si bien este debate no se presentaba como objetivo inicial de investigación, el resultado del mercado argentino nos incita a explorar, en futuras investigaciones, las condiciones sobre el número de activos iniciales para el análisis y la naturaleza de su relación.

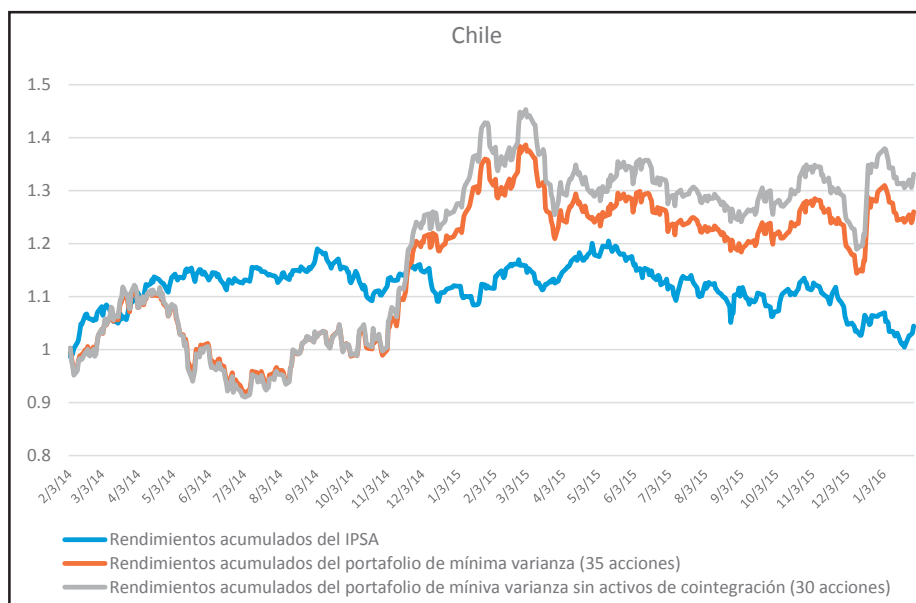
Gráfica 1. Evolución de los rendimientos acumulados de los portafolios para el periodo febrero 2014 a enero 2016 para el mercado Brasileño



Fuente: elaboración propia. Resultados propios con datos de Bloomberg, Reuters y Yahoo Finance.

Para el caso del mercado de Chile, el índice mostró un rendimiento total de 7.75%, con una desviación estándar de 0.0073. El portafolio de mínima varianza constituido por 35 acciones de las 40 con las que cuenta originalmente el índice, muestra un rendimiento total de 29.16% con una desviación estándar de 0.0112, que es superior a la del índice. El portafolio propuesto con tan solo 30 acciones tiene un rendimiento total de 36.29% que representa un *spread* de 28.54% en relación al IPSA, sin embargo la volatilidad de este portafolio propuesto se eleva a 0.0123. En lo que respecta al comportamiento de los rendimientos acumulados para el caso de Chile, en la Gráfica 2 se muestra que, durante los primeros meses de prueba, el índice supera a ambos portafolios, sin embargo, cerca de la mitad del periodo los portafolios repuntan y superan marcadamente al índice. Por su parte, en el caso del mercado mexicano, el IPC presenta un rendimiento total de 8% con una desviación estándar de 0.0082. El portafolio de mínima varianza constituido por 27 acciones de las 37 con las que originalmente cuenta el IPC, mostró un rendimiento de 53.37% para el mismo periodo, lo cual representa un *spread* de 45.37% con respecto al mismo IPC y con una desviación estándar de 0.0083 que es marginalmente superior a la del índice de referencia. Para el portafolio propuesto se eliminaron 2 acciones, de las 27 del portafolio de

Gráfica 2. Evolución de los rendimientos acumulados de los portafolios para el periodo febrero 2014 a enero 2016 para el mercado Chileno

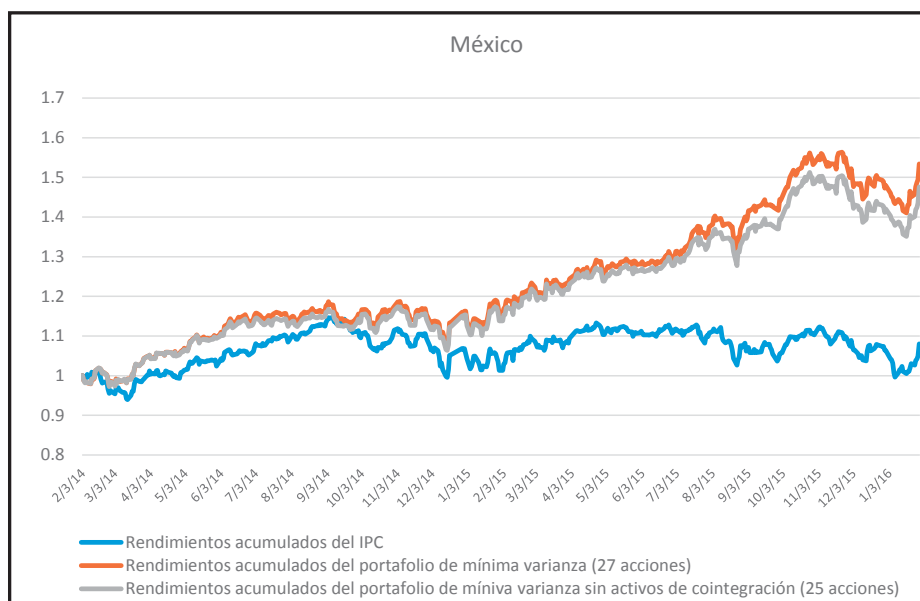


Fuente: elaboración propia. Resultados propios con datos de Bloomberg, Reuters y Yahoo Finance.

mínima varianza, que se identificaron como cointegradas, como resultado, el portafolio muestra un rendimiento de 47.49% con un *spread* de 39.59% respecto al índice y una desviación estándar de 0.0084; resultado 0.0002 mayor a la del propio índice. Para este mercado, sin embargo, el portafolio de mínima varianza superó al portafolio propuesto que elimina la cointegración entre sus activos. En la Gráfica 3 puede observarse que, aunque ambos portafolios construidos superan el comportamiento del IPC, el portafolio de mínima varianza se encuentra consistentemente por arriba del portafolio propuesto durante el periodo de análisis.

Finalmente se encuentra que el NASDAQ 100 de Estados Unidos tuvo un rendimiento de 21.14% con una desviación estándar de 0.0106. El portafolio de mínima varianza constituido por 93 acciones de las 100 que incluye el índice, muestra un rendimiento de 41.51% cuyo *spread* es de 20.37% contra el índice y una desviación estándar menor. El portafolio propuesto, constituido por 86 acciones, tiene un rendimiento total de 41.82% con una desviación estándar de 0.0095. En este ejemplo, tanto el portafolio de mínima varianza como el propuesto, si bien superaron el rendimiento total del NASDAQ 100, la descripción de los rendimientos son similares y se

Gráfica 3. Evolución de los rendimientos acumulados de los portafolios para el periodo febrero 2014 a enero 2016 para el mercado mexicano



Fuente: elaboración propia. Resultados propios con datos de Bloomberg, Reuters y Yahoo Finance.

explica en parte por el número de empresas que constituyen el índice y la proporción de emisoras que se eliminaron por razones de cointegración. En la Gráfica 4 se observa que ambos se empalman a lo largo de su trayectoria, el efecto de haber eliminado acciones cointegradas y formar un portafolio de mínima varianza con las acciones restantes no representó una ventaja en relación al portafolio que incluye las 93 acciones con información completa.

Conclusiones

En el presente trabajo se realiza una propuesta metodológica para la construcción de portafolios de inversión a través de un algoritmo que considera las relaciones de causalidad y cointegración como elementos para identificar oportunidades de diversificación. Nuestra propuesta puede verse como un procedimiento adicional al análisis de correlación lineal, llevado a cabo de manera tradicional, en el sentido que se busca incorporar relaciones de largo plazo entre los activos que conforman el portafolio. Para ello, se utiliza la definición de red de cointegración y se elimina del portafolio el(los) activo(s) que presente(n) el mayor número de redes. Con la finalidad

Gráfica 4. Evolución de los rendimientos acumulados de los portafolios para el periodo Febrero 2014 a Enero 2016 para el mercado Norteamericano



Fuente: elaboración propia. Resultados propios con datos de Bloomberg, Reuters y Yahoo Finance.

de comparar los resultados obtenidos a través de la implementación de la estrategia propuesta se construyen dos portafolios. El primero, al que llamamos Portafolio de Mínima Varianza, es construido sin considerar los efectos de causalidad y cointegración entre sus activos mientras que el segundo, llamado Portafolio Propuesto, si lo hace. Se presenta también el comportamiento del *benchmark* como elemento de comparación adicional al análisis mencionado. La aplicación de la estrategia se realizó para el caso de cuatro mercados financieros de América Latina y se presenta el caso de Estados Unidos para captar asimetrías que pudieran generarse por la diferencia tanto de eficiencia de mercado, como de condiciones de transacción en mercados con diversos niveles de desarrollo.

Los resultados obtenidos muestran que, para el caso de Brasil, Chile y México, fue posible construir portafolios que superaran al rendimiento de los índices de referencia de cada país. Más aún, para el caso del mercado brasileño, se mostró que adicionalmente al mejor desempeño, se pudo reducir la volatilidad del mismo. Bajo la perspectiva de la teoría moderna de portafolios, este resultado valida la posibilidad de diversificar un portafolio construido con activos en ese mercado. En contraparte, el

efecto de diversificación no se observa en los otros dos casos ya que, para los casos de Chile y México se encontró que las desviaciones estándar son ligeramente mayores a las de sus respectivos *benchmarks*. Se destaca que, para el caso argentino no fue posible encontrar relaciones de causalidad con las que pudiera implementarse la estrategia. Este último resultado puede ser explicado por el bajo número de acciones disponibles y/o una posible relación independiente entre ellas.

Es interesante el caso de Argentina, en el que, usando el índice elegido Merval, no se encuentra ninguna relación de causalidad en el sentido de Granger, y por tanto la estrategia no puede ser aplicada. Este resultado nos lleva a pensar en que tal vez el número de activos iniciales necesarios para aplicar la estrategia es una variable de importancia, o bien, que en el periodo estudiado el mercado argentino presenta características distintas a cualquier otro de los elegidos. Aunque en el presente trabajo no se profundiza en esta cuestión, sin duda es una pregunta interesante para explorar más adelante.

El caso del mercado de Estados Unidos se presenta como elemento comparativo para observar si el nivel de desarrollo y/o de eficiencia del mercado genera asimetrías en los efectos de diversificación de la propuesta de estrategia. Se observa que, de manera similar a al caso brasileño, también fue posible encontrar portafolios con rendimientos superiores al índice y menores desviaciones estándar. No obstante se observa que, dicha oportunidad de diversificación, es menor a la observada en los países latinoamericanos. Una posible explicación para este resultado radica en que los mercados eficientes asumen información completa entre sus participantes. Por ello, las diferentes estrategias de construcción de portafolio no presentan, de manera sistemática, resultados diversos. Esta apreciación es consistente con la literatura en el sentido de que en éstos últimos se observan mayores ineficiencias que se pueden explotadas en comparación con los mercados desarrollados. Sugerimos así, como posibles extensiones del presente trabajo, la incorporación de otros mercados emergentes, dada la actual integración de los mercados latinoamericanos a través del MILA, para la construcción de un portafolio que considere a los activos del mercado de manera conjunta y observar su desempeño en comparación con índices globales de referencia de mercados emergentes. Así mismo, un análisis sobre condiciones específicas que deriven en la no eficiencia de los mercados financieros latinoamericanos es pertinente como fundamento para explicar la naturaleza de las diferencias entre los portafolios que pueden construirse.

Referencias bibliográficas

- Arouri, M. E. H., M. Bellalah y D.K. Nguyen. (2010). "The comovements in international stock markets: new evidence from Latin American emerging countries". *Applied Economics*, 17(13), pp. 1323-1328.
- Bessembinder, H., y K. Chan. (1998). "Market Efficiency and the Returns to Technical Analysis". *Financial Management*, 27(2) pp. 5-17.
- Chen, G., M. Firth y O. Meng. (2002). "Stock Market Linkages: evidence from Latin America". *Journal of Banking & Finance*, 26(6), pp. 1113-1141.
- Chen, K., y X. Li. (2006). "Is Technical Analysis Useful for Stock Traders in China? Evidence from the Szse Component A-Share Index". *Pacific Economic Review*, 11(4), pp. 477-488.
- Christofi, A., y A. Pericli. (1999). "Correlation in price changes and volatility of major Latin American stock markets". *Journal of Multinational Financial Management*, 9(1), pp. 79-93.
- De Barba, F. G., y P.S. Ceretta. (2011). "Long-run relationship among Latin America stock markets and the US - impacts of the 2007/2008 crisis". *International Research Journal of Finance and Economics*, 71, pp. 132-144.
- Diamandis, P. F. (2009). "International stock market linkages: Evidence from Latin America". *Global Finance Journal*, 20(1), pp. 13-30.
- Engle, R.F. y C. Granger. (1987). "Co-Integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing". *Econometrica*, 55(2), pp. 251-276.
- Fama, E. (1970). "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work". *Journal of Finance*, 25(2), pp. 383-417.
- Fifield, S., D. Power y D. Sinclair. (2005). "An Analysis of Trading Strategies in Eleven European Stock Markets". *European Journal of Finance*, 11(6), pp. 531-548.
- Gan, C., M. Lee, A. Hue y J. Zhang. (2005). "Revisiting Share Market Efficiency: Evidence from the New Zealand, Australia, US and Japan Stock Indices". *American Journal of Applied Sciences*, 2(5), pp. 996-1002.
- Granger, C. (1969). "Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods". *Econometrica*, 37, pp. 424-438.
- Granger, C. (1980). "Testing for causality: A personal viewpoint". *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2, pp. 329-352.
- Granger, C. (1988). "Some recent developments in a concept of causality". *Journal of Econometrics*, 39, pp. 199-211.

- Jawadi, F., M.E.H. Arouri y D.K. Nguyen. (2010). "Stock market integration in Mexico and Argentina: are short- and long-term considerations different?". *Applied Economics Letters*, 17(15): 1503–1507.
- Johansen, S. (1988). "Statistical and hypothesis testing of cointegration vectors". *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12, pp. 231-254.
- Johansen, S. (1991). "Estimation and hypothesis testing of cointegration in Gaussian vector autoregressive models". *Econometrica*, 59(6), pp. 1551-1580.
- Johansen, S. (1995). *Likelihood-Based Inference in Cointegrated Autoregressive Models*. Oxford University Press.
- Johansen, S. y K. Juselius. (1990). "Maximum Likelihood Estimation and Inference on Cointegration-with Applications to the Demand for Money". *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 52, pp. 169-210.
- Johansen, S. (1992). "Testing structural hypotheses in a multivariate cointegration analysis of the PPP and the UIP for UK". *Journal of Econometrics*, 53(1-3), pp. 211–244.
- Karemera, D., K. Ojah y J.A. Cole. (1999). "Random walks and market efficiency tests: Evidence from emerging equity markets". *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 13(2), pp. 171–188.
- Kristoufek, L., y M. Vosvrda. (2013). "Measuring capital market efficiency: Global and local correlations structure". *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 392(1), pp. 184–193.
- Kyaw, N. A., C.A. Los y S. Zong. (2006). "Persistence characteristics of Latin American financial markets". *Journal of Multinational Financial Management*, 16(3), pp. 269–290.
- Lintner, J. (1965). "The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets". *Review of Economics and Statistics*: 47(1), pp. 13-37.
- Markowitz, H. M. (1952). "Portfolio selection". *Journal of Finance*. 7(1), pp. 77-91.
- Mobarek, A., A. Sabur y R. Bhuyan. 2008. "Market Efficiency in Emerging Stock Market". *Journal of Emerging Market Finance*, 7(1): 17-41.
- Modigliani, F., y M. Miller. (1958). "The Cost of Capital, Corporation Finance and the Theory of Investment". *The American Economic Review*, 48(3), pp. 261-297.
- Raja, M., C. Sudhahar y M. Selvam. (2009). "Testing the Semi-Strong Form Efficiency of Indian Stock Market with Respect to Information Content of Stock Split Announcement- A Study of IT Industry". *International Research Journal of Finance and Economics*, 25, pp. 7-20.

- Ratner, M. y R.P.C. Leal. (1999). "Tests of technical trading strategies in the emerging equity markets of Latin America and Asia". *Journal of Banking and Finance*, 23(12), pp. 1887-1905.
- Sarmiento, P., J.B. Duarte y J. Mascareñas. (2014). "Análisis de causalidad entre mercados bursátiles latinoamericanos y el Standard & Poor's 500". *Revista de Ciencias Sociales*, 20(2), pp. 241-253.
- Sharpe, W. (1964). "Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium unde Conditions of Risk". *Journal of Finance*, 19(3), pp. 425-442.
- Téllez-Gaytán, J. C., y P, López-Sarabia. (2010). "Comovimiento entre mercados accionarios de América Latina y Estados Unidos: Un enfoque de wavelets". *Economía: Teoría Y Práctica Nueva Época*, 32, pp. 55-82.
- Treynor, J. (1961). "Toward a Theory of Market Value of Risky Assets". Documento de Trabajo.
- Zhong, M., T. Chang y H.W. Tzeng. (2014). "International equity diversification between the United States and BRICS countries". *Romanian Journal of Economic Forecasting*, 17(1), pp. 123-138.