

ESTUDIO DE LA DEPENDENCIA ENTRE MERCADOS BURSÁTILES
LATINOAMERICANOS Y ESTADOS UNIDOS

PAOLA ANDREA SARMIENTO GONZÁLEZ



UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO MÉCANICAS
ESCUELA DE ESTUDIOS INDUSTRIALES Y EMPRESARIALES
BUCARAMANGA

2011

ESTUDIO DE LA DEPENDENCIA ENTRE MERCADOS BURSÁTILES
LATINOAMERICANOS Y ESTADOS UNIDOS

PAOLA ANDREA SARMIENTO GONZALEZ

Proyecto de grado para optar al Título de
Ingeniera Industrial

Director

Juan Benjamín Duarte Duarte

MSc. Finanzas de Empresa



UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO MÉCANICAS
ESCUELA DE ESTUDIOS INDUSTRIALES Y EMPRESARIALES
BUCARAMANGA

2011

AGRADECIMIENTOS

Deseo expresar mi profundo agradecimiento, al Profesor Juan Benjamín Duarte Duarte, por su apoyo, asistencia y colaboración durante el desarrollo de este proyecto. Sus importantes ideas, explicaciones y contribuciones como director de proyecto fueron de gran ayuda durante las diferentes etapas de la investigación.

Asimismo, mi más sincera gratitud a mis padres y mi hermano, por su constante acompañamiento, confianza y afecto a lo largo de mi carrera profesional. Agradezco de manera muy especial a mi novio Luis Carlos Villamizar, por sus valiosos consejos, amor y apoyo incondicional, siendo una inspiración en mi vida.

CONTENIDO

	pág.
INTRODUCCION	13
1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	15
1.1. JUSTIFICACION	17
1.2. PREGUNTA CENTRAL DE LA INVESTIGACION	18
1.3. OBJETIVOS	18
1.3.1. Objetivo General	18
1.3.2. Objetivos Específicos.....	18
2. ESTADO DEL ARTE	19
2.1. MARCO TEORICO	19
2.1.1. Análisis de Regresión	19
2.1.2. Método de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO).....	20
2.1.3. Coeficiente de Determinación	22
2.1.4. Coeficiente de Correlación.....	23
2.1.5. Inferencia Estadística.....	24
2.1.6. Violación de los Supuestos MCO.....	26
2.1.7. Procesos Estocásticos Estacionarios y No Estacionarios.....	30
2.1.8. Prueba de Raíz unitaria	31
2.1.9. Cointegración.....	35
2.1.10. Autocorrelación y Modelos Autorregresivos.....	36
2.1.11. Prueba de Causalidad de Granger y Vector Autorregresivo VAR.....	38
2.2. ANTECEDENTES	40
2.2.1. Evidencia para América Latina	42

3.	METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN.....	44
3.1.	ANÁLISIS PRELIMINAR	44
3.2.	MODELO ECONOMETRICO.....	45
4.	DATOS Y RESULTADOS.....	48
4.1.	ANALISIS PRELIMINAR	51
4.1.1.	Análisis de la distribución de los retornos	51
4.1.2.	Correlación	53
4.1.3.	Autocorrelación	54
4.1.4.	Prueba de Raíz Unitaria.....	55
4.1.5.	Prueba de Cointegración Engle- Granger (EG)	56
4.2.	MODELO ECONOMETRICO.....	59
4.2.1.	Prueba de Causalidad de Granger	60
	CONCLUSIONES	65
	RECOMENDACIONES.....	67
	BIBLIOGRAFIA.....	68
	ANEXOS.....	71

LISTA DE TABLAS

	pág.
Tabla 1. Supuestos detrás del Método de Mínimos Cuadrados	22
Tabla 2. Estadísticos Descriptivos para los países	49
Tabla 3. Resumen estadísticos retornos índices bursátiles	52
Tabla 4. Matriz de Correlación	53
Tabla 5. Autocorrelaciones de las series	54
Tabla 6. Prueba de Raíz Unitaria para las series de los índices bursátiles	56
Tabla 7. Prueba de Raíz Unitaria para los residuos <i>ut</i>	58
Tabla 8. Modelo econométrico según Análisis de Cointegración.....	59
Tabla 9. Prueba de Causalidad de Granger y de Exogenidad de Bloque.....	61
Tabla 10. Resultado de las estimaciones para los índices latinoamericanos y el S&P500.....	62

LISTA DE FIGURAS

	pág.
Figura 1. Metodología de la Investigación	47
Figura 2. PIB y Capitalización de Mercado 2001- 2009 para los países.....	50
Figura 3. Histogramas retornos índices bursátiles	51
Figura 4. Cotización diaria S&P500	57

LISTA DE ANEXOS

	pág.
Anexo A. Prueba Jarque-Bera de Normalidad.....	71
Anexo B. Criterio de Información de Akaike (CIA)	72
Anexo C. Precios en Logaritmos de los Índices Bursátiles de cada País	73

RESUMEN

TITULO: ESTUDIO DE LA DEPENDENCIA ENTRE MERCADOS BURSATILES LATINOAMERICANOS Y ESTADOS UNIDOS*

AUTOR: SARMIENTO, Paola A.**

PALABRAS CLAVES: Mercados Latinoamericanos, Estacionariedad, Cointegración, Causalidad de Granger.

DESCRIPCION:

El presente trabajo de investigación examina la dependencia y causalidad existente entre los principales índices bursátiles de América Latina (Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México y Perú) y el S&P500 de Estados Unidos, mediante la Prueba de Causalidad de Granger, para el periodo de Julio 2001-Noviembre 2010. Lo anterior con el propósito de identificar posibles beneficios de diversificación para los inversionistas.

La investigación se desarrolló en dos fases, la primera de ellas comprende el análisis preliminar del comportamiento y perfil estacionario de cada una de las series de tiempo, además de la prueba de cointegración, la cual es determinante en la elección del modelo econométrico. La segunda fase contempla la estimación del modelo específico y la evaluación de los coeficientes estimados a partir de la Prueba de Causalidad de Granger. Para realizar un análisis más detallado se fracciono la muestra en periodos según la tendencia creciente o decreciente de los datos.

Los resultados obtenidos revelan el comportamiento de causalidad histórico de los países. El efecto causal del S&P500 sobre los mercados latinoamericanos parece presentar una tendencia ascendente periodo a periodo, alcanzando su máximo durante la crisis financiera estadounidense de 2008 donde la caída del índice norteamericano afecto significativamente el desempeño de los índices bursátiles de la región, limitando consecuentemente los beneficios de la diversificación. No obstante países como Argentina, Brasil y Colombia exhiben perfiles de inversión prometedores al superar y alejarse notablemente del mercado estadounidense a partir del año 2009, lo que sugiere posibilidad de diversificación en estos mercados.

* Proyecto de Grado

** Faculta de Ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales.
Director: Juan Benjamín Duarte Duarte.

ABSTRACT

TITLE: STUDY OF THE DEPENDENCE BETWEEN LATIN AMERICA STOCK MARKETS AND UNITED STATES*

AUTHOR: SARMIENTO, Paola A.**

KEYWORDS: Latin America Stock Markets, Stationarity, Cointegration, Granger Causality test

DESCRIPTION:

The present research work examines the dependence and causality relationship for the major stock markets in Latin America (Argentina, Brazil, Chile, Colombia, Mexico y Peru) and the S&P500 of United States for the period of July 2001-November 2010, by using the Granger causality test. This study was done identify potential diversification benefits for the investors.

The research was developed in two phases, the first one includes the preliminary analysis of the behavior and stationary profile of each one of the time series, as well as the cointegration test, which is conclusive on the choice of the econometric model. The second phase covers the model estimation plus the evaluation of the estimated coefficients using the Granger causality test. For a better detailed analysis, the sample was divided into periods according to the increasing or decreasing trend of the data.

The results show the historical causality relationship of the countries. The causal effect of S&P500 on Latin American markets appears to present an upward trend from period to period, peaking during the U.S. financial crisis of 2008 where the decline of the North American index significantly affected the performance of the stock market indexes in the region, limiting therefore the benefits of diversification. Nevertheless countries such as Argentina, Brazil and Colombia exhibit promising investment profiles, beating and walking away notably from the U.S. market since 2009, which suggest possibility of diversification in these markets.

* Grade Work

** Faculty of Physical Mechanical Engineering. School of Industrial and Business Studies.
Director: Juan Benjamín Duarte Duarte.

INTRODUCCION

Los mercados de capitales se caracterizan por poner a disposición de sus participantes instrumentos de crédito, los cuales al ser intercambiados entre las partes funcionan como medio de financiación, al proporcionar capital a las compañías emisoras; y como medio de inversión para los ahorradores que encuentran en el una alternativa para generar rentabilidad.

A partir de la década de los setenta, los mercados de capitales mundiales han experimentado un crecimiento y desarrollo notable, el cual se ha focalizado especialmente en los centros financieros mundiales y en los países industrializados. No obstante, con el tiempo los mercados emergentes se han ido sumando a esta tendencia. Con el fin de incentivar los mercados de valores nacionales en los años noventa, los países en desarrollo implementaron un gran número de reformas tales como la liberación de los sistemas financieros, la privatización de las empresas estatales, la internacionalización de servicios, la creación de entornos más propicios para los negocios, entre otros (De la Torre & Schmukler, 2005). Por esta razón, mercados emergentes latinoamericanos como Brasil, Chile, Colombia, México y Perú (considerados 100% abiertos a inversión extranjera) representan una alternativa muy interesante para aquellos inversionistas que buscan nuevas oportunidades de negocios fuera de sus mercados capitales locales (Hamard A. 2007).

De acuerdo a esto, y con el fin de identificar beneficios de diversificación es importante evaluar la dependencia entre los mercados financieros mundiales, mediante la aplicación de diversas metodologías econométricas y estadísticas. En este trabajo de investigación se estudia la relación en el tiempo de los principales mercados latinoamericanos con el mercado Estadounidense.

El capítulo 1 de este documento contiene el planteamiento del problema, la justificación y los objetivos. En el capítulo 2 se presenta el estado del arte; el análisis bibliográfico y teórico; además de antecedentes, artículos e investigaciones anteriores. En el capítulo 3 se describe la metodología y diseño empírico empleado para el desarrollo de la investigación. El capítulo 4 resumen los resultados y discusión de las pruebas efectuadas y finalmente se presentan las conclusiones.

1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Hoy en día, la constitución de un buen portafolio es uno de los temas de mayor trascendencia para los inversionistas, quienes encuentran en el mercado de renta variable un medio muy atractivo de negocio. La *teoría moderna de portafolio* afirma que los inversionistas se podrían beneficiar de la diversificación internacional cuando el grado de interdependencia y co-movimientos entre los mercados bursátiles nacionales sea bajo o nulo (Diamandis, 2009). En caso de que se presente un descenso en alguno de los mercados, el riesgo no sistemático se disminuye, reduciendo así la probabilidad de pérdida.

Los mercados emergentes¹ se han convertido en un destino atractivo de inversión al proporcionar características únicas, tales como: 1) Una mayor cobertura o diversificación de la cartera de activos que la obtenida en mercados domésticos, ya que la inclusión de activos procedentes de mercados emergentes puede disminuir la exposición a factores macroeconómicos que puedan afectar a los activos domésticos y 2) Un incremento de la rentabilidad esperada, dado que según datos históricos se evidencian crecimientos de dos a tres veces mayor en relación a los mercados desarrollados. (Hamard, 2007).

Según estudios del Fondo Monetario Internacional (2010), países emergentes latinoamericanos como Brasil, Chile, Colombia, México y Perú se caracterizan por poseer grandes vínculos con los mercados financieros mundiales, al suministrar condiciones muy favorables con perfiles de riesgos prometedores, abundante liquidez y buenas perspectivas de crecimiento estructural.

¹ Entiéndase por mercado emergente a aquel "... mercado de capitales que está en transición, y que aumenta en tamaño, actividad o nivel de sofisticación a fin de "emerger" dentro de la economía global mediante la adopción de reformas que promuevan el desarrollo económico y la apertura de sus mercados" (Hamard A. 2007).

Adicionalmente, algunos países parecen haber experimentado un aumento en el nivel general de correlación e integración en los últimos años, influenciado por el desarrollo de empresas y organizaciones globales y multinacionales, los avances en la tecnología de la información, la desregulación de los sistemas financieros de los principales países industrializados, el crecimiento explosivo del flujo de capital y la abolición de los controles de divisas, entre otros (Bracker & Koch, 1999; Rezayat & Yavas, 2006).

Estas nuevas situaciones del mercado hacen indispensable que se reevalúe la correlación y causalidad existente entre los mercados mundiales; especialmente con aquellos países desarrollados que parecen dominar la periferia (mercados emergentes)², como Estados Unidos, considerado económicamente como la gran potencia mundial, debido entre otros factores a su desarrollo, su tamaño físico y al tamaño de su economía. Incluso autores como Ozdemir et al. (2009), enuncian que de presentarse cierta clase de vínculos entre los mercados, podría pensarse que el precio de las acciones de un país tiene la información para predecir el precio de las acciones de otro país.

Para el caso de América latina, estudios previos no solo evidenciaron la existencia de causalidad del S&P500 sobre los mercados emergentes de Argentina, Brasil, Chile, México, Perú y Venezuela (Ozdemir et al. 2009), sino también la presencia de cointegración entre el índice norteamericano y los índices bursátiles de Argentina y Chile (Valdes, 2006). Por otro lado, al usar observaciones semanales para el periodo de Enero 1988 a Julio 2006, Diamandis demostró en el 2009 que existe una relación de largo plazo entre el mercado estadounidense y el mercado de Argentina, Brasil, Chile y México.

² La literatura referente a los vínculos entre los mercados bursátiles sugiere que una especie de relación centro-periferia está surgiendo en la escena global donde los mercados de los países más ricos, como Estados Unidos, están dominando la periferia (Ozdemir et al. 2009).

Con el fin de identificar posibles beneficios de diversificación por parte de los inversionistas, el presente trabajo de investigación tiene como propósito evaluar la dependencia y causalidad entre cada uno de los principales índices bursátiles de América latina y Estados Unidos para el periodo Julio 2001-Noviembre 2010.

1.1. JUSTIFICACION

Considerando las nuevas variables y factores que hoy en día afectan la relación entre los mercados financieros mundiales, este estudio empírico pretende establecer si existe o no causalidad, entre los principales índices bursátiles de América Latina y el reconocido índice norteamericano S&P500 (Standard & Poor's 500).

La información que se obtiene con este estudio, es de gran valor para inversionistas al momento de tomar posiciones en el mercado, ya que permite identificar posibles beneficios de diversificación. Además, de ser útil para algunos investigadores, ya que puede servir como punto de partida para futuros estudios relacionados con dicha temática.

A diferencia de investigaciones previas, es importante destacar que el presente estudio aborda de manera original el problema de causalidad entre mercados. Se analiza el comportamiento histórico de causalidad de los países latinoamericanos, mediante el fraccionamiento de la muestra en diferentes periodos según la tendencia creciente o decreciente de las observaciones. Adicionalmente los resultados evidencian como los distintos mercados financieros de la región reaccionan en relación a los acontecimientos del mercado estadounidense.

1.2. PREGUNTA CENTRAL DE LA INVESTIGACION

¿Existe causalidad del índice norteamericano S&P500 sobre los principales índices bursátiles de América Latina?

1.3. OBJETIVOS

1.3.1. Objetivo General

Evaluar la dependencia existente entre los principales índices bursátiles de América Latina y Estados Unidos, mediante el uso de herramientas estadísticas y modelos econométricos.

1.3.2. Objetivos Específicos

- Revisar los fundamentos teóricos y conceptuales relacionados con la econometría de series de tiempo en el marco de las finanzas cuantitativas.
- Analizar los principales resultados obtenidos en investigaciones previas relacionadas con el estudio de la dependencia entre mercados.
- Identificar las características y singularidades de las series de tiempo objeto de estudio.
- Proponer al menos un modelo econométrico apropiado que explique la dependencia entre índices.
- Evaluar estadísticamente los resultados del modelo estimado, a partir de pruebas de significancia.
- Formular conclusiones a partir de los resultados obtenidos.

2. ESTADO DEL ARTE

Con mucha frecuencia en diferentes ámbitos y disciplinas se hace interesante conocer y explicar la relación presente entre dos o más variables diferentes. En el caso particular de las series de tiempos financieras es igualmente fascinante poder conocer y evaluar el comportamiento y dependencia de las variables a través del tiempo. En este capítulo se exponen las principales bases teóricas, antecedentes e investigaciones que se han desarrollado en torno al tema.

En la sección 2.1 se reúnen los principales fundamentos teóricos y conceptuales de la econometría de las series de tiempo. En la sección 2.2 se compilan los artículos e investigaciones relacionadas con el tema la cual se realizó mediante la utilización de recursos electrónicos, entre los cuales se destacan base de datos multidisciplinarias como Elsevier y Science Direct y revistas económicas como Journal of Banking and Finance, Journal of Multinational Financial Management, Global Finance Journal y Journal of Economics and Business, entre otras.

2.1. MARCO TEORICO

2.1.1. Análisis de Regresión

La relación entre variables puede ser explicada a través de la conocida regresión³; en términos generales “El análisis de regresión trata del estudio de la dependencia de la variable de pendiente, respecto a una o más variables (las variables explicativas), con el objeto de estimar y/o predecir la media o valor promedio poblacional de la primer en términos de los valores conocidos o fijos (en muestras repetitivas) de las últimas” (Gujarati, 2004, p.18).

³ Termino Introducido por primera vez por: GALTON, Francis. Family likeness in stature. En: Proceedings of the Royal Society. 1886. vol. 40, p. 42-63.

El análisis de regresión se puede presentar en diferentes niveles; se habla de una regresión simple en los casos en los que la variable explicada solo depende de una variable explicativa, mientras que en los casos en los que dicha variable depende de la presencia y comportamiento de dos o más variables se hace referencia a un modelo de regresión múltiple.⁴

Matemáticamente el modelo de regresión lineal simple se puede expresar de la siguiente manera:

$$\hat{Y}_i = \beta_1 + \beta_2 X_i + \hat{u}_i \quad (1)$$

En donde $\hat{\beta}_1$ es la intercepción de la línea con el eje y , $\hat{\beta}_2$ es la pendiente de la recta de regresión y \hat{u}_i se conoce como el residuo que es simplemente la diferencia entre el verdadero valor y el valor estimado de \hat{Y}_i . Debido a que en la mayoría de los casos la regresión poblacional no es observable directamente dado la dificultad de conseguir la totalidad de los datos de la población, la ecuación (1) hace referencia a la *Función de Regresión Muestral*, en donde $\hat{\beta}_1$ y $\hat{\beta}_2$ son los estimadores de los verdaderos parámetros poblacionales β_1 y β_2 . Una vez los estimadores $\hat{\beta}_1$ y $\hat{\beta}_2$ son conocidos es posible estimar y predecir los valores que toma \hat{Y}_i en términos de los valores conocidos de la variable X_i . Pero ¿Cómo se obtienen los estimadores que mejor representen los parámetros poblacionales y por lo tanto minimicen el error?

2.1.2. Método de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO)

El método de los *Mínimos Cuadrados Ordinarios* (MCO), otorga las bases necesarias para dar respuesta a dicha incógnita que bajo el criterio de

⁴ De manera alternativa Y es conocida como la variable regresada, mientras que X es la variable regresora.

minimización de la suma de los residuos al cuadrado $\sum \hat{u}_i^2$ proporciona las herramientas matemáticas para la estimación de dichos coeficientes de tal manera que se obtenga el modelo que mejor se ajuste a los datos.⁵ No obstante existen otros métodos que bajo diferentes criterios proporcionan muy buenos estimadores, de la recta de regresión, entre ellos se encuentran: el método de la máxima verosimilitud y la simulación.

Sin embargo es de aclarar que se decide por el MCO debido a su sencillez y su extenso uso, además el criterio de la minimización de la suma de residuos permite que los valores estimados de $\hat{\beta}_1$ y $\hat{\beta}_2$ se comporten como el *Mejor Estimador Lineal Insesgado* (MELI), insesgados dado que el valor promedio o esperado es igual al verdadero valor del parámetro poblacional β_2 y de varianza mínima (estimador eficiente) dentro de todos los estimadores lineales insesgados. Matemáticamente tenemos:

$$\hat{\beta}_2 = \frac{\sum x_i y_i}{\sum x_i^2} \quad \hat{\beta}_1 = \bar{Y} - \hat{\beta}_2 \bar{X} \quad (2)$$

En donde $x_i = (X_i - \bar{X})$ y $y_i = (Y_i - \bar{Y})$ representan las desviaciones de X y Y con respecto a sus valores medios.

Sin embargo para que los estimadores (2) cumplan con la propiedad MELI es necesaria la adopción de ciertos supuestos sobre el comportamiento de las variables explicativas X_i y los residuos u_i . La Tabla 1 enumera dichos supuestos y los tipos de violaciones de los mismos que se pueden presentar. De igual manera se asume que las u_i siguen una distribución normal⁶ y dado que los estimadores MCO son funciones lineales de los residuos u_i se infiere que $\hat{\beta}_1$ y $\hat{\beta}_2$ también están normalmente distribuidos.

⁵ Bajo este criterio el método de los MCO da más peso a los residuos que estén más dispersos que a aquellos que se encuentran más cerca de las observaciones individuales.

⁶ Que puede expresarse como $u_i \sim NID(0, \sigma^2)$, normal e independientemente distribuida con media cero y varianza constante.

Tabla 1. Supuestos detrás del Método de Mínimos Cuadrados

Supuesto	Tipo de violación
1. Modelo de Regresión lineal en los parámetros	No linealidad en parámetros
2. Los valores de X son fijos en muestreo repetitivo	Regresor(es) estocástico(s)
3. El valor medio de la perturbación u_i es igual a cero	Media de u_i distinta de cero
4. Homocedasticidad o igual varianza de u_i	Heteroscedasticidad
5. No existe autocorrelación entre las perturbaciones	Perturbaciones autocorrelacionadas
6. Covarianza entre u_i y X_i es cero	Covarianza distinta de cero
7. El número de observaciones n debe ser mayor que el número de parámetros por estimar	Menos observaciones muestrales que número de regresores
8. Variabilidad en los valores de X	Variabilidad insuficiente de X
9. El modelo de regresión está correctamente especificado	Sesgo de especificación
10. No hay multicolinealidad perfecta	Multicolinealidad

Fuente: Adaptado y modificado de Gujarati (2004)

2.1.3. Coeficiente de Determinación

Ya conocidos los coeficientes de la recta de regresión calculados por el Método de los Mínimos Cuadrados $\hat{\beta}_1$ y $\hat{\beta}_2$ es pertinente medir que tan bien se ajusta el modelo a los datos muestrales. El coeficiente de determinación expresado por r^2 en la regresión simple y R^2 en la regresión múltiple es un buen criterio de evaluación de ajuste. Según Montgomery (2003), el coeficiente de determinación mide la proporción o el porcentaje de la variación total en Y explicada por el modelo de regresión. Puede tomar valores entre 0 y 1. Cuando la variación de Y es explicada en un 100 % por la variación de X , el coeficiente de determinación es igual a 1; caso contrario cuando la variación de X no explica la variación de Y el r^2 será igual a cero. Por lo tanto en la medida en que la variación de X explique la variación Y , el coeficiente de determinación se acercara más a cero o a uno según corresponda.

2.1.4. Coeficiente de Correlación

Otra medida ampliamente utilizada, especialmente en los casos en donde las variables objeto de estudio se caracterizan por ser aleatorias (como pasa con las series de tiempo financieras) es el coeficiente de correlación r el cual mide la fuerza o el grado de relación entre dos variables tomando valores entre -1 y $+1$. Se presentan tres casos: un coeficiente de correlación de $+1$, (correlación perfectamente lineal) indica que si una variable aumenta la otra variable también aumentara o viceversa, un coeficiente de correlación negativo indica que las variables se moverán de manera opuesta por lo tanto si una aumenta la otra disminuye; por ultimo si el coeficiente toma el valor de cero se concluye que no existe correlación entre las variables. Matemáticamente el *coeficiente de correlación serial* se define como:

$$\text{Corr} [x, y] = \frac{\text{Cov}[x, y]}{\sqrt{\text{Var}[x]}\sqrt{\text{Var}[y]}} \quad (3)$$

Es importante en este punto hacer una distinción entre los términos autocorrelación y correlación serial, según Campbell, W.Lo, & Mackinlay (1997) la autocorrelación es una extensión natural del coeficiente de correlación serial; considérese una serie de tiempo Y_t , la autocovarianza γ_k y el coeficiente de autocorrelación ρ_k de orden k dado por:

$$\rho_k = \frac{\text{Cov}[Y_t, Y_{t+k}]}{\sqrt{\text{Var}[Y_t]}\sqrt{\text{Var}[Y_{t+k}]}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (4)$$

En palabras mas sencillas Tintner⁷ se refiere a la autocorrelación como “correlación rezagada de una serie dada consigo misma, rezagada por un número de unidades de tiempo” como se puede ver en la ecuación (4).

⁷ TINTNER, G. Econometrics. New York: John Wiley & Sons, 1965.

2.1.5. Inferencia Estadística

Como se afirmó anteriormente los $\hat{\beta}_1$ y $\hat{\beta}_2$ obtenidos por MCO son solo estimadores de los verdaderos parámetros poblacionales. Bajo esta consideración se hace inevitable no cuestionarse acerca de la exactitud de dichos estimadores en relación con los verdaderos parámetros. Afortunadamente es posible contestar a dicha pregunta utilizando diferentes técnicas estadísticas, las cuales hacen posible la formulación de intervalos de confianza y la realización de pruebas de hipótesis sobre los coeficientes del modelo de regresión. (Koop, 2005, p.69)

Por ejemplo considérese la siguiente hipótesis de dos colas:

$$H_0 : \beta_2 = 0 \quad (5)$$

$$H_1 : \beta_2 \neq 0$$

Para probar esta hipótesis es necesario calcular un estadístico de prueba a partir de datos disponibles; en el caso particular en el que se indague por la significancia estadística de un coeficiente individual ($\hat{\beta}_2$ o $\hat{\beta}_3$)⁸ obtenido a partir de los datos muestrales disponibles, el estadístico de prueba a usar es el t calculado de manera general como:

$$t = \frac{\hat{\beta}_k}{ee(\hat{\beta}_k)} \quad (6)$$

El estadístico de **prueba t** es confrontado de manera directa con los valores críticos de la distribución de t - Student a cierto nivel de significancia α dado por el investigador. Si el estadístico t cae en la región crítica se rechaza la hipótesis nula con lo cual se puede concluir que $\hat{\beta}_2$ es estadísticamente significativo diferente de cero; adviértase que de no rechazarse la hipótesis nula $\beta_2 = 0$, la

⁸ Recuérdese β_2 del modelo de regresión lineal simple (1). Ahora considérese una regresión múltiple $\hat{Y}_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_{2i} + \hat{\beta}_3 X_{3i} + \hat{u}_i$ en donde $\hat{\beta}_2$ y $\hat{\beta}_3$ son los coeficientes de regresión parcial.

variable explicativa X no deberá aparecer en el modelo de regresión por lo tanto se concluye que esta no explica significativamente el comportamiento de la variable Y .

De manera alternativa koop (2005), expresa de manera sencilla el P_valor como otro método para evaluar la significancia del estadístico de prueba. El P_valor es la probabilidad de que $\beta_2 = 0$. Si el P_valor es pequeño, es poco probable que H_0 sea verdadera. Por lo tanto si el investigador escogiera un $\alpha = 5\%$, entonces el criterio de decisión sería:

1. Si el P_valor es menor a 5%, se rechaza la H_0 .
2. Si el P_valor es mayor a 5%, no se puede rechazar la H_0 .

Sí ahora se quiere indagar sobre el comportamiento conjunto de los coeficientes del modelo de regresión se hace referencia a la Prueba de Significancia Global: **La prueba F** (regresión múltiple) evalúa si Y esta relacionada o no linealmente con $X_2, X_3, X_4, \dots, X_k$ a la vez. Debido a que la prueba F considera los valores estimados de $\hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3, \hat{\beta}_4, \dots, \hat{\beta}_k$ en forma conjunta los valores de la variables involucradas se pueden afectar entre sí, sin embargo este fenómeno no ocurre en la prueba t en donde cada estimador es evaluado de manera independiente.

$$H_0: \beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_k \quad (7)$$

$H_1: \text{Al menos un estimador es diferente de cero}$

El estadístico de Prueba F esta dado por:

$$F = \frac{SEC/g\ de\ l}{SRC/g\ de\ l} \quad \text{o} \quad F = \frac{R^2/(k-1)}{(1-R^2)/(n-k)} \quad (8)$$

En donde SEC es la suma explicada de cuadrados y SRC es la suma de residuos al cuadrado. Otra forma de expresar el estadístico F es en razón de R^2 como se ve en la ecuación de la derecha. De allí que la prueba de F, que mide la significancia global de la regresión estimada, sea también una prueba de significancia de R^2 (Con hipótesis nula $H_0: R^2 = 0$) (Gujarati, 2004, p. 249)

De manera análoga al estadístico t para evaluar la significancia del estadístico F, es necesario considerar el P_Valor o en su defecto los valores críticos de la distribución F de Fisher para concluir el rechazo o no de la hipótesis nula H_0 .

2.1.6. Violación de los Supuestos MCO

Como se mencionó anteriormente el método clásico de regresión de los MCO se caracteriza principalmente por proporcionar estimadores MELI ($\hat{\beta}_2$ y $\hat{\beta}_3$) dichos estimadores son obtenidos bajo supuestos que en ocasiones pueden ser violados según la naturaleza de los datos.

- **Según el comportamiento entre regresoras**

Considérese el modelo de regresión lineal múltiple para tres variables:

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_{2i} + \hat{\beta}_3 X_{3i} + \hat{u}_i \quad (9)$$

Por ejemplo considérese el caso particular del supuesto número diez de la Tabla 1. “No hay multicolinealidad perfecta”. Para entender como la violación de este supuesto afecta a los estimadores, primero defínase **multicolinealidad** como la situación en la que algunas o la totalidad de las variables explicativas están altamente correlacionadas entre sí, de la siguiente manera:

$$\lambda_2 X_2 + \lambda_3 X_3 = 0 \quad (10)$$

Donde λ_2 y λ_3 son constantes tales que no todas son simultáneamente iguales a cero. De presentarse este tipo de relación lineal entre las variables los coeficientes de regresión poseerán grandes errores estándar, es decir, los coeficientes no pueden ser estimados con gran precisión o exactitud.

En el caso más extremo el problema de multicolinealidad se revela a través de bajos estadísticos t ⁹ que indican que ninguno de los coeficientes de regresión (ej. $\hat{\beta}_2$ y $\hat{\beta}_3$) son estadísticamente significativos, mientras que el coeficiente de determinación R^2 es muy alto y significativo. Intuitivamente, esto significa que las variables explicativas en conjunto proporcionan un gran poder explicativo, pero que la multicolinealidad hace imposible a la regresión decidir qué variable explicativa en particular proporciona la explicación. (Koop, 2005, p. 100)

Este tipo de violación se presenta generalmente en los datos de series de tiempo en donde las variables a menudo exhiben alta correlación con sus valores rezagados.¹⁰ Una medida correctiva ampliamente usada en estos casos es la transformación de variables en forma de primera diferencia.¹¹

- **Según el comportamiento de los residuos**

De manera semejante en lo que se refiere al comportamiento de los residuos u_i , se pueden presentar dos tipos de problemas: la heteroscedasticidad y la autocorrelación. (Violaciones a los supuestos 4 y 5 de la Tabla 1). Como se había mencionado anteriormente el modelo de regresión MCO asume que los residuos

⁹ Un valor bajo del estadístico t corresponde a un P _valor mayor al nivel de significancia. Por lo tanto el estadístico cae en la región de aceptación y no se rechaza la hipótesis nula $H_0 : \beta_2 = 0$.

¹⁰ Entiéndase por valores rezagados los valores previos de una variable X_{t-1}, X_{t-2} , en donde t es el periodo actual.

¹¹ $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ Diferencias de los valores sucesivos de las variables originales

siguen una distribución normal e independiente con media cero y varianza constante.

Si la varianza del error σ^2 no es constante y varía con las observaciones el supuesto de homocedasticidad¹² se está infringiendo y nos encontramos ante un caso de **heteroscedasticidad**. Con el fin de permitir su detección algunos métodos de tipo informal y formal se han desarrollado; entre los más usados se encuentran el método gráfico y la prueba general de heteroscedasticidad de White. Mediante la gráfica de los \hat{u}_i frente a los \hat{Y}_i es posible identificar la existencia y naturaleza de patrones sistemáticos entre la varianza del término de perturbación con la variable graficada, de allí que sea posible identificar que tipo de transformación es necesaria para que la varianza de las perturbaciones sea homocedástica.

De manera más formal la *Prueba General de Heteroscedasticidad de White* mediante el estadístico $n \cdot R^2 \sim X_{g \text{ de } l}^2$, con $g \text{ de } l$ igual al número de regresoras de la regresión (11) prueba la hipótesis nula de que no hay heteroscedasticidad ($H_0: \alpha_2 = \alpha_3 = \alpha_4 = \alpha_5 = \alpha_6$) a través de la construcción de una regresión auxiliar:

$$\hat{u}_i^2 = \alpha_1 + \alpha_2 X_{2i} + \alpha_3 X_{3i} + \alpha_4 X_{2i}^2 + \alpha_5 X_{3i}^2 + \alpha_6 X_{2i} X_{3i} + v_i \quad (11)$$

Donde \hat{u}_i^2 son los de los residuos al cuadrado de la regresión original y α_k son los coeficientes a evaluar. Si el valor ji cuadrado obtenido mediante el estadístico de prueba excede el valor ji-cuadrado crítico a cierto nivel de significancia, la conclusión es que hay heteroscedasticidad, en caso contrario se concluye que no se presenta heteroscedasticidad.

¹² Homocedasticidad, o igual (homo) dispersión (cedasticidad), o igual varianza.

El método más directo para corregir la heteroscedasticidad es el *Método de Mínimos Cuadrados Generalizados* (MCG), el cual minimiza la suma ponderada de residuos al cuadrado, al asignarle una ponderación o peso a cada observación inversamente proporcional a su σ_i . De hecho, como afirma Koop (2005) los estimadores MCG se pueden interpretar como los estimadores MCO utilizando datos ponderados. En lugar de usar Y y X en la fórmula para los estimadores de MCO, el MCG implica la creación de variables transformadas (Y^* y X^*) que dan más peso a las observaciones con menor σ_i .

Otro tipo de problema que se presenta según el comportamiento de los términos de error es la **autocorrelación**, generalmente en los datos de series de tiempo en donde es más probable que las observaciones sucesivas muestren intercorrelaciones, sobre todo si el intervalo de tiempo es corto (días). Se define autocorrelación como la “correlación entre miembros de series de observaciones ordenadas en el tiempo o en el espacio”.¹³ Considérese el siguiente modelo de regresión lineal múltiple en donde los u_t se generan de acuerdo a un esquema *autorregresivos de primer orden* AR(1), el cual puede ser interpretado como la regresión de u_t sobre ella misma con un rezago de un periodo.¹⁴

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_t + u_t \quad (12)$$

$$u_t = \rho u_{t-1} + \varepsilon \quad AR(1) \quad (13)$$

Donde ρ ($-1 < \rho < 1$) es el coeficiente de autocorrelación explicado anteriormente según la ecuación (4), u_t y u_{t-1} son los residuos en el periodo t y $(t - 1)$ respectivamente. De manera análoga al problema de heteroscedasticidad, existen diferentes herramientas estadísticas que permiten la

¹³ KENDALL, M. G., & BUKLAND, W. R. A Dictionary of Statistical Terms. Nueva York: Hafner Publishing Company, 1971.

¹⁴ AR (1) de primer orden porque solo está involucrado u_t y su valor pasado inmediato. AR(2) sería $u_t = \rho_1 u_{t-1} + \rho_2 u_{t-2} + \varepsilon_t$

detección del problema. El método gráfico por su parte permite realizar un examen visual de los \hat{u}_t respecto a \hat{u}_{t-1} con el fin de identificar patrones de correlación.

De manera más formal la *Prueba d de Durbin- Watson*, evalúa de manera simultánea las hipótesis nulas de no autocorrelación positiva o negativa (H_0 : No hay autocorrelación positiva y H_0^* : No hay autocorrelación negativa) a partir del estadístico d :

$$d = 2(1 - \hat{\rho}) \quad (14)$$

El cual puede tomar valores entre 0 y 4 según el coeficiente de autocorrelación, a un valor de $\rho = 0$, es decir, si no hay correlación serial, se espera que d esté alrededor de 2.¹⁵ De allí que Gujarati (2004) enuncie como regla práctica que “Sí en una aplicación se encuentra que d es igual a 2, se puede suponer que no hay autocorrelación de primer orden, bien sea positiva o negativa”. En caso contrario en que se presente autocorrelación entre los términos de error será necesario tomar medidas correctivas, como la transformación de los datos en sus primeras diferencias o la utilización del método MCG que incorpora el parámetro de autocorrelación ρ en las fórmulas de estimación.

2.1.7. Procesos Estocásticos Estacionarios y No Estacionarios

Una vez se ha considerado y explicado brevemente las bases teóricas que hay que tener en cuenta al estudiar la relación entre variables, se hace indispensable centrar la atención en la naturaleza y singularidades de los datos de series de tiempo.

¹⁵ Al reemplazar $\rho = 0$, en la ecuación (14) se tiene $d = 2(1 - \hat{\rho})$ por consiguiente $d = 2$.

Como punto de partida defínase un proceso estocástico o aleatorio como una colección de variables aleatorias ordenadas en el tiempo. Generalmente dichas variables aleatorias corresponden a datos económicos y financieros que se recopilan en puntos discretos del tiempo $Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_T$, tales como el PIB del año 2009 y 2008, el precio real de las acciones el 30 de Junio del presente año y la tasa de interés vigente en un trimestre. Siendo Y_t una realización particular del proceso estocástico, en un momento específico en el tiempo.

Un proceso estocástico puede ser de naturaleza estacionaria o no estacionaria. En términos generales, se dice que un proceso estocástico es estacionario si su media y su varianza son constantes en el tiempo y si el valor de la covarianza entre dos periodos depende solamente de la distancia o rezago entre dos periodos de tiempo y no del tiempo en el cual se ha calculado la covarianza. Por su parte un proceso estocástico no estacionario se caracteriza por tener una media que varía en con el tiempo o una varianza que cambia con el tiempo, o ambas.

2.1.8. Prueba de Raíz unitaria

Para entender un poco más sobre la diferencia entre una serie de tiempo estacionaria y no serie no estacionaria, considérese el *Modelo de Caminata Aleatoria* (MCA):¹⁶

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + u_t \quad (15)$$

Donde ρ ($-1 < \rho < 1$) es el coeficiente de autocorrelación. Adviértase la similitud de esta ecuación con el *Modelo autorregresivo de primer orden AR(1)* antes

¹⁶ Abreviado en inglés como RW (Random Walks), es una formalización matemática de la trayectoria que resulta de hacer sucesivos pasos aleatorios.

mencionado en la ecuación (13), donde se citaba el autorregresivo del error u_{t-1} en lugar de Y_{t-1} . Si ρ es 1, se tiene lo que se conoce como problema de **raíz unitaria** y se dice que la serie de tiempo es no estacionaria, es decir Y depende o está relacionada en el tiempo con sus valores previos o rezagados.

Existen diversos métodos estadísticos para identificar la presencia o no de una raíz unitaria en las series de tiempo. Entre las pruebas más comúnmente utilizadas y conocidas se encuentran: La Función de autocorrelación (FCA) y correlograma y La Prueba de Dickey- Fuller (DF) y La Prueba de Dickey Fuller aumentada (DFA).

- **Correlograma**

El *Correlograma* de una serie de tiempo, es un gráfico de la autocorrelación $\hat{\rho}_k$ a diferentes rezagos k . Para una serie de tiempo no estacionaria, el coeficiente de autocorrelación comienza a un nivel muy alto y disminuye de modo muy lento hacia cero, conforme el rezago se prolonga; mientras que para las series de tiempo estacionarias el correlograma se desvanece rápidamente. Ahora es necesario saber si los coeficientes de autocorrelación para los diferentes valores de k (rezagos) son estadísticamente significativos, es decir

H_0 : No hay autocorrelación, la serie es estacionaria $\rho_k = 0$

H_1 : Si hay autocorrelación, la serie es no estacionaria $\rho_k \neq 0$

Donde ρ_k el coeficiente de autocorrelación con k rezagos. Siguiendo las propiedades de la distribución normal a partir de la formulación de un intervalo de confianza, se evalúa si este incluye el valor cero, de ser así no se rechaza la hipótesis nula, pero en caso contrario se rechaza y se concluye que ρ_k es significativamente diferente de cero. De manera alternativa se puede utilizar el

estadístico de prueba $Z_k = \frac{\hat{\rho}_k}{\sqrt{1/n}}$, dado que los coeficientes siguen una distribución normal $\hat{\rho}_k \sim N(0, 1/n)$.

Si en lugar de probar la significancia estadística individual de cada ρ_k , se quiere evaluar la hipótesis conjunta de que todos los coeficientes de autocorrelación son simultáneamente iguales a cero, se puede utilizar el estadístico $Q = n \sum_{k=1}^m \hat{\rho}_k^2$ que sigue la distribución ji- cuadrada.¹⁷

- **La Prueba de Dickey- Fuller**

La *Prueba de Dickey- Fuller* se basa en averiguar si la serie de tiempo contiene una raíz unitaria, considerese la ecuación (15) después de restar a lado y lado Y_{t-1} :

$$\Delta Y_t = \delta Y_{t-1} + u_t \quad (16)$$

En donde $\delta = (1 - \rho)$, Δ es el operador de la primera diferencia y u_t es un término de error con ruido blanco.¹⁸ Con esos términos identificados se realiza una regresión a fin de ver si el coeficiente estimado de la pendiente δ es o no cero por medio de una prueba de hipótesis usando el estadístico τ (tau). El procedimiento se fundamenta en una prueba de decisión:

$$H_0 : \delta = 0 \quad (17)$$

$$H_1 : \delta < 0$$

¹⁷ BOX, G., & PIERCE, D. A. Distributions of Residual Autocorrelation in Autorregressive Integrated Moving Average Time Series Models. En: Journal of the American Statistical Association. 1970. vol. 65, p. 1509-1526.

¹⁸ Denotado por $u_t \sim NID(0, \sigma^2)$; es decir está distribuida de manera independiente e idéntica que la distribución normal con media cero y varianza constante.

Se inicia con la estimación de los parámetros mediante un MCO; se divide el coeficiente estimado de Y_{t-1} por su error estándar a fin de calcular el estadístico tau (τ), y se consultan las tablas de DF, identificando los valores críticos. Si el valor absoluto calculado del estadístico tau ($|\tau|$) excede los valores críticos se rechaza la hipótesis de que $\delta = 0$ y se concluye que la serie de tiempo es estacionaria. En caso contrario si ($|\tau|$) no excede el valor crítico, no se rechaza la hipótesis nula y se concluye que la serie de tiempo es no estacionaria, dado que si $\delta = 0$ entonces $\rho = 1$, se tiene una raíz unitaria. (Gujarati, 2004)

La *Prueba de Dickey Fuller aumentada* (DFA) por su parte, prueba la hipótesis nula de no estacionariedad ($\delta = 0$), en aquellos casos en los que el término de error u_t sí está correlacionado. Estimando la siguiente regresión:

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \delta Y_{t-1} + \alpha_i \sum_{i=1}^m Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (18)$$

la cual al incluir los suficientes términos de diferencia rezagados, minimiza la probabilidad que el término de error ε_t este serialmente relacionado.

En general del respectivo análisis de raíz unitaria de acuerdo a Koop (2005), podemos concluir:

1. En un modelo AR(1), si $\rho = 1$, Y tiene una raíz unitaria. Si $|\rho| < 1$, Y es estacionaria.
1. Si Y tiene una raíz unitaria, sus autocorrelaciones estarán cerca a uno y disminuirán de modo muy lento.
2. Si Y tiene una raíz unitaria, tendrán memoria a largo plazo. Las series de tiempo estacionarias no tienen memoria a largo plazo.
3. Si Y tiene una raíz unitaria, exhibirá un comportamiento de tendencia.

4. Si Y tiene una raíz unitaria, ΔY ($\Delta Y = Y_t - Y_{t-1}$) será estacionaria. Por consiguiente, las series de tiempo con raíz unitaria son usualmente llamadas serie estacionaria en diferencia.

2.1.9. Cointegración

Un situación muy especial que se presenta al realizar la regresión lineal entre dos series de tiempo Y y X no estacionarias y no correlacionadas entre sí, es lo que se conoce como *Fenómeno de Regresión Espuria*. Se caracteriza por presentar un alto R^2 y coeficientes estadísticamente significativos, incluso conociendo a priori de la inexistencia de la relación entre las variables involucradas.

Sin embargo este problema no ocurrirá si se descubre que las variables Y y X están cointegradas. La cointegración hace referencia a una combinación lineal de variables no estacionarias individualmente. Es decir, que a pesar de que las variables involucradas no sean estacionarias a nivel individual $I(1)$, una combinación de dos o más series de tiempo puede ser estacionaria $I(0)$.¹⁹

“Para probar la cointegración entre un par de series, que se espera que sean $I(1)$, lo primero es hallar la regresión cointegrante:

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_t + u_t \quad (19)$$

y luego evaluar si el residual o término de error u_t es o no es $I(0)$ (estacionario)” (Granger, 1986, p. 219). La *Prueba de Engle-Granger* prueba la hipótesis nula de “no cointegración” ($H_0 = \delta = 0$) a través de un test de raíz unitaria a los términos de error $\Delta u_t = \delta u_{t-1}$, se concluirá que hay cointegración entre las variables si se rechaza la hipótesis nula. Lo que significa que si Y_t y X_t están cointegradas,

¹⁹ En general se dice que la serie de tiempo es **integrada de orden d** $I(d)$, si esta debe diferenciarse d veces para hacerla estacionaria.

aunque crezcan en el tiempo lo hacen de una forma completamente acompasada, de forma que el error entre ambas no crece.

De presentarse cointegración, el *Modelo de Corrección de Errores* (MCE) puede ser utilizado para expresar la relación entre las variables involucradas. Este modelo considera el término de error u_{t-1} rezagado un periodo obtenido en la regresión cointegrante (19), con el fin de conciliar el comportamiento de corto plazo con el comportamiento de largo plazo al incorporar un término que permita la corrección y el equilibrio entre las series. Recuérdese que a causa de la presencia de una raíz unitaria en las variables es necesario realizar la regresión MCE en sus primeras diferencias, asegurando de esta manera la estacionariedad de dichas series, así:

$$\Delta Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 \Delta X_{t-1} + \alpha_2 u_{t-1} + \varepsilon_t \quad (20)$$

En caso contrario en donde no se halle cointegración entre las variables, será conveniente utilizar la Prueba de Causalidad de Granger y el Modelo de Vectores Autorregresivos (VAR), los cuales serán explicados mas adelante.

2.1.10. Autocorrelación y Modelos Autorregresivos

Recuérdese que las observaciones que corresponden a las series de tiempo, se caracterizan por seguir un ordenamiento natural respecto al tiempo, por lo tanto es muy probable que las observaciones sucesivas muestren intercorrelaciones, sobre todo si el intervalo de tiempo entre observaciones sucesivas es muy corto, como un día, una semana. De allí que sea posible modelar una serie de tiempo en diversas formas.

- **Proceso Autorregresivo (AR)**

“Considerando una serie de tiempo Y_t , cuyas observaciones son tomadas en los tiempos $t = 0, 1, 2, \dots, n$. Las series de tiempo en las que la observación al momento t depende linealmente de algunas de las observaciones rezagadas $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$, recibe el nombre de proceso autorregresivos de orden p o $AR(p)$ ” (Schmidt, 2005, p. 43).

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + u_t \quad (21)$$

Donde u_t es un término de error aleatorio. Además al considerar solamente los valores actuales y anteriores de Y_t (no se consideran otros regresores) se dice que “los datos hablan por sí mismos”.

En conclusión, como se ha podido observar en secciones anteriores el Modelo Autorregresivo es ampliamente utilizado dada su sencillez y habilidad para el representar ciertos escenarios según la naturaleza de los datos.

- **Proceso de media móvil (MA)**

Considérese ahora una serie de tiempo Y_t , cuyo modelo es:

$$Y_t = \mu + \beta_0 u_t + \beta_1 u_{t-1} \quad (22)$$

Donde μ es una constante y u_t , al igual que antes, es el término de error estocástico con ruido blanco. Aquí Y_t es igual a una constante más un promedio móvil de los términos de error presente y pasado. En este caso se dice que Y sigue un proceso de media móvil de primer orden MA(1). En el caso general se denota como MA(q).

- **Proceso autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA)**

En los modelos anteriormente analizados $AR(p)$ y $MA(q)$, se asume que las series de tiempo son estacionarias. Sin embargo como es sabido muchas series de tiempo económicas no son estacionarias, es decir son integradas $I(d)$.

Por consiguiente si se tiene una serie de tiempo que se debe diferenciar d veces para hacerla estacionaria, se dice que la serie de tiempo original es ARIMA (p, q, d) , autorregresiva integrada de promedio móvil, donde p denota el número de términos autorregresivos, d el número de veces que la serie debe ser diferenciada para hacerse estacionaria y q el número de términos de media móvil.

Una vez identificados estos conceptos surge la pregunta acerca de los valores que deberían tomar p, d, q ? Para responder esta pregunta la *Metodología de Box-Jenkins* (BJ) resulta útil, al proporcionar una serie de pasos iterativos: (1) Identificación, (2) Estimación, (3) Verificación de diagnóstico y (4) Predicción, que llevan a la consecución de un modelo ARIMA que proporciona buenos pronósticos.

2.1.11. Prueba de Causalidad de Granger y Vector Autorregresivo VAR

La *Prueba de Causalidad de Granger*, se basa en el hecho que ... “el tiempo no corre hacia atrás. Es decir, si un acontecimiento A sucede antes de un suceso B, entonces es posible que A esté causando a B. Sin embargo, no es posible que B este provocando A. En otras palabras, los acontecimientos pasados pueden propiciar sucesos futuros que se estén dando en la actualidad. Lo cual no ocurre con los sucesos futuros”. (Koop, 2005, p. 187)

La prueba de Causalidad de Granger supone que la información relevante para la predicción de las variables se modela de acuerdo a un modelo de rezagos distribuidos que involucra más de una variable y por consiguiente más de una ecuación. Al considerar más de una ecuación el modelo considera tanto la posibilidad que X cause (Granger) la variable Y y que Y causa (Granger) la variable X . Esta situación se puede modelar específicamente de acuerdo a un *Modelo de Vector Autorregresivo* conocido más comúnmente como VAR, el cual es simplemente una extensión del AR, así:

$$Y_t = \alpha + \sum_{p=1}^k \beta_p Y_{t-p} + \sum_{q=1}^k \gamma_q X_{t-q} + u_{1t} \quad (23)$$

$$X_t = \alpha' + \sum_{p=1}^k \beta_p Y_{t-p} + \sum_{q=1}^k \gamma_q X_{t-q} + u_{2t}$$

Cada ecuación tiene como variables explicativas los rezagos de las variables objeto de estudio. En la primera ecuación Y depende de p rezagos de si misma y de q rezagos de X . Así, la primera ecuación evalúa si la variable X causa Y , mientras la segunda evalúa si la variable Y causa X .

Gujarati (2004) distinguen cuatro casos:

1. Causalidad unidireccional de X hacia Y , si los coeficientes de los valores de X rezagados en la primera ecuación son estadísticamente diferentes de cero y el conjunto de coeficientes de los valores rezagados de Y en la segunda ecuación no son estadísticamente diferentes de cero.
2. Causalidad unidireccional de Y hacia X , si los coeficientes de los valores de X rezagados en la primera ecuación no son estadísticamente diferentes de

cero y el conjunto de coeficientes de los valores rezagados de Y en la segunda ecuación son estadísticamente diferentes de cero.

3. Causalidad Bilateral, cuando los coeficientes de X y Y son estadísticamente significativos en ambas regresiones.
4. Independencia, cuando los coeficientes de X y Y no son estadísticamente significativos en ambas regresiones.

Por otra parte, la *Prueba de Exogenidad de Bloque* indica si una variable es causada o explicada por los rezagos de todas las demás. Aquí, la hipótesis nula es que los coeficientes de todos los rezagos de todas las demás variables son simultáneamente cero, y la hipótesis alternativa, que al menos uno no es cero (Cavazos & Rivas-Aceves, 2009).

Es de mencionar que para poder elegir el número de rezagos distribuidos a usar en la regresión, es necesario realizar algunas pruebas asumiendo k rezagos y evaluando su significancia; en caso que el coeficiente al rezago k no sea significativo será necesario reducir el número de rezagos de forma iterativa hasta conseguir un valor de k que sea significativo.

2.2. ANTECEDENTES

El grado de dependencia entre los mercados accionarios internacionales²⁰ se ha vuelto muy importante al momento de buscar los beneficios de la diversificación. Entre menor sea la correlación e interdependencia entre los diferentes mercados involucrados, mayor será el beneficio alcanzado por parte de los inversionistas al atenuar el riesgo no sistemático.

²⁰ Solnik (1995) demostró que una mayor reducción del riesgo puede ser alcanzada si en lugar de invertir en un portafolio doméstico, se opta por un portafolio internacional.

Diversas investigaciones han centrado su atención en como diferentes economías y mercados financieros se relacionan en el tiempo. Un gran número de autores enfocan sus estudios en ciertas zonas geográficas mientras otros se enfocan en aquellos países que tienen características comunes. Aggarwal & Rivoli (1989) examinaron los vínculos de cuatro mercados asiáticos (Hong Kong, Filipinas, Malasia y Singapur) con Estados Unidos para el periodo Enero 1976- Junio 1988, los resultados sugieren que los mercados de valores asiáticos, tienen la tendencia de seguir el movimiento del índice de New York al día siguiente; existen correlaciones positivas y significativas con Malasia y Hong Kong que indican que los precios de las acciones de un día t en New York influyen en los precios del día $t + 1$ en Asia. Formar

En el 2006 Rezayat y Yavas, investigaron los vínculos a corto plazo entre los mercados accionarios de Japón, Estados Unidos y tres países Europeos (Inglaterra, Francia y Alemania); tanto los coeficientes de correlación como los modelos MARMA (Multivariados autorregresivos de media móvil) estimados, indican que los mercados europeos están altamente interrelacionados y que el S&P500 tiene un gran efecto en el índice japonés Nikkei, el cual por su parte no tiene ningún efecto significativo sobre el mercado europeo y norteamericano. De allí que sea posible para los inversionistas europeos y americanos atenuar el riesgo de sus portafolios a través de la diversificación en el mercado japonés.

Solnik (1995) evidenció que una reducción aún mayor del riesgo puede ser alcanzada diversificando una cartera internacionalmente

Los resultados encontrados por Rezayat y Yavas (2006), apoyan a aquellos hallados un año antes por Phylaktisa y Ravazzolob (2005), cuyo estudio demostró que los inversionistas internacionales tienen la oportunidad de diversificar su portafolio mediante la inversión en países de la Cuenca Asia Pacífico como: Hong Kong, Malasia, Taiwán y Corea del Sur, entre otros, al usar observaciones mensuales para el periodo de 1980- 1998.

2.2.1. Evidencia para América Latina

Por otro lado, América Latina no deja de ser tema de interés para muchos académicos. Chen. et al (2002), estudiaron la interdependencia entre los seis mercados accionarios más grandes de América Latina: Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México y Venezuela. Los resultados obtenidos a partir de metodologías econométricas como la Prueba de Dickey- Fuller Aumentada (DFA), el test de Cointegración y el modelo de Vector Autorregresivo (VAR), mostraron que para el periodo de Febrero 1995- Junio 2000, Brasil, México y Argentina tienden a una alta correlación con los otros países, mientras Chile y Colombia presentan bajas correlaciones. Lo que limita la oportunidad de diversificación entre los países de la región. Países como Brasil y México se caracterizan por poseer los mercados de mayor influencia en la región debido en parte a su gran capitalización de mercado, mientras Colombia exhibe gran independencia la cual Arbelaez y Urrutia (1997) atribuyen al alto nivel de control por parte de los grupos económicos.

Por su parte pero esta vez incluyendo a Perú y sin considerar a Venezuela, Valdes (2006) basa su investigación en el modelo de corrección de errores MCE para investigar las relaciones de largo plazo entre cada uno de países latinoamericanos y Estado Unidos, con base en datos de precio de cierres diarios expresados en dólares estadounidenses de Enero de 1991 a Agosto de 2005. Utilizando la metodología de Engle- Granger se encuentra relación de cointegración en Argentina, Brasil, Chile y México con los índices Norteamericanos (Dow Jones y S&P500) cuando los mercado se encuentran en una situación alejada del equilibrio de largo plazo. Lo que implica que la diversificación es posible solo en el corto plazo.

De manera similar, Diamandis (2009) utilizando modelos autorregresivos y de media móvil, examino la relación a largo plazo de los mismos índices

latinoamericanos estudiados por Valdes, pero utilizando esta vez como índice norteamericano el NYSE de New York. Los resultados afirman lo evidenciado por Valdes años antes, cointegración entre los mercados indicando beneficios de diversificación en el corto plazo.

Un enfoque muy interesante dado por la literatura referente a los vínculos entre los mercados bursátiles sugiere que una especie de relación centro-periferia está surgiendo en la escena global donde los mercados de los países más ricos, como Estados Unidos, están dominando su periferia constituida por los países en desarrollo. Con esta concepción y con el fin de evaluar la causalidad bidireccional entre 15 mercados emergentes (periferia) y el S&P500 de Estados Unidos (Centro), en el 2009 Ozdemira. et al (2009) empleo el Test de Causalidad de Granger a partir de la estimación de modelos vectoriales autorregresivos (VAR y VECM). Los resultados indican la existencia de causalidad del S&P500 sobre los 15 mercados emergentes mundiales²¹ pero no viceversa, tal como era de esperarse. Lo que sugiere que existe una especie de relación centro-periferia entre los mercados internacionales, como se esperaba.

²¹ Argentina, Brasil, Chile, China, Indonesia, Malasia, México, Perú, Filipinas, Singapur, Corea del Sur, Taiwán, Tailandia, Turquía y Venezuela.

3. METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

Para evaluar la dependencia entre los índices bursátiles de América Latina y Estados Unidos se prueba a través de diferentes metodologías estadísticas y econométricas si hay evidencia de interdependencia y causalidad entre las series. Se realizan para ello dos etapas: la primera comprende el *análisis preliminar* de los comportamientos de cada una de las series de tiempo y la segunda se centra en *la estimación, formulación y evaluación* de un modelo econométrico que explique la dependencia y/o causalidad entre los índices.

3.1. ANÁLISIS PRELIMINAR

Incluye una inspección inicial de la distribución de los retornos de cada uno de los mercados, el cálculo de las correlaciones entre precios además del reconocimiento del perfil estacionario o no de las series. De manera formal se aplica la Prueba de Dickey Fuller aumentada (DFA) a los precios en logaritmos (datos de nivel) y a los retornos²² (diferencia de precios en logaritmos).

Por último y previo a la estimación del modelo econométrico se realiza el análisis de cointegración entre los índices mediante la Prueba de Engle- Granger (EG), la cual pone a prueba hipótesis nula de “No Cointegración”, a través de la aplicación de la prueba de raíz unitaria DFA sobre los residuos estimados de la regresión cointegrante:

$$Y_{p.lat} = \beta_1 + \beta_2 X_{ust} + u_t \quad (24)$$

²² Sinónimo de rentabilidad y rendimiento.

donde $Y_{p.lat}$ y X_{ust} son los precios en logaritmo del mercado latinoamericano (variable dependiente) y del mercado estadounidense (variable independiente), respectivamente.

Asimismo el presente análisis implica la eliminación de la tendencia exponencial de las series. Otero (1993) señala que el procedimiento habitual de eliminar dicha tendencia es tomar la primera diferencia del logaritmo de la serie, es decir utilizar los retornos de los índices bursátiles calculados a partir de:

$$R_t = \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \times 100 \quad (25)$$

donde R_t es el retorno del índice, P_t y P_{t-1} es el precio de cierre en el periodo t y $t - 1$ respectivamente.

3.2. MODELO ECONOMÉTRICO

De acuerdo a los resultados arrojados en el análisis preliminar y específicamente a los resultados de la cointegración, se hace posible emitir un juicio sobre cuál es el modelo que más se ajusta a los datos.

Se decide entre dos modelos según sea el caso: en ausencia de cointegración se opta por un modelo Vectorial Autorregresivo (VAR) mientras que en caso contrario se elige un Modelo de Corrección de Errores (VECM) (Koop, 2005, P. 203). Estos modelos se caracterizan por su estructura de rezagos distribuidos que involucran más de una variable y por consiguiente más de una ecuación:

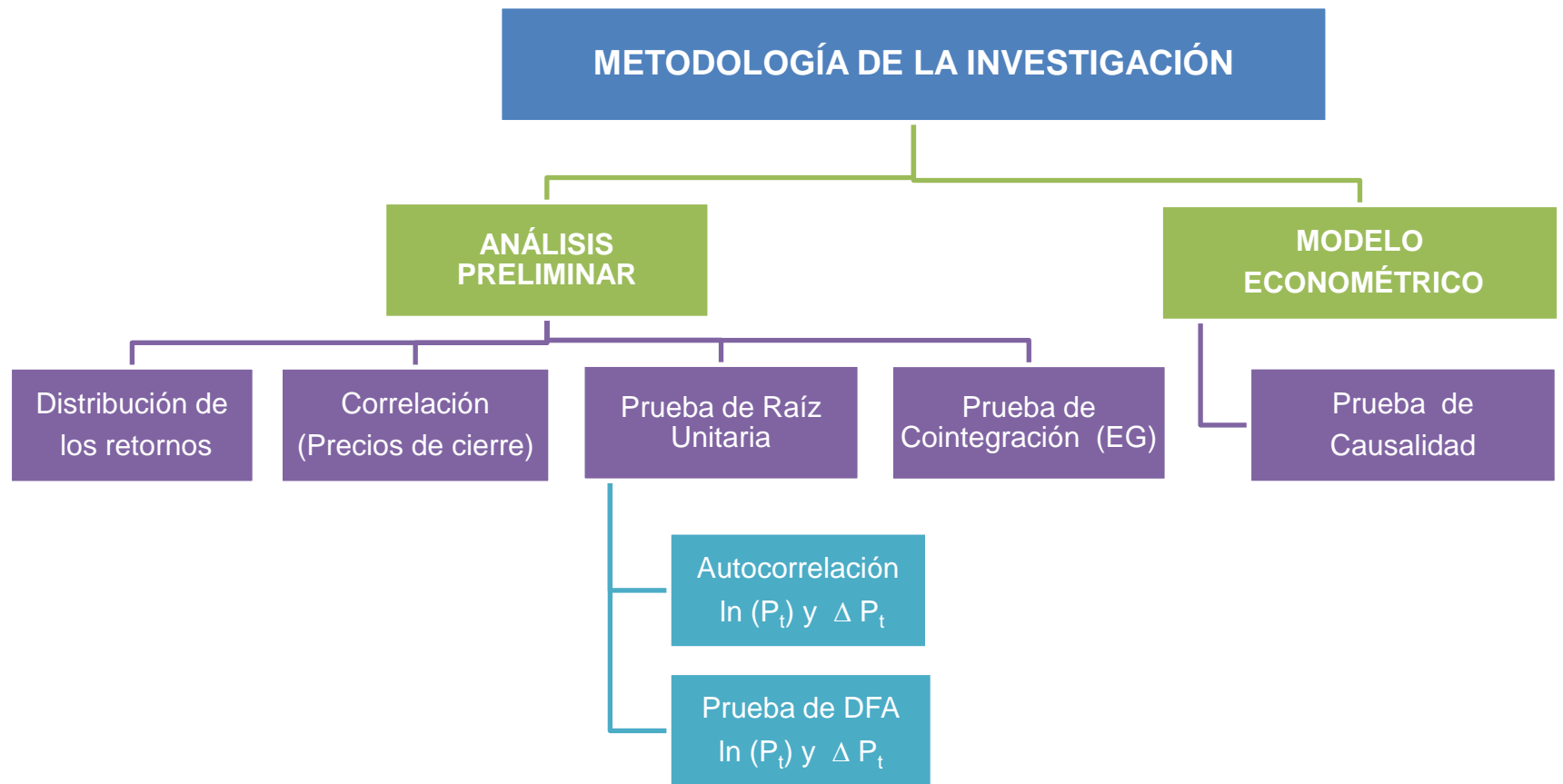
$$R_{p.lat} = \alpha + \sum_{p=1}^k \beta_p R_{p.lat-p} + \sum_{q=1}^k \gamma_q R_{ust-q} + \theta u_{t-1} + \varepsilon_{1t} \quad (26)$$

$$R_{ust} = \alpha' + \sum_{p=1}^k \beta_p R_{p.lat-p} + \sum_{q=1}^k \gamma_q R_{ust-q} + \theta u_{t-1} + \varepsilon_{2t}$$

donde $R_{p.lat}$ y R_{ust} hace referencia al retorno diario en el tiempo t de cada uno de los índices de América Latina y del S&P500 de Estados Unidos, respectivamente. El término de corrección de error u_{t-1} será utilizado exclusivamente en los modelos VECM, con el fin de conciliar el comportamiento de corto plazo de la variable con su valor a largo plazo.

Finalmente se evalúa la causalidad entre cada uno de los índices bursátiles de América Latina y Estados Unidos. Con base en el modelo estimado, se aplica la Prueba de Causalidad de Granger, que determina la significancia estadística de los coeficientes de los valores rezagados, bajo la hipótesis nula de que el retorno diario del S&P500 no causa el retorno diario de los índices de América Latina ($H_0: R_{ust}$ No Causa Granger $R_{p.lat}$),

Figura 1. Metodología de la Investigación



4. DATOS Y RESULTADOS

Los datos utilizados en el presente estudio consisten en los precios de cierre diario en dólares de los principales índices bursátiles de Argentina (MERVAL), Brasil (IBOVESPA), Chile (IPSA), Colombia (IGBC), México (IPC), Perú (IGBVL) y el S&P500 de Estados Unidos, desde el 3 de Julio de 2001²³ hasta el 8 de Noviembre de 2010, tomados de *Bloomberg Professional*® Service.

Estos mercados a excepción de Estados Unidos y Argentina²⁴ se caracterizan por ser emergentes, además de poseer grandes vínculos con los mercados financieros mundiales. La Tabla 2 reúne algunos estadísticos descriptivos propios de cada economía. Es notable la gran diferencia, entre el mercado estadounidense y el mercado latinoamericano. Por ejemplo, el PIB de Brasil en el 2009 fue de 1.592 billones de dólares, mientras que en ese mismo año Estados Unidos alcanzo la suma de 14.119 billones. En relación al nivel de ingresos se destaca el país norteamericano con un nivel de ingresos alto, los demás países del grupo registran un ingreso mediano alto. Para el caso particular de Colombia, en el 2009 la capitalización de mercado fue de 57% del PIB, 21,1% mayor en relación al año inmediatamente anterior en donde la capitalización fue de 35,9% del PIB, crecimiento fundamentado en el atractivo de inversión para nacionales como extranjeros que presenta el mercado colombiano, gracias al buen desempeño de los emisores y de la economía en los últimos años (Tovar, 2011).

En la Figura 1, se presenta el comportamiento del Producto Interno Bruto y la Capitalización de Mercado para cada país desde el 2001 hasta el 2009. La crisis financiera estadounidense de 2008 sumada a la desconfianza y preocupación de los inversionistas generada en parte por la crisis de las hipotecas subprime del

²³ Primer día de cotización del Índice General de la Bolsa de Colombia IGBC.

²⁴ Según clasificación FTSE Argentina pasa de mercado emergente a mercado frontera en septiembre de 2010. Debido principalmente a los controles que dificultan inversiones extranjeras.

año inmediatamente anterior, desencadenó una importante disminución de los dineros invertidos en instrumentos de renta variable en el 2008 y por consiguiente un descenso en la capitalización de mercado, tanto en Estados Unidos como en los mercados suramericanos como se observa en las gráficas.

En el caso particular de Argentina se hace evidente la crisis de 2001, tanto el PIB como la capitalización se vieron afectados en gran medida por las falencias de la Ley de Convertibilidad. El nivel de endeudamiento externo alcanzó valores históricos y la desconfianza de los inversionistas generó fuga de capitales.

Tabla 2. Estadísticos Descriptivos para los países

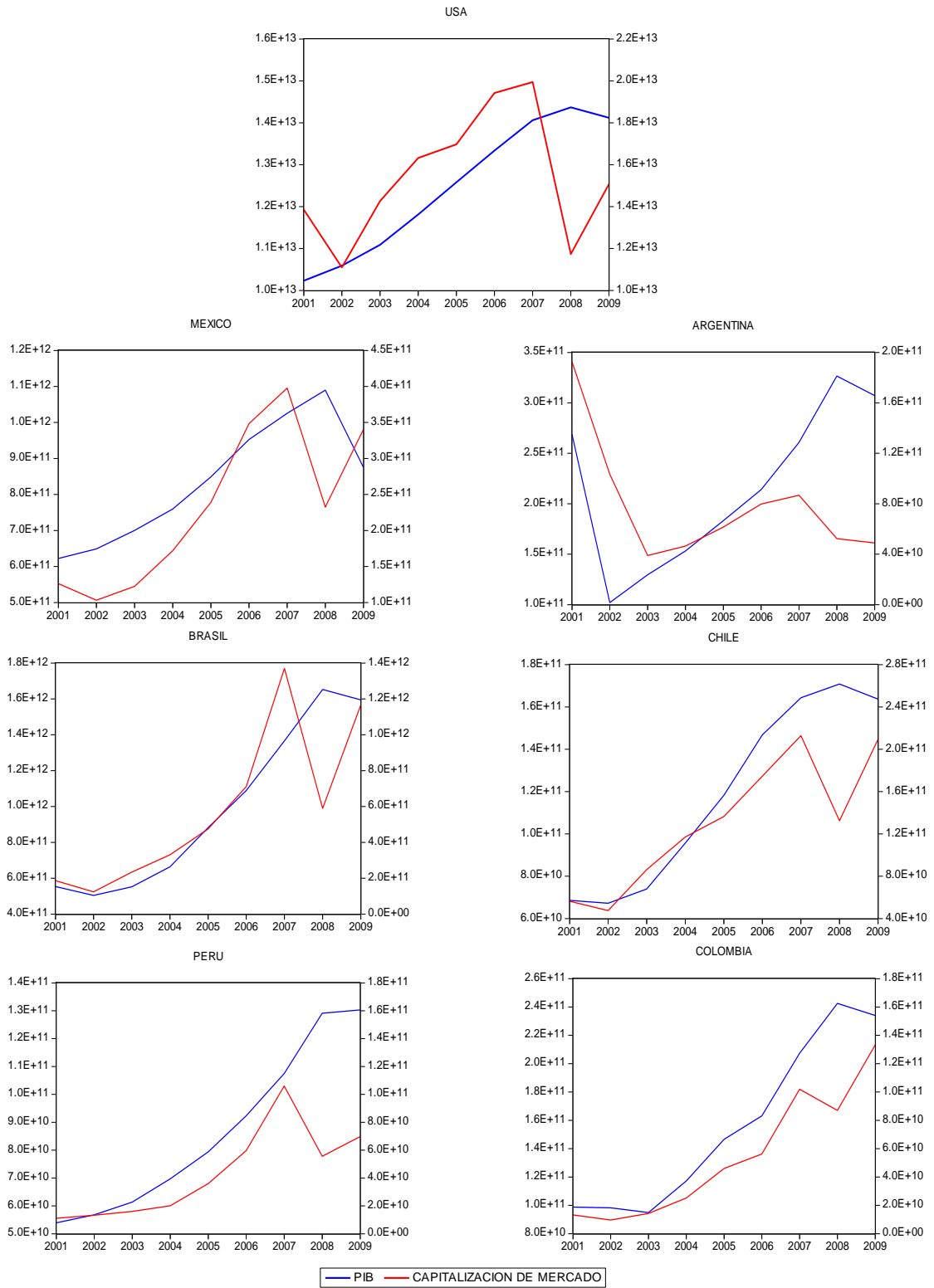
	Capitalización de Mercado (% del PIB)	PIB (U.S Dólares)	INB per cápita (U.S Dólares)	Nivel de Ingresos
USA	106,8	14.119.000.000.000	46.360	Ingreso alto: Miembro de OCDE
México	38,9	874.809.714.008	8.960	Ingreso mediano alto
Argentina	15,9	307.155.148.184	7.550	Ingreso mediano alto
Brasil	73,2	1.594.489.675.024	8.070	Ingreso mediano alto
Chile	128	163.669.060.914	9.470	Ingreso mediano alto
Perú	53,5	130.324.676.706	4.200	Ingreso mediano alto
Colombia	57,0	234.045.290.109	4.990	Ingreso mediano alto

Fuente: El Banco Mundial. *Datos: Por país o economía.* Datos a Diciembre de 2009.

Por otro lado, con el fin de evitar la exposición a fenómenos cambiarios que puedan alterar el análisis del portafolio y dada la relevancia de la divisa estadounidense para los inversionistas internacionales (Valdes, 2006), los precios de cierre diarios de los índices bursátiles utilizados en el presente estudio empírico están expresados en dólares.

Asimismo cuando los datos no están disponibles debido a los días festivos nacionales, se asume que el precio de cierre del índice en dicho día festivo es el mismo al precio del día de negociación inmediatamente anterior.

Figura 2. PIB y Capitalización de Mercado 2001- 2009 para los países



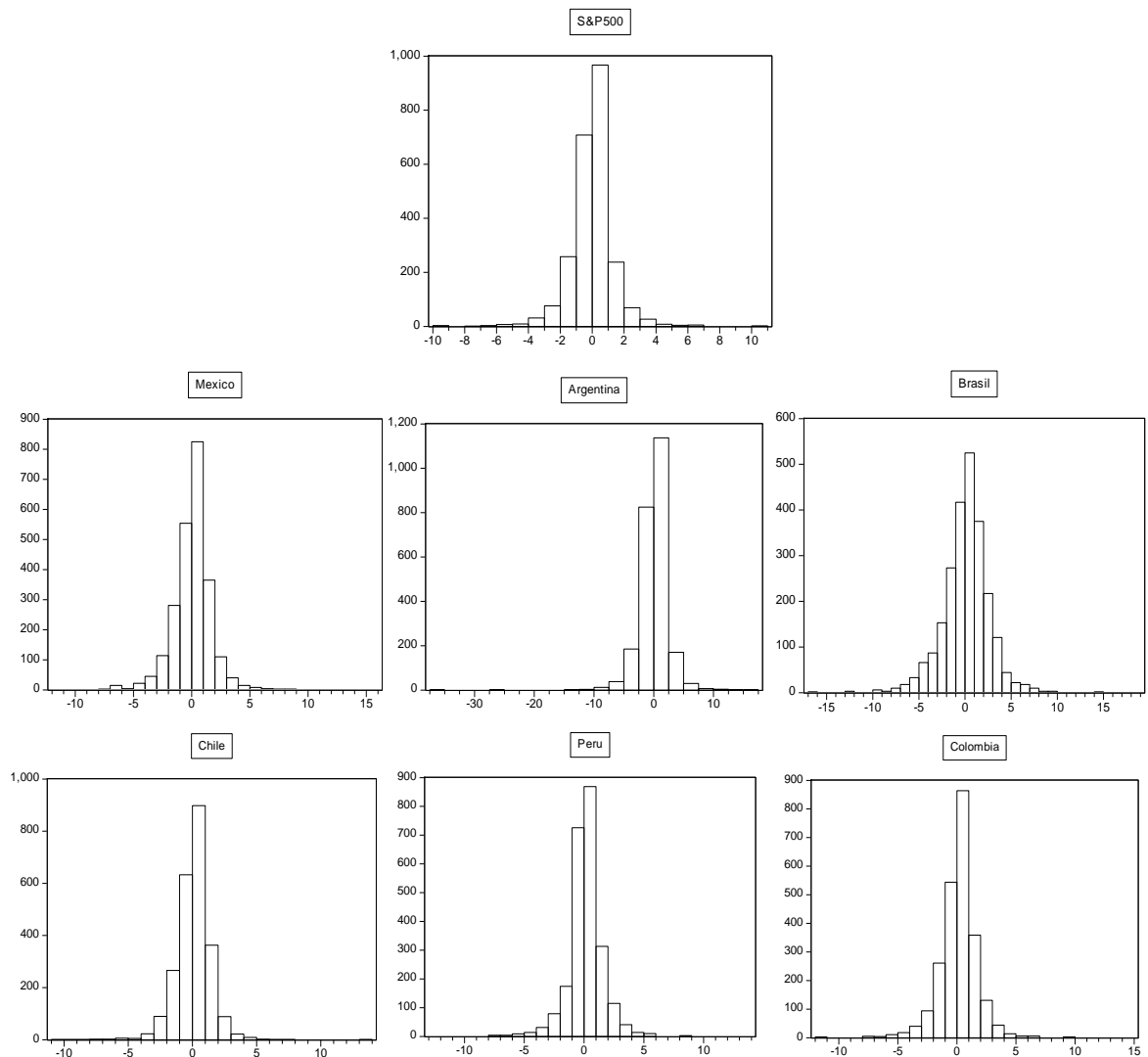
Fuente: Elaboración propia en EViews 6.

4.1. ANALISIS PRELIMINAR

4.1.1. Análisis de la distribución de los retornos

Como punto de partida se examinaron las distribuciones de los retornos de los índices bursátiles, calculados a partir de la ecuación (25). Se realizó un histograma para cada uno de ellos (Figura 2), además del cálculo de los principales estadísticos descriptivos, reunidos en la Tabla 3. .

Figura 3. Histogramas retornos índices bursátiles



Fuente: Cálculos del autor en EViews 6.

Tabla 3. Resumen estadísticos retornos índices bursátiles ^a

	S&P500	México	Argentina	Brasil	Chile	Perú	Colombia
Media (%)	-0.0004	0.0568	0.0318	0.0805	0.0718	0.1221	0.1251
Mediana	0.0400	0.1424	0.0553	0.0590	0.1127	0.0758	0.1319
Des. Estándar	1.3624	1.7217	2.4088	2.6208	1.3689	1.5956	1.7581
Sesgo	-0.1464	-0.0748	-1.8980	-0.2772	-0.2589	-0.4056	-0.3618
Curtosis	11.8301	10.1659	31.2146	8.3734	12.1502	13.3602	12.5704
Jarque- Bera	7857.70	5171.48	81587.67	2937.57	8455.34	10871.27	9272.92
Probabilidad	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

^a S&P500, México, Argentina, Brasil, Chile, Perú y Colombia representan los índices bursátiles de cada país.

Fuente: Cálculos del autor en EViews 6.

Conforme a los resultados, se evidencia que los retornos diarios de cada índice no siguen una distribución normal.

- El sesgo (Skewness) es negativo y significativamente diferente de cero para todos los casos, mientras que para una distribución normal es cero.
- La curtosis (Kurtosis) excede tres para todos los índices, indicando una distribución de tipo leptocúrtica, más apuntada que la normal²⁵.
- De acuerdo al estadístico Jarque-Bera (JB)²⁶ rechazamos la hipótesis nula de normalidad para la distribución de retornos diarios de todos los índices, con un P-Valor de 0.00%.

Aunque los retornos diarios no siguen una distribución normal, como lo indican los estadísticos previamente calculados, según *EasyFit Professional* la distribución que mejor se ajusta a los datos es la Log-Logistic de tres parámetros, la cual se caracteriza por presentar mayor concentración alrededor de la media y por lo tanto mayor apuntamiento que la distribución normal.

²⁵ La curtosis de una distribución normal es 3 (mesocúrtica), mientras que su coeficiente de asimetría o sesgo es cero.

²⁶ La prueba de Normalidad Jarque-Bera, se basa en la comparación conjunta de la asimetría y curtosis de los datos con respecto a la distribución normal. Véase Anexo A.

4.1.2. Correlación

Con el objeto de hacerse una idea del grado de relación presente entre los índices de América Latina y Estados Unidos, se calcularon los coeficientes de correlación serial para cada par de variables, la matriz de correlación final (Tabla 4) revela resultados interesantes. De las veintinueve correlaciones computadas tan solo tres caen por debajo de 0.5.

Esta fuerte integración entre mercados, no es del todo inesperada si se tiene en cuenta la reciente globalización, el desarrollo de organizaciones multinacionales y la desregulación de los sistemas financieros de los últimos años. Brasil, Chile y Colombia, se destacan por presentar los coeficientes de correlación más bajos con Estados Unidos 0.432, 0.444 y 0.472 respectivamente, se presume²⁷ que esto ocurre debido a las políticas anticíclicas que adoptaron durante la crisis estadounidense del 2008 las cuales limitaron el impacto de la crisis internamente y por ende la correlación.

Tabla 4. Matriz de Correlación ^a

	USA	México	Argentina	Brasil	Chile	Perú	Colombia
USA	1.000						
México	0.639	1.000					
Argentina	0.785	0.899	1.000				
Brasil	0.432	0.943	0.803	1.000			
Chile	0.444	0.932	0.838	0.957	1.000		
Perú	0.548	0.964	0.824	0.938	0.928	1.000	
Colombia	0.472	0.947	0.855	0.942	0.974	0.909	1.000

^a Los coeficientes de correlación fueron computados a partir de los precios de cierre diario en dólares.

Fuente: Cálculos del autor en EViews 6.

²⁷Para Brasil, Chile y Colombia los coeficientes de correlación antes y después de la crisis estadounidense de 2008, disminuyen de manera significativa. Pasando de niveles superiores (0.923, 0.922 y 0.868) a niveles medios e inferiores (0.615, 0.369 y 0.373), respectivamente.

4.1.3. Autocorrelación

Uno de los requisitos de la Prueba de cointegración de Engle- Granger (EG), es que las variables involucradas o datos de nivel sean integradas de orden uno $I(1)$, es decir no sean estacionarias y que las diferencias o retornos sean de orden cero $I(0)$ o estacionarias.

A partir del análisis del coeficiente de autocorrelación, calculado a diferentes rezagos k , fue posible determinar el perfil estacionario y orden de integración de las series de los precios en logaritmos y de las series de los retornos (Tabla 5).

Tabla 5. Autocorrelaciones de las series ^a

	$k = 1$	$k = 2$	$k = 3$	$k = 4$	$k = 5$	$k = 6$	$k = 7$	$k = 8$	$k = 9$	$k = 10^b$
USA	0.996	0.994	0.991	0.988	0.986	0.983	0.981	0.979	0.977	0.974
México	0.999	0.998	0.997	0.995	0.994	0.993	0.992	0.991	0.990	0.989
Argentina	0.999	0.997	0.996	0.994	0.993	0.991	0.990	0.988	0.986	0.985
Brasil	0.999	0.998	0.997	0.996	0.994	0.993	0.992	0.991	0.990	0.989
Chile	0.999	0.997	0.996	0.994	0.993	0.992	0.990	0.989	0.987	0.986
Perú	0.999	0.998	0.997	0.996	0.995	0.994	0.993	0.992	0.991	0.990
Colombia	0.999	0.998	0.996	0.995	0.994	0.993	0.992	0.991	0.989	0.988
Δ USA	-0.097	-0.064	0.046	-0.016	-0.025	-0.018	-0.020	0.053	-0.010	0.008
Δ México	0.119	-0.021	-0.022	-0.001	-0.050	0.007	0.001	0.004	-0.019	0.006
Δ Argentina	0.043	-0.038	0.019	0.029	0.004	0.026	0.062	0.036	-0.029	0.014
Δ Brasil	0.043	-0.016	-0.018	0.000	-0.028	-0.026	-0.006	-0.021	-0.019	0.039
Δ Chile	0.127	0.02	-0.018	0.057	0.005	-0.038	-0.041	-0.009	-0.012	0.002
Δ Perú	0.186	0.018	0.068	0.089	0.015	-0.021	-0.011	0.044	0.034	-0.006
Δ Colombia	0.129	-0.007	0.003	0.011	-0.015	-0.055	-0.014	0.016	0.048	0.042

^a USA, México, Argentina, Brasil, Chile, Perú y Colombia representan las series de los precios en logaritmos de cada índice bursátil. Δ USA, Δ México, Δ Argentina, Δ Brasil, Δ Chile, Δ Perú y Δ Colombia representan las series de los retornos (primeras diferencias de los precios en logaritmos).

^b El examen de los diez primeros rezagos es suficiente para reconocer e identificar el perfil estacionario de cada una de las series de tiempo, al brindar un horizonte de análisis bastante largo.(Dos semanas)

Fuente: Cálculos del autor en EViews 6.

Para el primero de los casos las autocorrelaciones comienzan a un nivel muy alto y disminuyen de modo muy lento conforme el rezago se prolonga, nos encontramos con series no estacionarias $I(1)$; mientras que para las series en primera diferencia las autocorrelaciones se desvanecen más rápidamente hacia cero, propio de las series de tiempo estacionarias.

4.1.4. Prueba de Raíz Unitaria

Para determinar de manera formal, la presencia de raíz unitaria²⁸ se aplicó la Prueba de Dickey Fuller aumentada (DFA), la cual mediante el estadístico tau $\tau(\delta)$, pone a prueba la hipótesis nula de que $\delta = 0$; es decir, existe una raíz unitaria. Siendo necesario por lo tanto el rechazo de la hipótesis nula para soportar la estacionariedad.

La selección del rezago adecuado (k) se realizó según el Criterio de Información Akaike (CIA)²⁹, de los veintinueve modelos computados para cada serie (desde el rezago cero hasta el rezago veinte), se elige aquel con menor valor CIA.

Los resultados encontrados en la Tabla 6 soportan a los arrojados en el análisis de los coeficientes de autocorrelación. Para los datos de nivel no se rechaza la hipótesis nula de no estacionariedad, las series de los precios en logaritmos son $I(1)$; para las series de los retornos se rechaza la hipótesis nula con un nivel de significancia de 1%, resultando ser estacionarias $I(0)$.

²⁸ Recuérdese que la presencia de una raíz unitaria indica que una serie de tiempo es no estacionaria, es decir depende o esta relacionada en el tiempo con sus valores previos o rezagados. Esto ocurre cuando $\delta = 0$ dado que $\rho = 1$ [$\delta = (1 - \rho)$] Véase ecuación (16)

²⁹ Para una explicación detallada del Criterio de Información Akaike, véase Anexo B.

Tabla 6. Prueba de Raíz Unitaria para las series de los índices bursátiles ^a

	ADF	
	Rezago (<i>k</i>)	$\tau(\delta)$
USA	3	-1.764
México	5	-0.581
Argentina	13	-1.067
Brasil	18	-0.554
Chile	18	0.066
Perú	4	-0.543
Colombia	1	-0.830
Δ USA	2	-29.670 *
Δ México	4	-23.008 *
Δ Argentina	12	-11.532 *
Δ Brasil	17	-10.581 *
Δ Chile	17	-11.291 *
Δ Perú	3	-20.756 *
Δ Colombia	0	-43.160 *

^a USA, México, Argentina, Brasil, Chile, Perú y Colombia representan las series de los precios en logaritmos de cada índice bursátil. Δ USA, Δ México, Δ Argentina, Δ Brasil, Δ Chile, Δ Perú y Δ Colombia representan las series de los retornos (primeras diferencias de los precios en logaritmos). Valores críticos: 1%, -3.43; 5%, -2.86; 10%, -2.57.

*Significancia estadística al 1%.

Fuente: Cálculos del autor en EViews 6.

4.1.5. Prueba de Cointegración Engle- Granger (EG)³⁰

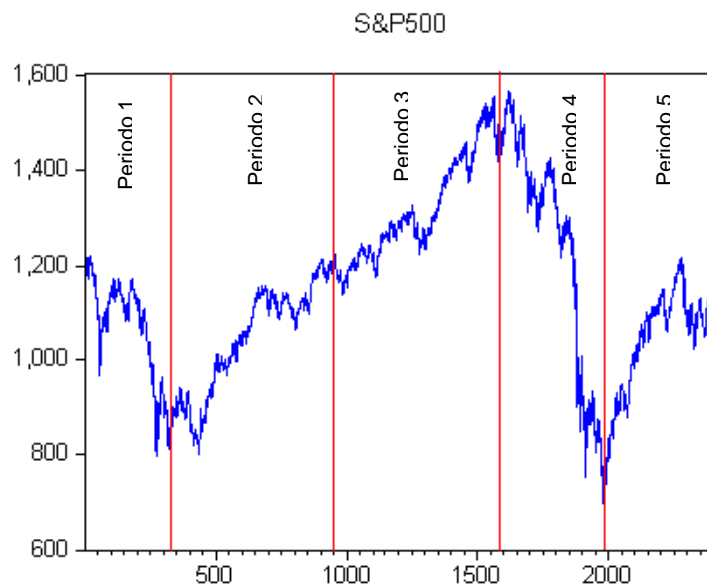
Una vez se ha identificado el orden de integración de las series, es posible realizar el respectivo análisis de cointegración entre las variables de interés: el S&P500 de Estados Unidos y cada uno de los índices bursátiles de América Latina.

La metodología de Engle- Granger se fundamenta en probar la hipótesis nula de “No Cointegración”, a través de la aplicación de la prueba de raíz unitaria DFA sobre los residuos estimados de la regresión cointegrante (24).

³⁰ “ Una prueba para la cointegración puede considerarse como una pre-prueba para evitar las situaciones de regresiones espurias” (Granger, 1986, p. 226)

Para realizar un análisis mas detallado se dividió la muestra en periodos (Figura 3), tomando como referencia el comportamiento del S&P500 durante el 3 de julio de 2001 y el 10 de noviembre de 2010. Se distinguen tres periodos de crecimiento (Periodos 2, 3 y 5)³¹ y dos de caída (Periodos 1 y 4). El periodo 4, comenzando el 20 de julio de 2007 hasta el 9 de marzo de 2009, comprende la crisis financiera de 2008, la cual provoco una importante caída en el precio de cotización del índice bursátil, tanto en el mercado norteamericano como en el mercado mundial.

Figura 4. Cotización diaria S&P500



Fuente: Elaboración propia.

Los resultados recopilados en la Tabla 7, permiten sacar importantes conclusiones: en los periodos de crecimiento 2 y 3 los residuales para cada par de series (mercado latinoamericano y S&P500) son estacionarios $I(0)$, lo cual indica que las variables están cointegradas. En el caso de Perú se rechaza la hipótesis nula de no cointegración en todos los periodos. Se evidencia cointegración de manera consistente durante los periodos de crecimiento (Periodos 2, 3 y 5) para

³¹ Inicialmente el periodo 2 y 3 fueron considerados como uno solo, no obstante se opta por su división debido a su gran magnitud, en relación con los otros periodos.

México, Argentina, Brasil y Perú. Lo mismo ocurre para Chile pero en los periodos de caída.

Tabla 7. Prueba de Raíz Unitaria para los residuos u_t ^a

Periodo de Tiempo		ADF		
		Rezago (k)	$\tau(\delta)$	
Periodo 1 <i>(Jul 03/2001- Oct 09/2002)</i>	México	1	-1,387	
	Argentina	0	-1,465	
	Brasil	1	-3,721	*
	Chile	3	-3,258	*
	Perú	0	-1,829	***
	Colombia	1	-1,282	
Periodo 2 <i>(Oct 10/2002- Feb 28/2005)</i>	México	1	-2,294	**
	Argentina	1	-2,680	*
	Brasil	3	-3,161	*
	Chile	1	-2,858	*
	Perú	1	-2,181	**
	Colombia	1	-1,753	***
Periodo 3 <i>(Mar 1/2005- Jul 19/2007)</i>	México	3	-2,686	*
	Argentina	0	-3,215	*
	Brasil	2	-2,153	**
	Chile	1	-3,360	*
	Perú	0	-3,002	*
	Colombia	1	-2,019	**
Periodo 4 <i>(Jul 20/2007- Mar 09/2009)</i>	México	8	-1,944	**
	Argentina	3	-2,776	*
	Brasil	5	-1,578	
	Chile	3	-2,109	**
	Perú	3	-2,221	**
	Colombia	8	-2,421	**
Periodo 5 <i>(Mar 10/2009- Nov 8/2010)</i>	México	4	-3,410	*
	Argentina	1	-2,625	*
	Brasil	2	-2,429	**
	Chile	6	-1,201	
	Perú	4	-2,381	**
	Colombia	2	-1,434	

^a Valores críticos: 1%, -2.57; 5%, -1.94; 10%, -1.62.

*, **, *** Indica significancia estadística al 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: Cálculos del autor en EViews 6.

Son estos resultados los que hacen posible realizar la adecuada formulación del modelo econométrico y consecuentemente el análisis de causalidad. Si las variables están cointegradas es necesario incorporar un término de corrección de error, es decir se elige un Modelo de Corrección de Errores (VECM); en caso contrario el Modelo Vectorial Autorregresivo (VAR) será el mas conveniente. En la Tabla 8 se lista el modelo a usar en cada uno de los casos.

Tabla 8. Modelo econométrico según Análisis de Cointegración

		Países					
		México	Argentina	Brasil	Chile	Perú	Colombia
Periodo 1	H_0 : No Cointegración	NR	NR	R	R	R	NR
	Modelo Adecuado	VAR	VAR	ECM	ECM	ECM	VAR
Periodo 2	H_0 : No Cointegración	R	R	R	R	R	R
	Modelo Adecuado	ECM	ECM	ECM	ECM	ECM	ECM
Periodo 3	H_0 : No Cointegración	R	R	R	R	R	R
	Modelo Adecuado	ECM	ECM	ECM	ECM	ECM	ECM
Periodo 4	H_0 : No Cointegración	R	R	NR	R	R	R
	Modelo Adecuado	ECM	ECM	VAR	ECM	ECM	ECM
Periodos 5	H_0 : No Cointegración	R	R	R	NR	R	NR
	Modelo Adecuado	ECM	ECM	ECM	VAR	ECM	VAR

Fuente: Elaboración propia.

La selección del rezago (k) se realizo según el Criterio de Información Akaike (CIA); simulaciones muestran que el rezago máximo a considerar esta dado por el logaritmo natural de la muestra (Tsay, 2005, p. 27). Es decir hasta ocho valores previos ($\ln(2417) \approx 8$), para este caso en particular.

4.2. MODELO ECONOMETRICO

Dada la estructura autorregresiva de rezagos distribuidos de los modelos VAR y VECM que ponen en consideración los valores previos de las variables, se estiman los modelos hasta con un rezago máximo de cuatro (Horizonte semanal)

eligiendo para cada uno de los casos aquel modelo que tenga menor valor CIA y cuyo término rezagado superior sea estadísticamente significativo. En la Tabla 10 se listan los modelos finalmente seleccionados para cada uno de los índices latinoamericanos según el periodo de análisis.

4.2.1. Prueba de Causalidad de Granger

Con los modelos ya seleccionados, fue posible realizar la Prueba de Causalidad de Granger. Se dice que una variable causa (Granger) a otra variable cuando los coeficientes de sus valores rezagados son estadísticamente significativos, es decir una variable tiene poder de predicción sobre los valores futuros de otra. (Cavazos & Rivas- Aceves, 2009). Aquí, la hipótesis nula es que el retorno diario del S&P500 no causa el retorno diario de los índices de América Latina ($H_0: R_{ust} \text{ No Causa Granger } R_{p.lat}$), esto ocurre cuando los coeficientes de los rezagos de todas las demás variables son simultáneamente cero.

Los resultados presentados en la Tabla 9, revelan el comportamiento de causalidad histórico de los países latinoamericanos. Se realiza la prueba de hipótesis para cada uno de los mercados en los diferentes periodos de crecimiento (Periodos 2, 3 y 5) y de caída (Periodos 1 y 4). De encontrarse en P-valor menor al 0.05 rechazamos la hipótesis nula y se concluye que R_{ust} causa $R_{p.lat}$.

Para el periodo 1, se encuentra evidencia de causalidad tan solo para Perú; mientras que en el periodo 2 se rechaza la hipótesis nula de no causalidad de Granger tanto para el mercado colombiano como para el peruano. El efecto causal del S&P500 sobre los mercados latinoamericanos parece ir aumentando periodo a periodo, llegando a su máximo en el periodo cuatro en donde la crisis financiera estadounidense de 2008 afectó notablemente el desempeño de los índices bursátiles de la región. No obstante países como Argentina, Brasil y Colombia aplicaron políticas macroeconómicas anticíclicas que ayudaron a reducir los

factores de vulnerabilidad, limitando el impacto en el sector financiero y posteriormente el repunte de los mercados accionarios superando incluso la evolución del mercado de Estados Unidos³². Lo que explica probablemente el no rechazo de la hipótesis nula para estos países en el periodo 5.

Tabla 9. Prueba de Causalidad de Granger y de Exogenidad de Bloque

Periodo de Tiempo	H_0	Causalidad de Granger		
	S&P500 \neq	Rezago (k)	Chi-sq	P-Valor
Período 1 (Jul 03/2001- Oct 09/2002)	México	1	0.013	0.9104
	Argentina	2	0.675	0.7134
	Brasil	4	1.370	0.8494
	Chile	1	0.001	0.9742
	Perú	1	6.693	0.0097
	Colombia	1	2.701	0.1003
Período 2 (Oct 10/2002- Feb 28/2005)	México	4	5.887	0.2078
	Argentina	1	1.977	0.1597
	Brasil	1	0.051	0.8212
	Chile	1	2.701	0.1003
	Perú	1	4.533	0.0332
	Colombia	4	13.615	0.0086
Período 3 (Mar 1/2005- Jul 19/2007)	México	1	6.759	0.0093
	Argentina	1	0.362	0.5473
	Brasil	1	5.129	0.0235
	Chile	4	14.166	0.0068
	Perú	1	6.370	0.0116
	Colombia	1	12.319	0.0004
Período 4 (Jul 20/2007- Mar 09/2009)	México	2	16.904	0.0002
	Argentina	3	19.366	0.0002
	Brasil	1	28.569	0.0000
	Chile	1	18.042	0.0000
	Perú	3	14.399	0.0024
	Colombia	1	68.855	0.0000
Período 5 (Mar 10/2009- Nov 8/2010)	México	3	9.644	0.0219
	Argentina	1	2.405	0.1209
	Brasil	1	1.650	0.1989
	Chile	4	10.086	0.0390
	Perú	3	11.259	0.0104
	Colombia	4	3.824	0.4303

Fuente: Cálculos del autor en EViews 6.

³² FONDO MONETARIO INTERNACIONAL. Aprovechando el viento a favor. *En: Perspectivas económicas: Las Américas*. Mayo, 2010. p. 1-76.

Tabla 10. Resultado de las estimaciones para los índices latinoamericanos y el S&P500^a

	$R_{p,lat}$	α	$\beta_1 R_{p,lat-1}$	$\beta_2 R_{p,lat-2}$	$\beta_3 R_{p,lat-3}$	$\beta_4 R_{p,lat-4}$	$\gamma_1 R_{ust-1}$	$\gamma_2 R_{ust-2}$	$\gamma_3 R_{ust-3}$	$\gamma_4 R_{ust-4}$	$\theta_{u_{1t}}$ *
Periodo 1	Mexico	-0.000842 [-0.94957]	0.074391 [1.06651]	-	-	-	-0.008458 [-0.11259]	-	-	-	-
	Argentina	-0.003940 [-1.68618]	0.044524 [0.80306]	-0.133079 [-2.40050]	-	-	0.059086 [0.37807]	0.112399 [0.71751]	-	-	-
	Brazil	-0.002479 [-1.49594]	0.087298 [1.49137]	-0.036042 [-0.61465]	0.033279 [0.56196]	0.021938 [0.37160]	-0.093496 [-0.78404]	-0.018120 [-0.15220]	0.067050 [0.56878]	0.056486 [0.47789]	-0.052442 [-3.25180]
	Chile	-0.001097 [-1.52532]	0.179930 [3.03321]	-	-	-	-0.001730 [-0.03240]	-	-	-	-0.047949 [-2.83990]
	Peru	-0.000439 [-1.08298]	0.057042 [1.00718]	-	-	-	0.075168 [2.58701]	-	-	-	-0.024045 [-2.50102]
	Colombia	0.000211 [0.30444]	0.190206 [3.50341]	-	-	-	0.076902 [1.64356]	-	-	-	-
		$R_{p,lat}$	α	$\beta_1 R_{p,lat-1}$	$\beta_2 R_{p,lat-2}$	$\beta_3 R_{p,lat-3}$	$\beta_4 R_{p,lat-4}$	$\gamma_1 R_{ust-1}$	$\gamma_2 R_{ust-2}$	$\gamma_3 R_{ust-3}$	$\gamma_4 R_{ust-4}$
Periodo 2	Mexico	0.001198 [2.69171]	0.058720 [1.20162]	0.009387 [0.19151]	-0.006994 [-0.14280]	-0.099955 [-2.06959]	0.054953 [0.94665]	-0.043472 [-0.74594]	-0.001057 [-0.01820]	0.113745 [2.02388]	-0.001917 [-0.39916]
	Argentina	0.002393 [2.84927]	0.013845 [0.33863]	-	-	-	0.125498 [1.40621]	-	-	-	-0.011964 [-2.10744]
	Brazil	0.002329 [2.68858]	0.094411 [2.11228]	-	-	-	-0.022704 [-0.22598]	-	-	-	-0.001228 [-0.16551]
	Chile	0.001391 [3.20899]	0.107859 [2.51531]	-	-	-	0.079765 [1.64356]	-	-	-	0.006105 [1.22813]
	Peru	0.001687 [4.81799]	0.208351 [5.23585]	-	-	-	0.077356 [2.12911]	-	-	-	-0.002055 [-0.89270]
	Colombia	0.002122 [3.82011]	0.166752 [4.13030]	-0.026040 [-0.63556]	0.044088 [1.07111]	-0.088150 [-2.17492]	0.108576 [1.87514]	0.042355 [0.73987]	0.095079 [1.66615]	0.167138 [2.98941]	-0.002525 [-1.24293]

Continuación (Tabla 10)

	$R_{p,lat}$	α	$\beta_1 R_{p,lat-1}$	$\beta_2 R_{p,lat-2}$	$\beta_3 R_{p,lat-3}$	$\beta_4 R_{p,lat-4}$	$\gamma_1 R_{ust-1}$	$\gamma_2 R_{ust-2}$	$\gamma_3 R_{ust-3}$	$\gamma_4 R_{ust-4}$	θu_{1t}
Periodo 3	Mexico	0.001243 [2.19625]	0.050597 [0.98717]	-	-	-	0.292662 [2.59987]	-	-	-	-0.001286 [-0.14581]
	Argentina	0.000485 [0.82198]	0.019912 [0.41102]	-	-	-	0.066280 [0.60188]	-	-	-	-0.038150 [-3.21576]
	Brazil	0.001625 [2.07297]	-0.010967 [-0.21893]	-	-	-	0.342128 [2.26467]	-	-	-	-0.009559 [-1.29202]
	Chile	0.001061 [2.61515]	0.000458 [0.00998]	-0.016752 [-0.36635]	-0.085751 [-1.87696]	0.158839 [3.54686]	0.224600 [3.15737]	-0.039933 [-0.55439]	-0.014565 [-0.20262]	-0.129709 [-1.82952]	-0.020537 [-2.57456]
	Peru	0.002331 [4.03973]	0.166815 [4.16907]	-	-	-	0.225734 [2.52389]	-	-	-	-0.004013 [-1.38376]
	Colombia	0.001178 [1.43878]	0.146994 [3.54428]	-	-	-	0.468072 [3.50991]	-	-	-	-0.007437 [-1.59490]
		$R_{p,lat}$	α	$\beta_1 R_{p,lat-1}$	$\beta_2 R_{p,lat-2}$	$\beta_3 R_{p,lat-3}$	$\beta_4 R_{p,lat-4}$	$\gamma_1 R_{ust-1}$	$\gamma_2 R_{ust-2}$	$\gamma_3 R_{ust-3}$	$\gamma_4 R_{ust-4}$
Periodo 4	Mexico	-0.002133 [-1.67021]	0.054203 [0.70858]	0.134074 [1.93117]	-	-	0.134742 [1.50753]	-0.259377 [-2.94819]	-	-	-0.008592 [-0.54890]
	Argentina	-0.001596 [-1.28219]	-0.119323 [-1.87205]	0.103318 [1.64398]	0.155461 [2.64988]	-	0.299123 [3.89335]	0.002682 [0.03408]	-0.074782 [-1.04234]	-	-0.048600 [-3.04006]
	Brazil	-0.000929 [-0.49631]	-0.218496 [-3.52940]	-	-	-	0.578875 [5.34497]	-	-	-	-
	Chile	-0.000823 [-0.79620]	-0.002944 [-0.05270]	-	-	-	0.227960 [4.24763]	-	-	-	-0.016326 [-1.52902]
	Peru	-0.001915 [-1.51575]	0.129471 [2.26797]	-0.088433 [-1.53900]	0.145096 [2.71294]	-	0.242058 [3.62493]	0.005615 [0.08122]	0.024374 [0.37229]	-	-0.009840 [-0.94225]
	Colombia	-0.000977 [-0.92607]	-0.123343 [-2.57400]	-	-	-	0.419278 [8.29791]	-	-	-	-0.035958 [-2.36470]

Continuación (Tabla 10)

	$R_{p,lat}$	α	$\beta_1 R_{p,lat-1}$	$\beta_2 R_{p,lat-2}$	$\beta_3 R_{p,lat-3}$	$\beta_4 R_{p,lat-4}$	$\gamma_1 R_{ust-1}$	$\gamma_2 R_{ust-2}$	$\gamma_3 R_{ust-3}$	$\gamma_4 R_{ust-4}$	$\theta_{u_{1t}}$
Período 5	Mexico	0.001710 [2.03060]	0.104527 [1.42067]	-0.057640 [-0.78968]	0.202022 [2.89682]	-	0.022849 [0.22619]	-0.028023 [-0.27158]	-0.291499 [-2.97802]	-	-0.007246 [-0.29242]
	Argentina	0.002694 [3.14333]	-0.105330 [-1.52590]	-	-	-	0.144586 [1.55092]	-	-	-	0.020922 [2.20899]
	Brazil	0.002210 [2.15667]	0.086414 [1.14364]	-	-	-	-0.157752 [-1.28467]	-	-	-	0.035196 [3.08018]
	Chile	0.001914 [3.23086]	0.163296 [2.64737]	0.006855 [0.11023]	0.036870 [0.59541]	-0.010617 [-0.17308]	-0.054534 [-0.97829]	-0.110769 [-1.94900]	-0.105511 [-1.87495]	0.085092 [1.53435]	-
	Peru	0.002395 [2.95305]	0.008169 [0.13238]	0.050578 [0.84010]	0.120712 [2.02727]	-	0.090398 [1.14076]	0.025528 [0.33024]	-0.223232 [-2.92760]	-	-0.019417 [-4.06923]
	Colombia	0.002469 [3.58356]	0.049933 [0.91955]	-0.003315 [-0.06056]	-0.053708 [-0.98275]	-0.117048 [-2.17312]	0.082040 [1.43083]	0.014559 [0.24819]	-0.030120 [-0.51662]	0.059398 [1.03947]	-

^a Entre paréntesis [] estadístico t. Significancia estadística para los términos sombreados.

Fuente: Cálculos del autor en EViews 6.

CONCLUSIONES

El presente trabajo de investigación proporciona evidencia de la dependencia entre los principales índices bursátiles de América Latina (Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México y Perú) y el S&P500 de Estados Unidos para el periodo de Julio 2001-Noviembre 2010. El Modelo de Corrección de Errores (VECM) parece ser el más adecuado para los periodos de crecimiento, ya que más del 85% de los modelos estimados incorporan el término de corrección de error y menos del 15% utilizan el Modelo Vectorial Autorregresivo (VAR). En los periodos de caída del mercado 66.6% de los modelos son formulados según un VECM y el 33.3% restante siguen un VAR.

Se observó que Perú es el único país latinoamericano que exhibe de manera consistente cointegración con el mercado estadounidense, por lo cual su estimación se realizó según el modelo VECM para todos los periodos de análisis.

Los resultados obtenidos con la Prueba de Causalidad de Granger, revelan el comportamiento de causalidad histórico de los países, ya que el efecto causal del S&P500 sobre los mercados latinoamericanos parece ir aumentando periodo a periodo. Este alcanza su máximo durante la crisis financiera estadounidense de 2008 donde la caída del índice norteamericano afectó notablemente el desempeño de los índices bursátiles de la región, limitando consecuentemente los beneficios de la diversificación.

De los seis países latinoamericanos examinados, Perú muestra el mayor nivel de relación con el mercado estadounidense, durante todos periodos de análisis se evidencia fuerte causalidad del S&P500 sobre el mercado peruano. México, Chile y Colombia le siguen muy de cerca en el segundo lugar, al presentar dependencia causal en tres de los cinco periodos. Brasil y Argentina por su parte, exhiben un

menor nivel de relación con U.S mostrando tan solo dependencia en dos y un periodo respectivamente.

Países como Argentina, Brasil y Colombia exhiben perfiles de inversión prometedores al superar y alejarse notablemente del mercado estadounidense a partir del año 2009, lo que sugiere posibilidad de diversificación para los inversionistas internacionales.

Para octubre del 2002, el Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia (IGBC) mostró ser independiente del mercado norteamericano. Entre Octubre 2002-Julio 2007 el IGBC sigue la tendencia creciente del S&P500, lo que indica causalidad del último sobre el primero. Durante los dos años siguientes el efecto causal parece no cesar, la crisis financiera estadounidense de 2008 afectó notablemente al mercado colombiano provocando una importante caída en la cotización del índice.

Se observó un notable distanciamiento entre el mercado colombiano y el estadounidense para inicios del 2009. Tanto los resultados como las políticas y reformas proteccionistas, indican no causalidad entre los índices y por ende beneficios de diversificación para los inversionistas internacionales.

RECOMENDACIONES

La investigación realizada aborda la temática de causalidad entre índices bursátiles mediante la aplicación de ciertos métodos econométricos, como la prueba de causalidad de Granger, el modelo de corrección de errores (VECM) y el modelo vectorial autorregresivo (VAR). Sin embargo la bibliografía proporciona diversos modelos que al brindar diferentes enfoques pueden ser muy interesantes para estudios posteriores.

La aplicación del Proceso Autorregresivo de Media Móvil (ARIMA), a las series de tiempo financieras, permite realizar un análisis individual teniendo en cuenta solamente los rezagos significativos de cada índice bursátil, lo que permite eliminar las regresoras que no aportan al modelo y realizar buenos pronósticos.

Se considera igualmente interesante analizar la relación causal y dependencia existente entre los principales índices bursátiles de América latina, especialmente entre los mercados de Chile, Colombia y Perú antes y después de la integración³³, en miras de analizar cómo esta nueva unión afecta a los inversionistas.

³³ A partir del 22 de Noviembre de 2010 las bolsas de valores de Chile, Colombia y Perú se integraron formando el Mercado Integrado Latinoamericano (MILA).

BIBLIOGRAFIA

AGGARWAL, Reena y RIVOLI, Pietra. The Relationship between the U.S and Four Asian Stock Markets. En: ASEAN Economic Bulletin. July, 1989. vol. 6, no.1, p. 110-117.

ARBELAEZ, H. y URRUTIA, J.L. Why is there so much serial correlation in Colombia's stock market returns?. En: Emerging Markets Quarterly. 1997. vol. 1, p. 77-84.

BOX, George E. y PIERCE, David A. Distributions of Residual Autocorrelation in Autorregressive Integrated Moving Average Time Series Models. En: Journal of the American Statistical Association. 1970. vol. 65, p. 1509-1526.

BRACKER, Kevin y KOCH, Paul D. Economic Determinants of the Correlation Structure Across International Equity Markets. En: Journal of Economics and Business. 1999. vol. 51, p.443-471.

CAMPBELL, John; LO, Andrew W. y MACKINLAY, A. Craig. The econometrics of Financial Markets. New Jersey: Princeton University Press, 1997.

CAVAZOS, Guillermo y RIVAS-ACEVES, Salvador. Relación entre la Inflación y tasas de interés en México y Estados Unidos. En: Problemas de Desarrollo Revista Latinoamericana de Economía. 2009. vol. 40, no. 157, p.111-135.

CHEN, Gong-meng; FIRTH, Michael y MENG RUI, Oliver. Stock market linkages: Evidence from Latin America. En: Journal of Banking and Finance. 2002. vol. 26, p. 1113-1141.

CHONG, Terence Tai-Leung; WONG, Ying-Chiu y YAN, Isabel Kit-Ming. International linkages of the Japanese stock market. En: Japan and the World Economy. 2008. vol. 20, p. 601-621.

DE LA TORRE, Augusto y SCHMUKLER, Sergio. ¿Hacia Donde van los Mercados de Capital de America Latina? En: En Breve- Banco Mundial. Abril, 2005. no. 66, p. 1-4.

DIAMANDIS, Panayiotis F. International stock market linkages: Evidence from Latin America. En: Global Finance Journal. 2009. vol. 20, p. 13-30.

El Banco Mundial. Datos:Por país o economía. Sitio web Grupo del Banco Mundial. 2011. <http://datos.bancomundial.org/pais> (último acceso: 19 de Abril de 2011).

FONDO MONETARIO INTERNACIONAL. Aprovechando el viento a favor. En: Perspectivas económicas: Las Américas. Mayo, 2010. p.1-76.

FTSE THE INDEX COMPANY. Global Equity Index Series Country Classification. September 2009. Update, 2009.

FTSE THE INDEX COMPANY. Global Equity Index Series Country Classification. September 2010. Update, 2010.

GALTON, Francis. Family likeness in stature. En: Proceedings of the Royal Society. 1886. vol. 40, p. 42-63.

GRANGER, C.W.J. Developments in the Study of Cointegrated Economic Variables. En: Oxford Bulletin of Economics and Statistics. 1986. vol. 48, no. 3, p. 213-228.

GUJARATI, Dadomar N. Econometría. Mexico: McGraw-Hill, 2004.

HAMARD A., Alfonso. Valoración de Activos en Mercados de Capitales Emergentes Latinoamericanos, Tesis Doctoral. Madrid: Universidad Autónoma de Madrid- Universidad Complutense de Madrid, 2007.

KENDALL, Maurice G. y BUKLAND, William R. A Dictionary of Statistical Terms. Nueva York: Hafner Publishing Company, 1971.

KOOP, Gary. Analysis of Economic Data. 2nd Edition. England: John Wiley & Sons Ltd, 2005.

MILLS, Terence C, y MARKELLOS, Raphael N. The Econometric Modelling of Financial Time Series. Third Edition. Cambridge: Cambridge University Press, 2008.

MONTGOMERY, Douglas C. y RUNGER, George C. Applied Statistics and Probability for Engineers. 3rd Edition. New York: John Wiley & Sons, Inc., 2003.

ICEX OFCOMES CHICAGO. ¿Por que es interesante el Mercado Estadounidense?. s.f.

OTERO, Jose M. Econometría. Series Temporales y predicción. Madrid: Editorial AC, 1993.

OZDEMIR, Zeynel A.; OLGUNB, Hasan y SARACOGLUC, Bedriye. Dynamic linkages between the center and periphery in international stock markets. En: Research in International Business and Finance. 2009. vol. 23, p. 46-53.

PHYLAKTISA, Kate y RAVAZZOLOB, Fabiola. Stock market linkages in emerging markets: implications for international portfolio diversification. En: International Financial Markets, Institutions and Money. 2005. vol. 15, p. 91-106.

REZAYAT, Fahimeh y YAVAS, Burhan F. International portfolio diversification: A study of linkages among the U.S., European and Japanese equity markets. En: Journal Of Multinational Financial Management. 2006. vol. 16, no. 16, p. 440-458.

SCHMIDT, Anatoly B. Quantitative Finance For Physicists: An Introduction. London: Elsevier Academic Press, 2005.

SOLNIK, Bruno H. Why Not Diversify Internationally Rather Than Domestically?. En: Financial Analysts Journal. 1995. p. 89-94.

TINTNER, Gerhard. Econometrics. New York: John Wiley & Sons, 1965.

TOVAR, Wilsom. Mercado de Capitales: Factor dinamizador de la economía. DATAiFX S.A.S. Marzo, 2011. <http://www.dataifx.com/opiniones/mercado-de-capitales-factor-dinamizador-de-la-econom> (último acceso: 26 de Abril de 2011).

TSAY, Ruey S. Analysis of Financial Time Series. 2nd Edition. Hoboken, New Jersey: Wiley-Interscience, 2005.

VALDES, Arturo Lorenzo. Modelos de Corrección de Error No Lineal Entre Mercados Accionarios Latinoamericanos y el Mercado Accionario de Estados Unidos. En: Revista de Análisis Económico. 2006. vol. 21, no. 1, p. 117-129.

ANEXOS

Anexo A. Prueba de Normalidad Jarque-Bera

La prueba de Normalidad Jarque-Bera pretende comprobar si los datos u observaciones muestrales se comportan según una distribución normal, a partir de la comparación conjunta de las medidas de asimetría y curtosis. Estas se definen matemáticamente como:

$$S = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^{3/2}} \quad K = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^2} - 3$$

donde n es el tamaño de la muestra, S es el coeficiente de asimetría y K el coeficiente de curtosis. Para una variable normalmente distribuida, $S = 0$ y $K = 3$. Por lo tanto, la prueba JB de normalidad constituye una prueba de decisión en donde la hipótesis nula afirma que las observaciones están normalmente distribuidas.

El estadístico de prueba JB dado por:

$$JB = n \left[\frac{S^2}{6} + \frac{(K - 3)^2}{24} \right]$$

sigue la distribución ji-cuadrada, con 2 grados de libertad. Si el P-valor calculado del estadístico JB es suficientemente pequeño, se rechaza la hipótesis nula de normalidad y se concluye que los datos muestrales no siguen una distribución normal.

Anexo B. Criterio de Información de Akaike (CIA)

Entre los criterios de selección que los investigadores utilizan para elegir un modelo empírico de un conjunto de posibilidades, el Criterio de Información Akaike, desarrollado por Hirotugu Akaike en 1971, se caracteriza por medir la bondad de ajuste de los modelos de regresión a comparar, imponiendo una penalización a aquellos modelos que incluyen un número creciente de regresoras.

Matemáticamente, se expresa como:

$$CIA = \left(\frac{2k}{n}\right) + \ln\left(\frac{SRC}{n}\right)$$

donde k es el número de regresoras (incluyendo la intersección), n es el número de observaciones y $2k/n$ es el factor de penalización. Como se puede ver en la fórmula, CIA impone una mayor penalización a medida que el número de regresoras aumenta. Al comparar dos o más modelos, se preferirá el que tenga menor valor CIA.

El Criterio de Información Akaike resulta ser muy útil, al servir como medio de comparación entre modelos y herramienta de selección. También se utiliza para determinar la longitud del rezago en los modelos autorregresivos AR(p).

Anexo C. Precios en Logaritmos de los Índices Bursátiles de cada País

