



Asimetría en la Correlación de los Índices Accionarios del MILA con un Modelo Asimétrico de Correlación Condicional Dinámica Generalizado

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN FINANZAS

Alumno: Francisco Osiel Rantul Mansilla

Profesor Guía: José Luis Ruiz Ph.D.

Santiago, Diciembre - 2017

RESUMEN

El creciente desarrollo e integración del sistema financiero Latinoamericano con el resto del mundo ha despertado el interés en la literatura sobre la vulnerabilidad que tiene la región, ante shocks macroeconómicos tanto internos como externos. Dado lo anterior, ha surgido la necesidad investigar y comprender la reacción de los activos financieros de Latinoamérica en términos de su volatilidad y correlación, para así, poder diversificar el riesgo y construir portafolios más eficientes.

El objetivo de esta investigación es realizar la primera aplicación de un modelo Asimétrico de Correlación Condicional Dinámica Generalizado (AG-DCC-GARCH) al estudio del comportamiento de la correlación de los índices accionarios de los países que forman parte del Mercado Integrado Latinoamericano (MILA).

Los resultados indican que existe un comportamiento asimétrico en la correlación condicional en los cuatro países del MILA y que esta asimetría se puede originar tanto en la varianza como en la covarianza de los errores estandarizados, lo cual va en línea con la literatura y la teoría. Por otro lado, el modelo AG-DCC-GARCH presenta sistemáticamente una mayor volatilidad en la correlación condicional. Finalmente, se concluye que el modelo AG-DCC-GARCH presenta mejores criterios de información que el modelo de Correlación Condicional Dinámica (DCC-GARCH) y que la correlación condicional dinámica aumenta cuando los países se unieron al MILA y en periodos de crisis financieras.

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	4
2. REVISIÓN DE LITERATURA.....	5
3. DATOS.....	11
4. MODELO	15
4.1 Ecuación de la media.....	18
4.2 Modelos de volatilidad.....	20
4.3 Modelos de correlación.....	22
4.3.1 Modelo de Correlación Condicional Dinámica (DCC) por Engle 2002.	22
4.3.2 Modelo Asimétrico de Correlación Condicional Dinámica Generalizado (AG-DCC) por Cappiello et al. (2006).....	24
4.4 Estimación.....	25
5. RESULTADOS.....	27
5.1 Ecuación de la Media y de la Varianza.....	27
5.2 Modelo DCC-GARCH	29
5.3 Modelo AG-DCC-GARCH.....	30
5.4 Comparación entre modelo DCC y AG-DCC	33
6. CONCLUSIONES.....	44
ANEXO 1: Gráfico Q-Q con distribución teórica normal.....	45
ANEXO 2: Test Ljung-Box.....	46
BIBLIOGRAFÍA.....	47

1. INTRODUCCIÓN

El creciente desarrollo e integración del sistema financiero Latinoamericano con el resto del mundo ha despertado el interés en la literatura sobre la vulnerabilidad que tiene la región, ante shocks financieros y macroeconómicos tanto internos como externos. Dado lo anterior, ha surgido la necesidad investigar y comprender la reacción de los activos financieros de Latinoamérica en términos de su volatilidad y correlación, para así, poder diversificar el riesgo y construir portafolios más eficientes.

La comprensión del comportamiento de la volatilidad y correlación en los activos financieros es de vital importancia, debido a que ambas variables son fundamentales en la administración de portafolios tanto en el sector público como privado. Dado la extensa literatura existente respecto a la volatilidad, esta investigación se focalizará en el modelamiento de la correlación. Esto permitirá a los administradores de portafolios reestructurar activamente las ponderaciones de los activos dentro de una cartera, en conocimiento de que la correlación puede variar en el tiempo, sobre todo ante shocks negativos, por otro lado, entender el comportamiento de la correlación permite una mayor comprensión del impacto de una mayor interconexión financiera en los mercados Latinoamericanos.

El presente estudio pretende realizar la primera aplicación de un modelo Asimétrico de Correlación Condicional Dinámica Generalizado (AG-DCC-GARCH) para el mercado Latinoamericano. Los resultados indican que existe un comportamiento asimétrico en la correlación condicional ante shocks externos en los cuatro países que conforman el MILA (Mercado integrado latinoamericano) y que esta asimetría se puede originar tanto en la varianza como en la covarianza de los errores estandarizados, lo cual va en línea con la literatura y la teoría. Por otro lado, se concluye que el modelo AG-DCC-GARCH presenta mayor volatilidad en la correlación condicional dinámica y mejores criterios de información que el modelo de Correlación Condicional Dinámica (DCC-GARCH). El modelo AG-DCC-GARCH también presenta aumentos significativos en la

correlación condicional dinámica cuando los países conformaron el MILA y en períodos de crisis financieras.

El siguiente artículo está organizado de la siguiente manera; en la sección 2 se presenta una completa revisión de la literatura tanto para modelos DCC-GARCH aplicados en Latinoamérica como para el modelo AG-DCC-GARCH en el resto del mundo, en la sección 3 se presentan las variables, sus estadísticos y test de estacionalidad, en la sección 4 se presentan teóricamente los modelos en cuestión, en la sección 5 se presentan los resultados comparando los modelos DCC y AG-DCC y finalmente en la sección 6, se presentan las conclusiones.

2. REVISIÓN DE LITERATURA

En el ámbito de la Teoría de Carteras, el trabajo de [Markowitz \(1952\)](#) es una de las piedras angulares en la práctica de la inversión moderna, introduciendo el concepto de diversificación, en el cuál la correlación de dos activos puede generar el mínimo riesgo posible dado un retorno o viceversa. Como se puede observar en la siguiente ecuación, el efecto de la diversificación depende principalmente de la correlación entre los activos:

$$\sigma_j^2 = w_1^2 \sigma_1^2 + (1 - w_1)^2 \sigma_2^2 + 2w_1(1 - w_1) \sigma_1 \sigma_2 \rho_{1,2}$$

Si los retornos de los dos activos están perfectamente correlacionados de manera positiva, son idénticos, así que no hay ganancia por diversificación. En este caso la desviación estándar de la cartera es el promedio ponderado de las desviaciones estándar de los dos activos. Si los retornos de los dos activos están correlacionados de manera imperfecta, la desviación estándar de la cartera es menor que si están perfectamente correlacionados de manera positiva. En general, cuanto menores son las estimaciones de correlación, menor es la varianza de la cartera. ([Danthine y Donaldson, 2005](#)). Posterior a aquello nació la teoría de cartera postmoderna, en la que se relajan varios supuestos planteados en el modelo de Markowitz ([Rom y Ferguson en 1993](#)), reflejando así, un exponencial desarrollo en esta área.

De acuerdo con el Capital Asset Pricing Model (CAPM), existen dos tipos de medidas de riesgo relacionadas con la administración de carteras; el riesgo total de la cartera y su riesgo sistemático. El riesgo sistemático se mide por el beta de la cartera, mientras que su riesgo total es una función de los coeficientes de correlación y las varianzas de los activos en la cartera (Chua, Sick y Woodward, 1990).

Dado lo mencionado anteriormente, sumado al creciente desarrollo e integración del sistema financiero Latinoamericano con el resto del mundo que ha despertado un gran interés en la literatura sobre la vulnerabilidad que tiene la región, ante shocks macroeconómicos y financieros tanto internos como externos. En consistencia con la teoría, el impacto se ha medido a través de la volatilidad, la correlación y la no linealidad de los índices financieros de las principales economías de Latinoamérica. Se ha demostrado que, a mayor volatilidad hay mayor correlación disminuyendo el potencial diversificador (Forbes y Rigobon 2002, Pretorius 2002, Claessens et al. 2001), por otro lado, se ha presenciado shocks transitorios que han impactado en las expectativas de los inversionistas que no se han podido explicar por los fundamentos (Masson 1998). Lo último se podría explicar debido a que los inversionistas de manera imperfecta siguen efectos pasados. Una crisis puede gatillar este efecto haciendo que los inversionistas den una mayor probabilidad de ocurrencia a escenarios negativos (Mullainathan 2002) generando así, efectos asimétricos.

Al observar las características del mercado, mientras menor sea la diferencia del tamaño de los mercados, mayor es el grado de comovimientos (Banz 1981, Berk 1996). También, mercados con similares volatilidades deberían rentar lo mismo, por lo que, si éstas convergen, mayor es el grado de comovimientos (Fama & French 1996, Lintner 1965, Markowitz 1952, Sharpe 1964). Finalmente, el desempeño de un índice bursátil está determinado, en parte, por la composición industrial y por el ruido idiosincrático. Si dos mercados están dominados por el mismo tipo de industria éstos revelarán comovimientos (Wolf 1998). Otros estudios entre los que destacan los de Kaplanis 1998 y Koch & Koch 1988 encuentran períodos de mayor interdependencia, sobre todo en países de la misma región y que operan en horarios similares.

La evidencia para Latinoamérica ha ido de la mano con lo mencionado anteriormente, demostrándose así, que en períodos con mayor volatilidad hay mayor correlación, siendo esta mayor cuando el shock se origina en la región (Christofi y Pericli 1999, Edwards y Susmel 2001, Fujii 2005, Rigobon 2000), lo cual en ciertos casos coincide con períodos de no-linealidad (Brooks y Hinich 1998, Bonilla et al 2011). La no-linealidad en los índices accionarios ha sido estudiada y probada en diversos estudios (Ammermann & Patterson 2003, Skaradzinski 2003, Lim y Hinich 2005, Romero-Meza 2007, Bonilla 2006) pero ha dejado en evidencia que los procesos GARCH y sus derivados no representan una buena caracterización del proceso generador de datos en los mercados (Lim 2005, Bonilla et al. 2011), no obstante, éstos no cubrieron la totalidad de modelos, principalmente los creados más recientemente.

La evidencia empírica en Latinoamérica respecto a la aplicación de modelos de correlación condicional dinámica ha sido variada, no obstante, esta se ha visto limitada solamente al uso del modelo DCC-GARCH de Engle (2002). Estudios como los de Aroui, Jawadi & Nguyen (2008), Diamandis (2008), El Hedi Aroui, Bellalah & Nguyen (2010), Lahrech & Sylwester (2011), Marçal et al. (2011) y Wang & Moore (2012) estimaron la correlación condicional para evaluar el efecto de diversas crisis sobre los índices accionarios latinoamericanos, en general los resultados indican la existencia de un aumento en la correlación y volatilidad ante shocks externos. Por otro lado, estudios como los de Celik (2012), Gamba et al. (2017), Hwang (2014) y Kenourgios & Padhi (2012) indagan más en el efecto contagio entre los países latinoamericanos y algunas economías desarrolladas. Finalmente, los estudios de Guesmi, Nguyen, & Teulon (2013) y Guesmi & Nguyen (2011) evaluaron los efectos en la integración de países latinoamericanos al MILA utilizando una versión condicional del ICAPM (International Capital Asset Pricing).

A raíz de lo anterior, en este estudio se evaluará la correlación entre los índices accionarios de los países que forman parte del Mercado Integrado

Latinoamericano (MILA)¹ con un modelo Asimétrico de Correlación Condicional Dinámica Generalizado (AG-DCC-GARCH) introducido por [Cappiello et al. \(2006\)](#). Este modelo es la generalización del modelo de Correlación Condicional Multivariable (DCC-MVGARCH) de [Engle \(2002\)](#), el cual se fue utilizado para capturar las asimetrías condicionales en la correlación. A partir de la investigación de [Cappiello et al. \(2006\)](#) surgieron diversas aplicaciones del modelo AG-DCC-GARCH, estos se aplicaron principalmente en variables del mercado Europeo y Asiático. [Samitas., Kenourgios & Paltalidis \(2011\)](#) investigaron la relación no lineal entre los mercados de países en desarrollo como Brasil, Rusia, India y China (BRICs) y de dos países desarrollados, Estados Unidos e Inglaterra en el período 1995-2006. Los resultados demostraron que en periodos de grandes caídas en los retornos, los índices accionarios se vieron más vinculados en términos de su volatilidad y correlación. Los resultados también sugirieron que los países pertenecientes al BRICs son más propensos a un contagio financiero. [Hyde, Bredin, & Nguyen \(2007\)](#) estudiaron la dinámica en la correlación de mercados accionario de 13 países de Asia-Pacífico, Europa y Estados Unidos. Encontraron variaciones significativas en la correlación entre los mercados a través del tiempo. La asimetría fue menos aparente en mercados con menor integración. [Kenourgios, Samitas, & Paltalidis \(2007\)](#) estudiaron los efectos de la integración Europea en el mercado accionario y de bonos entre 1997 y el 2006. En este estudio, se modificó levemente el modelo eliminando los efectos asimétricos. No obstante lo anterior, los resultados aún mostraron un incremento en el nivel de dependencia durante períodos de crisis. [Kenourgios, & Padhi \(2012\)](#), utilizando el modelo de Cappiello, encontraron evidencia sobre el impacto global del default en Rusia, los efectos de contagio de la crisis subprime, el aspecto regional de la crisis asiática y la naturaleza aislada de la turbulencia argentina. Además, demostraron que los mercados de valores parecen constituir un mecanismo de transmisión más fuerte durante crisis contagiosas. [Maghyereh, & Awartani \(2012\)](#) investigaron el efecto contagio en los retornos y la volatilidad del Mercado Financiero de Dubai y la

¹ El Mercado Integrado Latinoamericano (MILA) es la integración bursátil transnacional de las bolsas de valores de los mercados de Chile, Colombia, México y Perú, representada por la Bolsa de Valores de Colombia, la Bolsa de Comercio de Santiago, la Bolsa Mexicana de Valores y la Bolsa de Valores de Lima, con el propósito de crear un patrimonio único de los cuatro países.

Bolsa de Valores de Abu Dhabi. Se encontró que los mecanismos de transmisión de los retornos y volatilidad son asimétricos. De hecho se demostró que el Mercado Financiero de Dubai tiene un rol dominante debido que, el efecto desde Abu Dhabi es relativamente débil. [Tuysuz, S. \(2013\)](#) estudió la correlación condicional entre los retornos de cinco activos (S&P 500, bonos de grado de inversión, bonos de alto rendimiento, el petróleo y el oro). Se demostró que las correlaciones entre los activos son débiles durante períodos estables. También se concluyó que el oro es un fuerte refugio durante los períodos caracterizados por temores de recesión, preocupaciones con respecto a los mercados de crédito, reducciones de tasas objetivo, así como incertidumbres con respecto a la tasa de inflación. No obstante, no fue un refugio seguro durante la crisis asiática y rusa, mientras que fue un refugio débil durante la crisis puntocom y un fuerte refugio durante la crisis subprime. [Kenourgios, Christopoulos, & Dimitriou \(2013\)](#) investigaron los efectos de contagio de la crisis financiera global 2007-2009 a través de múltiples mercados de activos y diferentes regiones. Utilizaron retornos diarios de seis tipos de activos: acciones, bonos, commodities, envíos, divisas y bienes raíces. Los resultados proporcionaron evidencia sobre un mecanismo de contagio entre las acciones de los Estados Unidos, bienes raíces, productos básicos y el índice emergente de bonos brasileños. Los hallazgos también respaldaron la disociación de los mercados bursátiles BRIC con la crisis, los beneficios de diversificación del sector de envíos y la existencia de un mecanismo de huida hacia la calidad desde activos estadounidenses de riesgo a bonos alemanes. [Kenourgios, Asteriou, & Samitas, A. \(2013\)](#) investigaron el contagio financiero como un mecanismo de propagación asimétrica en los mercados de renta variable y de divisas durante la crisis asiática. Se encontró que las correlaciones condicionales entre los mercados de acciones (divisas) aumentan significativamente durante el período de crisis, apoyando la presencia de respuestas asimétricas ante shocks negativos y de un fenómeno de contagio. Los resultados también respaldan el carácter regional de esta crisis, que también se distribuye con una magnitud más alta entre los mercados de renta variable que en los mercados de divisas. [Guidi & Ugur \(2014\)](#) investigaron si los mercados de valores de Europa Sudoriental (Bulgaria, Croacia, Rumania, Eslovenia y Turquía) están integrados con sus homólogos desarrollados: Alemania, Reino Unido y Estados Unidos. En conjunto con lo anterior, evalúan si existen

beneficios de diversificación durante el período que abarca la reciente crisis financiera. Concluyeron que los beneficios de la diversificación existieron entre septiembre de 2007 y junio de 2013 a pesar de la evidencia de cointegración dinámica durante la mayor parte del período de crisis de septiembre 2008 a mayo 2010. Por lo tanto, concluyen que cualquier evidencia de cointegración dinámica debe ser complementada con evidencia de un análisis de cartera antes de que se hagan conclusiones sobre la ausencia o existencia de beneficios de diversificación. [Chittedi \(2014\)](#) examinó los efectos del contagio de los mercados desarrollados (Estados Unidos, Reino Unido y Japón) hacia los mercados de valores BRIC durante el período de 1996-2011 utilizando datos diarios. Se observó que los índices bursátiles mostraron una correlación persistente y alta durante y después de períodos de alta volatilidad. [Sinsukthavorn & Alfredsson \(2014\)](#) exploraron la posibilidad de asimetría en la correlación condicional dinámica de retornos de acciones y retornos del oro. Se planteó la hipótesis de que esta asimetría podría ser diferente para las empresas grandes y pequeñas, como resultado de características específicas de tamaño que pueden influir en la rentabilidad y el riesgo de la empresa a raíz de shocks negativos en los mercados. Los resultados mostraron que existe asimetría en la correlación condicional dinámica en los retornos de las acciones y el oro. Además, el efecto asimétrico no es el mismo para las grandes y pequeñas empresas. [Martin & Nguyen \(2015\)](#) aplicaron el modelo para medir la asimetría dinámica en las correlaciones de ocho tipos de índices de fondos de cobertura en el período 2005-2012. Se encontró asimetría y un fuerte incremento en la correlación de los retornos durante diferentes períodos de turbulencia. [Yarovaya & Lau \(2016\)](#) estudiaron el comportamiento de los mercados de valores en torno a las crisis recientes y exploraron los beneficios de diversificación de las carteras internacionales disponibles para los inversores del Reino Unido. Aplicando técnicas de cointegración convencionales y de cambio de régimen sugieren una ausencia de beneficios de diversificación. Adicionalmente aplican un modelo AG-DCC, concluyendo que la correlación condicional entre los mercados bursátiles exhibe una mayor dependencia cuando está impulsada por shocks negativos en el mercado.

3. DATOS

Para la presente investigación, se utilizarán los retornos diarios de los principales índices accionarios de los países que participan en el Mercado Integrado Latinoamericano (MILA) desde el 16/01/2008 al 16/06/2017. La información fue extraída del terminal Thomson Reuters Eikon y suman un total de 2.428 observaciones por índice. Se utilizaron retornos diarios debido a que los cuatro países que participan en el MILA están ubicados prácticamente en la misma zona horaria², por esta razón no se consideró necesario utilizar retornos semanales. Los índices seleccionados de los países pertenecientes al MILA son los siguientes:

- 1) IPSA: es el Índice de Precio Selectivo de Acciones de Chile.
- 2) COLCAP³: es el principal Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia.
- 3) IPC: es el Índice de Precios y Cotizaciones de México.
- 4) IGBVL: es el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima.

En el Gráfico 1 se puede observar la evolución de los cuatro índices para el período seleccionado. En niveles, los cuatro índices presentan un comportamiento similar (salvo el IPC), mostrando grandes caídas en períodos de crisis financieras, este punto se evaluará más adelante.

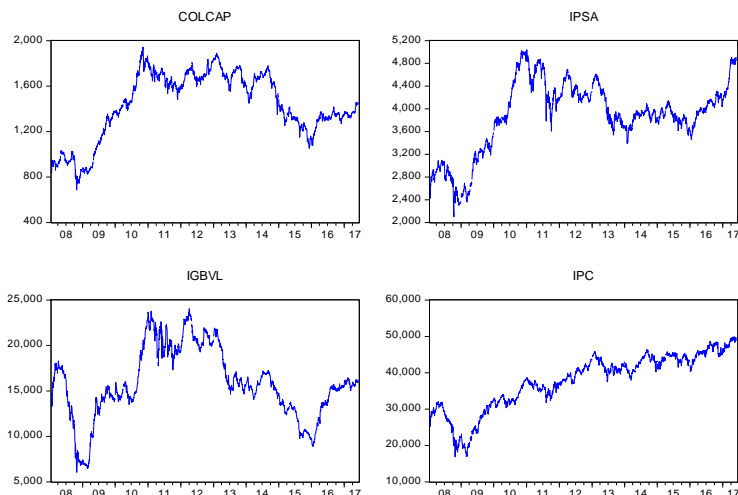
Visualmente, no es difícil verificar que los cuatro índices presentan una media creciente en el tiempo, lo cual sería un primer indicio de que la serie no es estacionaria en niveles. Para verificar dicho análisis, se realizó el test Dickey-Fuller Aumentado y el test de Phillips-Perron, cada uno en tres categorías: 1) sin intercepto ni tendencia, 2) sólo con intercepto y 3) con intercepto y tendencia⁴.

² Capiello et al. (2006) utilizó retornos semanales debido a que los países en estudio se ubican en diferentes zonas horarias. Al utilizar retornos diarios, posibilitaba que shocks externos se vieran reflejados en distintas fechas para diferentes países.

³ A partir del 1 de noviembre de 2013, el COLCAP reemplazó al IGBC como el principal indicador del comportamiento del mercado accionario colombiano.

⁴ Ver Chris Brooks (2014) sección 8.1.4 y 8.1.5 para más detalles del test de Dickey-Fuller aumentado y la sección 8.1.6 y 8.1.7 para el test de Phillips-Perron.

Gráfico 1: Principales índices bursátiles de los países pertenecientes al MILA.



Los resultados se presentan en la Tabla 1, y con ello se puede concluir que la serie se debe trabajar en primera diferencia⁵, no obstante, para el caso del IPC la hipótesis de que la serie tiene raíz unitaria en el test de Dickey Fuller aumentado con intercepto y tendencia no se puede rechazar al nivel del 10%, por lo cual es necesario aplicar un test complementario, dado que la serie presenta una tendencia aparentemente determinística:

Tabla 1: Test Dickey-Fuller y Phillips-Perron*

	COLCAP	IPC	IPSA	IGBVL	
En Niveles	Dickey-Fuller Aumentado	0.7811	0.8921	0.9185	0.5818
	Dickey-Fuller Aumentado con intercepto	0.3413	0.6303	0.2944	0.4968
	Dickey-Fuller Aumentado con intercepto y tendencia	0.7801	0.0775	0.6034	0.8012
	Phillips-Perron	0.7840	0.9277	0.8968	0.5681
	Phillips-Perron con intercepto	0.3971	0.7459	0.4123	0.4358
	Phillips-Perron con intercepto y tendencia	0.8236	0.1903	0.6771	0.7525
Primera Diferencia	Dickey-Fuller Aumentado	0,0001	0,0001	0,0000	0,0001
	Dickey-Fuller Aumentado con intercepto	0,0001	0,0001	0,0000	0,0001
	Dickey-Fuller Aumentado con intercepto y tendencia	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
	Phillips-Perron	0,0001	0,0001	0,0000	0,0001
	Phillips-Perron con intercepto	0,0001	0,0001	0,0000	0,0001
	Phillips-Perron con intercepto y tendencia	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

*la tabla presenta la probabilidad de la hipótesis nula de que la serie tiene raíz unitaria.

⁵ Los rezagos en el test Dickey-Fuller Aumentado se seleccionaron de acuerdo al criterio de información Schwarz.

A continuación, en la Tabla 2 se presenta el test Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin, en el cuál se puede observar que la serie tiene raíz unitaria y, por lo tanto, no es estacionaria en niveles. Al trabajar en primera diferencia, la serie la serie presenta estacionalidad.

Tabla 2: Test Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin para IPC⁶

	En Niveles		Primera Diferencia	
	Intercepto	Intercepto y tendencia	Intercepto	Intercepto y tendencia
Test Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin	5,142241	0,498481	0,036041	0,087353
Valores Críticos Asintoticos	1%	0,739	0,216	0,739
	5%	0,463	0,146	0,463
	10%	0,347	0,119	0,347

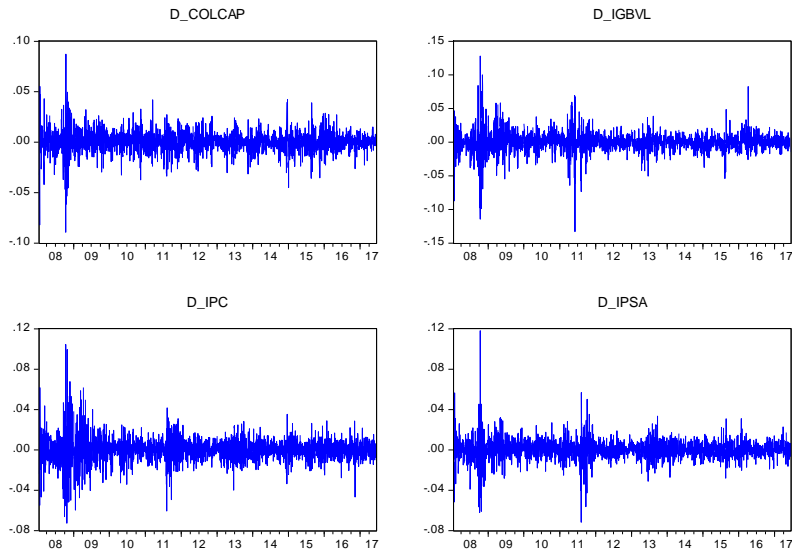
Dado lo anterior, todos los datos fueron transformados a retornos con diferencia logarítmica siguiendo la siguiente ecuación:

$$\text{Retorno}_t = \ln\left(\frac{\text{Valor Índice}_t}{\text{Valor Índice}_{t-1}}\right)$$

En el Gráfico 2 se puede observar que los retornos calculados con diferencia logarítmica presentan períodos de mayor volatilidad, a fines del 2008 para los cuatro índices y a mediados del 2011 para el IPC, IPSA e IGBVL. El primer período de alta volatilidad se puede asociar a la crisis financiera global originada en Estados Unidos. El segundo período de volatilidad se puede asociar a la crisis de deuda soberana en la Unión Europea.

⁶ Para más detalles ver Kwiatkowski et al. (1992)

Gráfico 2: Retornos en primera diferencia logarítmica



En la Tabla 3 se presenta un resumen estadístico de los retornos diarios de cada índice. Se puede observar que la media de los retornos de los cuatro índices es positiva, también los cuatro índices tienen una elevada curtosis, lo cual indica que la distribución de los retornos tiene forma puntiaguda, con cuerpo delgado y colas anchas, como es el común de las series financieras. Dado lo anterior y complementando el análisis con el test de Jarque-Bera, se puede concluir que los retornos no tienen distribución normal.

Tabla 3: Estadísticas descriptivas de los retornos de los índices accionarios

	COLCAP	IGBVL	IPC	IPSA
Media	0,00017	0,00003	0,00024	0,00024
Mediana	0,00000	0,00000	0,00024	0,00014
Máximo	0,08732	0,12816	0,10441	0,11803
Mínimo	-0,08924	-0,13291	-0,07266	-0,07173
Desvío Estándar	0,01049	0,01530	0,01214	0,00998
Asimetría	-0,37909	-0,40434	0,18698	0,20778
Curtosis	11,50077	15,12131	11,73854	16,82732
Jarque-Bera	7368,77	14930,20	7739,44	19360,00
Probabilidad	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Observaciones	2428	2428	2428	2428

La distribución de los retornos tiene una importante repercusión en el modelo a estudiar, debido que, si los rendimientos no son realmente una distribución normal, debe utilizarse una función de cuasi-máxima verosimilitud en la estimación de los parámetros para el modelo AG-DCC, en lugar de la función de verosimilitud normal (Engle, 2002). Con esto en mente, es necesario volver a poner atención a los resultados de la Tabla 3, específicamente en la prueba de normalidad de Jarque-Bera. Como se comentó previamente, los resultados fueron que la hipótesis nula de normalidad fue rechazada por todos los rendimientos al nivel del uno por ciento. Por lo tanto, se llega a la conclusión de que los rendimientos no se distribuyen normalmente y se utilizará la estimación de cuasi máxima verosimilitud. Lo anterior se puede verificar en el ANEXO 1, donde se puede observar el gráfico Q-Q con la distribución normal (línea roja) contra la distribución efectiva (azul).

4. MODELO

La volatilidad de los activos financieros ha sido un tema de especial interés para muchos investigadores financieros en el transcurso del tiempo. Una de las cosas que ha intrigado a los investigadores es si estas volatilidades cambian de la misma manera tanto ante shocks negativos como ante shocks positivos. Black (1976) señaló que, aunque no sabía cómo se desarrollaban las volatilidades de las acciones, se apreciaba que cuando los precios de las acciones suben, las volatilidades son más bajas; y cuando las acciones bajan, las volatilidades son más altas. Sugirió una explicación para esto, conocido como el efecto de apalancamiento. Estableció que cuando el valor de una empresa disminuye, su relación de apalancamiento aumenta. Cuando la relación de apalancamiento aumenta, la varianza de las acciones está destinada a aumentar, ya que se espera que la varianza general de las empresas se mantenga constante. Esto incluso ocurre para las empresas sin apalancamiento, ya que cuando los ingresos disminuyen, los costos de las empresas no disminuirán proporcionalmente debido a los costos fijos. Por lo tanto, hay un aumento en el "apalancamiento operativo".

A lo anterior se suma otra teoría, la llamada retroalimentación de la volatilidad, que explica la existencia de asimetría en las volatilidades. La teoría, propuesta por French, Schwert y Stambaugh (1986), propone que la prima por riesgo esperada del mercado varía con el tiempo y está relacionada positivamente con la volatilidad predecible de los retornos de las acciones. Sin embargo, los retornos inesperados de las acciones están negativamente relacionados con el cambio inesperado en la volatilidad de los retornos de acciones. Los autores explican que, si las primas por riesgo esperadas se relacionan positivamente con la volatilidad predecible, un cambio inesperado positivo en la volatilidad (y una revisión al alza en la volatilidad prevista) aumenta las primas por riesgo futuras esperadas y reduce los precios actuales de las acciones.

Sin embargo, tener una asimetría en las volatilidades condicionales de un activo no es una condición suficiente, aunque es una condición necesaria para que la correlación condicional de ese activo con otro tenga asimetría. Por lo tanto, las razones de la asimetría en las volatilidades presentadas anteriormente pueden o no ser aplicadas a las asimetrías condicionales. Para entender por qué esto es así, hay que considerar un activo cuya volatilidad sigue un proceso GARCH asimétrico. Esto se puede demostrar de la siguiente manera:

$$y_t = u_t$$

$$u_t = D_t \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t \sim (0, \sigma_t^2)$$

Donde y_t es un vector de retorno de activos, u_t es un vector de residuos, ε_t es un vector de residuos estandarizados y D_t^2 es algún proceso GARCH asimétrico. Hay que tener en cuenta que D_t es la raíz cuadrada de D_t^2 . Entonces, la correlación condicional de y_t es:

$$\rho_{12,t} = \frac{E_{t-1}(y_{1,t}y_{2,t})}{\sqrt{E_{t-1}(y_{1,t}^2)E_{t-1}(y_{2,t}^2)}}$$

$$\rho_{12,t} = \frac{E_{t-1}((D_{1,t}\varepsilon_{1,t})(D_{2,t}\varepsilon_{2,t}))}{\sqrt{E_{t-1}(D_{1,t}^2\sigma_{1,t}^2)E_{t-1}(D_{2,t}^2\sigma_{2,t}^2)}}$$

$$\rho_{12,t} = \frac{D_{1,t}D_{2,t}E_{t-1}(\varepsilon_{1,t}\varepsilon_{2,t})}{D_{1,t}D_{2,t}\sqrt{E_{t-1}(\sigma_{1,t}^2)E_{t-1}(\sigma_{2,t}^2)}}$$

$$\rho_{12,t} = \frac{E_{t-1}(\varepsilon_{1,t}\varepsilon_{2,t})}{\sqrt{E_{t-1}(\sigma_{1,t}^2)E_{t-1}(\sigma_{2,t}^2)}}$$

Por lo tanto, se puede apreciar que solo una asimetría en el proceso de volatilidad de los residuos estandarizados puede afectar la correlación condicional de los rendimientos del activo, no la asimetría en el proceso GARCH. Sabiendo esto, podemos ver que, si hay una asimetría conocida en la correlación condicional de algunos activos, también existe una asimetría en las varianzas condicionales. Sin embargo, lo opuesto no siempre es verdad. Es decir, saber que hay asimetría en las varianzas condicionales no es suficiente para decir que hay asimetría en las correlaciones condicionales (Engle, 2002).

Ha habido muchas menos teorías que explican la asimetría en las correlaciones condicionales aparte de las que abordan la volatilidad de los activos. Cappiello, Engle y Sheppard (2006) proponen una explicación para la asimetría en las correlaciones condicionales después de un shock negativo en los residuos estandarizados de ambos retornos. Si las primas de riesgo varían con el tiempo, sugieren que un impacto negativo en el sistema inducirá una presión a la baja sobre los rendimientos en cualquier par de acciones y aumentará las varianzas de estos valores en un mundo de tipo CAPM. Si las betas no cambian, entonces las covarianzas aumentarán. Si las varianzas idiosincrásicas no cambian proporcionalmente, las correlaciones también aumentarán. Por lo tanto, la correlación puede ser mayor después de un shock negativo que después de un shock positivo de la misma magnitud.

4.1 Ecuación de la media

Con el fin de utilizar el modelo AG-DCC, primero se tiene que especificar la ecuación de la media y la ecuación de la varianza condicional para cada activo. Esto viene del hecho de que el modelo AG-DCC utilizará los residuos estandarizados de cada activo como una entrada en el cálculo de la correlación condicional. Se comienza especificando la ecuación de la media de todos los activos en forma general:

$$y_t = \mu + u_t$$

Suponiendo que se tiene p número de activos, entonces y_t es un vector $p \times 1$ de retornos de los activos en el momento t , μ es un vector $p \times 1$ de constantes y u_t es un vector $p \times 1$ de los términos de error en el tiempo t . El vector término de error en sí mismo se constituye de dos partes:

$$u = D_t \varepsilon_t$$

$$u_t \sim N_p[0, H_t]$$

$$\varepsilon_t \sim i.i.d.N_p[0, I_p]$$

Donde ε_t es un vector $p \times 1$ de los residuales estandarizados al tiempo t y D_t es una matriz $p \times p$ que contiene la volatilidad condicional de los activos, $\sqrt{h_{i,t}}$, en la diagonal y ceros fuera de la diagonal. Además, H_t es la matriz $p \times p$ de varianza covarianza condicional de y_t :

$$\text{Var}(y_t | \varphi_{t-1}) = \text{Var}_{t-1}(y_t)$$

$$\text{Var}_{t-1}(u_t) = D_t E_{t-1}(\varepsilon_t \varepsilon_t') D_t$$

$$= H_t$$

Donde φ_{t-1} es el conjunto de información del período previo y $E_{t-1}(\varepsilon_t' \varepsilon_t)$ es una matriz $p \times p$ que contiene la variación temporal de la correlación de y_t . Esto se denotará como R_t de ahora en adelante. Reescribiendo la ecuación del término del error en términos de residuos estandarizados se obtiene lo siguiente:

$$\varepsilon_t = D_t^{-1} u_t$$

Se puede observar que es suficiente conocer el retorno, la ecuación de la media y el proceso de la volatilidad de cada activo con el fin de extraer los residuos estandarizados (Liu 2014 & Engle 2002). El cómo se utilizan los residuos estandarizados se explica en detalle más adelante.

Como el objetivo de este estudio es investigar la correlación condicional dinámica de los índices accionarios del MILA, en primera instancia no se incluyeron factores externos en la ecuación de la media de los activos. Esto se debe a que la correlación condicional obtenida de los modelos DCC y AG-DCC es de hecho la correlación condicional de los residuos estandarizados. Sin embargo, si se incluye un factor adicional, esto ya no sería el caso y los parámetros de correlación condicional del modelo DCC ya no podrían ser interpretados como la correlación condicional de los retornos de los índices. Sin embargo, esta ecuación es modificada levemente para todos los activos. La razón radica en que todos los retornos presentaron autocorrelación en los residuos estandarizados. Se comentará más de este tema en el punto 6.1.

En el proceso de estimación, se utiliza la estimación de tres etapas empleado por el modelo AG-DCC. Se permite cualquier tipo de proceso GARCH univariado para ser utilizado en el modelamiento de la volatilidad del activo siempre y cuando tenga estacionalidad de covarianza. Además, esto permite que los retornos de los índices se asuman estacionarios a pesar de que no lo sean.

4.2 Modelos de volatilidad

Con el fin de estimar las correlaciones condicionales del modelo AG-DCC se debe conocer el proceso de la volatilidad de cada activo. El modelo AG-DCC utiliza un enfoque de estimación de tres pasos, que se describe más adelante, las estimaciones de correlación sólo serán consistentes si los modelos de volatilidad univariados se especifican correctamente (Cappiello, Engle y Sheppard (2006)). De ello se desprende que el conocimiento del modelo correcto de varianza condicional, D_t^2 , implica conocer modelo correcto de volatilidad. En este estudio, por lo tanto, se lleva a cabo una búsqueda rigurosa del modelo correcto de la varianza para cada activo. Los modelos que se analizan son los siguientes:

(1) Autorregresivo condicional heterocedástico (ARCH)

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_i^p \alpha_i \cdot \varepsilon_{t-i}^2$$

Dónde ω es el término de la media y α indica cómo el rezago de los residuos al cuadrado (ε_{t-1}^2) afecta a la varianza condicional en el período actual.

(2) Autorregresivo Condicional Heterocedástico Generalizado (GARCH)

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \cdot \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \cdot \sigma_{t-j}^2$$

Dónde ω es el término de la media, α indica cómo el rezago de los residuos al cuadrado (ε_{t-1}^2) afecta a la varianza en t y β_1 mide cómo el rezago de la varianza (σ_{t-1}^2) afecta a la varianza condicional en t.

(3) Threshold Autorregresivo condicional heterocedástico (TGARCH)⁷

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \cdot \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \cdot \sigma_{t-j}^2 + \sum_{k=1}^r \gamma_k \cdot \varepsilon_{t-k}^2 \cdot d_{t-k}$$

⁷ También conocido como GJR-GARCH

Sumado a las variables observadas en el modelo GARCH, el modelo TGARCH incluye un término que mide la asimetría donde las buenas noticias $\varepsilon_{t-1}^2 > 0$ y las malas noticias $\varepsilon_{t-1}^2 < 0$ tienen diferentes efectos sobre la varianza condicional. d_{t-1} es una variable dummy que toma el valor de 1 si $\varepsilon_{t-1}^2 < 0$. γ es el parámetro que mide la diferencia del impacto ante una buena o mala noticia.

(4) GARCH Exponencial (EGARCH)

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{j=1}^q \beta_j \cdot \ln(\sigma_{t-j}^2) + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| + \sum_{k=1}^r \gamma \frac{\varepsilon_{t-k}}{\sigma_{t-k}}$$

En este modelo se garantiza la no negatividad de la varianza condicional formulando la ecuación de la volatilidad en términos del logaritmo de σ_t^2 .

(5) Potencia ARCH asimétrico (APARCH)

$$\sigma_t^\delta = \omega + \sum_{j=1}^q \beta_j \cdot \sigma_{t-j}^\delta + \sum_{i=1}^p \alpha_i \cdot (|\varepsilon_{t-i}| - \gamma \varepsilon_{t-i})^\delta$$

Se modela directamente sobre el desvío estándar y no sobre la varianza. Este modelo permite estimar el exponente de σ_t , planteando un parámetro de potencia δ de modo tal que se modela σ_t^δ . Si el término de asimetría γ es cero y el parámetro de potencia es 2, el modelo se reduce a un GARCH.

(6) GARCH en Componentes (CGARCH)

$$\sigma_t^2 = \bar{\omega} + \alpha \cdot (\varepsilon_{t-1}^2 - \bar{\omega}) + \beta \cdot (\sigma_{t-1}^2 - \bar{\omega})$$

En este modelo, la varianza muestra reversión a la varianza condicional $\bar{\omega}$. En términos simples, se flexibiliza la condición de que la media permanezca fija en todo período.

Para determinar qué modelo y qué especificaciones se ajustan mejor a cada activo, primero se verificó que todos los coeficientes sean significativos a lo menos al 5% de confianza. Posteriormente, se realizó una prueba de Ljung-Box en los residuos estandarizados de la ecuación de la media y en los residuos estandarizados al cuadrado del modelo GARCH para verificar que estos sean aleatorios y, por lo

tanto, el modelo esté bien especificado. Por último, se utilizó el criterio de información bayesiano de Schwarz (BIC) para seleccionar el mejor modelo.

4.3 Modelos de correlación

4.3.1 Modelo de Correlación Condicional Dinámica (DCC) por Engle 2002.

El modelo DCC fue desarrollado a partir del modelo de Correlación Condicional Constante (CCC) de Bollerslev (1990), en el que la matriz varianza-covarianza de los retornos, H_t , se compone por una matriz de correlación incondicional R y una matriz de varianza condicional D_t^2 :

$$H_t = D_t^2 R D_t^2$$

Sin embargo, en el 2002 Engle propuso el modelo de correlación condicional dinámica, que permite a R cambiar a través del tiempo, de esta manera la matriz de covarianza condicional de los retornos, H_t , se construye como:

$$H_t = D_t R_t D_t$$

Donde D_t es la matriz diagonal de volatilidades, $\sqrt{h_{i,t}}$, y R_t es matriz correlación variable en el tiempo. Cada D_t^2 se puede definir como un tipo de proceso de GARCH univariado. R_t es generado con varianzas y covarianzas condicionales de los residuos estandarizados, ε_t . El estudio de Engle (2002) muestra que la correlación condicional entre los retornos de dos activos $y_{1,t}, y_{2,t}$, está basada en información del pasado y se mueve entre 1 y -1. Esta se define como:

$$\rho_{12,t} = \frac{E_{t-1}(y_{1,t} y_{2,t})}{\sqrt{E_{t-1}(y_{1,t}^2) E_{t-1}(y_{2,t}^2)}}$$

Si se asume que la ecuación de la media tiene media igual a cero y que los residuos estandarizados se distribuyen normalmente con media cero y varianza igual a uno, el retorno se puede escribir como la multiplicación de la desviación estándar condicional y los residuos estandarizados:

$y_{i,t} = \sqrt{h_{i,t}}$ donde $i=1,2,\dots,n$. Entonces:

$$\rho_{12,t} = \frac{E_{t-1}(y_{1,t}y_{2,t})}{\sqrt{E_{t-1}(y_{1,t}^2)E_{t-1}(y_{2,t}^2)}} = E_{t-1}(\varepsilon_{1,t}\varepsilon_{2,t})$$

Por lo tanto, la correlación de los retornos de dos activos es la covarianza de sus residuos estandarizados. Engle (2002) propuso que R_t se puede obtener usando las series de los residuos estandarizados como:

$$R_t = Q_t^{*-0,5}Q_tQ_t^{*-0,5}$$

Donde Q_t es la matriz de covarianza condicional de los residuos estandarizados, que sigue un proceso GARCH bivariado, Q_t^* es una matriz diagonal con la raíz cuadrada de la i -ésimo elemento diagonal de Q_t . Por lo tanto Q_t^* contiene solo la desviación estándar del i -ésimo residuo estandarizado. El modelo estándar DCC de Engle (2002) es el siguiente:

$$Q_t = (1 - a - b)\bar{Q} + a\varepsilon_{t-1}\varepsilon'_{t-1} + bQ_{t-1}$$

Dónde \bar{Q} es la matriz incondicional de los residuos estandarizados, a y b son escalares tales que $a+b < 1$. El uso de escalares implica el supuesto de dinámicas similares entre los activos usados en el modelo DCC (Billio, Caporin & Gobbo, 2006). Sin embargo, el modelo DCC puede escribirse en forma matricial (Ding & Engle, 2001), el cuál es una forma más generalizada:

$$Q_t = (II' - A - B) \circ \bar{Q} + A \circ \varepsilon_{t-1}\varepsilon'_{t-1} + B \circ Q_{t-1}$$

Dónde I es un vector de unos y “ \circ ” es el producto de Hadamard de dos matrices de igual dimensión. Si A , B y $(II' - A - B)$ son positivos semidefinidos, Q_t también

será semidefinido. Si alguno de A , B y $(II' - A - B)$ son positivos definidos, Q_t también lo será.

En la estimación, es esencial que Q_t sea definida positiva para garantizar que R_t sea una matriz de correlación que tenga 1 en la diagonal y todos los otros elementos se muevan en el intervalo de $[-1,1]$. Para los dos activos, R_t se compone como:

$$R_t = \begin{bmatrix} 1 & \frac{q_{12,t}}{\sqrt{q_{11,t}}\sqrt{q_{22,t}}} \\ \frac{q_{12,t}}{\sqrt{q_{11,t}}\sqrt{q_{22,t}}} & 1 \end{bmatrix}$$

Entonces, la correlación condicional entre los retornos de dos activos es $\frac{q_{12,t}}{\sqrt{q_{11,t}}\sqrt{q_{22,t}}}$

4.3.2 Modelo Asimétrico de Correlación Condicional Dinámica Generalizado (AG-DCC) por Cappiello et al. (2006).

En esta sección se presentan las descripciones detalladas del modelo AG-DCC. Por otra parte, se muestra el procedimiento de estimación de tres etapas. Por último, se presenta alguna modificación necesaria al modelo AG-DCC.

En su artículo del 2006 Cappiello, Engle y Sheppard presentaron el modelo DCC asimétrico generalizado (AG-DCC) como:

$$Q_t = (\bar{Q} - A' \bar{Q} A - B' \bar{Q} B - G' \bar{N} G) + A' \varepsilon_{t-1} \varepsilon_{t-1}' A + G' n_{t-1} n_{t-1}' G + B' Q_{t-1} B$$

Donde Q_t es la matriz de covarianza condicional de los residuos estandarizados, \bar{Q} es la matriz de covarianza incondicional de los residuos estandarizados, y A , B , y G son matrices $p \times p$ de parámetros, \bar{N} es definido como $\bar{N} = E[n_t n_t']$ y $n_t = I[e_t < 0] \circ e_t$. Acá $I[\cdot]$ es un indicador $p \times 1$ que es igual a 1 si $e_t < 0$ o es cero

si ocurre lo contrario, por otro lado \circ es el producto de Hadamard. El término adicional η_t indica asimetría cuando hay un shock negativo. Para que Q_t sea definido positivo, el intercepto $(\bar{Q} - A'\bar{Q}A - B'\bar{Q}B - G'\bar{N}G)$ tiene que ser positivo semidefinido y Q_0 es positivo definido.

Un inconveniente del modelo AG-DCC es gran cantidad de parámetros y la complejidad de su interpretación. Suponiendo que p es el número de activos, se necesitan p^2 parámetros para cada término de correlación. A pesar de que se utilizan matrices diagonales, el número de parámetros todavía aumentan de forma lineal con el número de activos.

Para el modelo AG-DCC, se ajustará el modelo general para que sea un modelo bivariado ya que en nuestro estudio se evaluará de a dos activos queriendo capturar las dinámicas de cada par. Debido a la poca cantidad de activos en el modelo, el problema de demasiados parámetros en la estimación no es una preocupación. El modelo se muestra como:

$$Q_t = (\bar{Q} - A'\bar{Q}A - B'\bar{Q}B - G'\bar{N}G) + A'\varepsilon_{t-1}\varepsilon'_{t-1}A + G'n_{t-1}n'_{t-1}G + B'Q_{t-1}B$$

4.4 Estimación

Después de que el modelo está bien especificado, los parámetros se estiman mediante la maximización de la función de cuasi verosimilitud, ya que los retornos no se distribuyen normalmente. Sobre la base de [Engle \(2002\)](#), la función cuasi verosimilitud se define como:

$$L = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \left(n \log(2\pi) + 2 \log |D_t| + u_t' D_t^{-1} u_t - \varepsilon_t' \varepsilon_t + \log |R_t| + \varepsilon_t' R_t^{-1} \varepsilon_t \right)$$

La verosimilitud se puede separar como la suma de la parte de volatilidad y la parte de correlación:

$$L(\theta, \phi) = L_v(\theta) + L_c(\theta, \phi)$$

Donde θ es el conjunto de parámetros en D_t y ϕ es los parámetros en R_t en la ecuación $H_t = D_t R_t D_t$. Por lo tanto la parte de la volatilidad es:

$$L(\theta) = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \left(n \log(2\pi) + 2 \log |D_t| + u_t' D_t^{-2} u_t \right)$$

Y la parte de la correlación es:

$$L = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \left(\log |R_t| + \varepsilon_t' R_t^{-1} \varepsilon_t - \varepsilon_t' \varepsilon_t \right)$$

En el modelo AG-DCC-GARCH un elemento de R_t tiene la siguiente forma:

$$\rho_{ij,t} = \frac{q_{ij,t}}{\sqrt{q_{ii,t}} \sqrt{q_{jj,t}}}$$

Dónde $i, j = 1, 2, \dots$ y $i \neq j$; $\rho_{ij,t}$ es la clave de esta metodología porque representa la correlación condicional entre los índices.

5. RESULTADOS

5.1 Ecuación de la Media y de la Varianza

En la Tabla 4 se presentan los modelos que mejor representan la varianza condicional de cada activo de acuerdo a los criterios de selección mencionados en la sección 4.2. Para el IPSA se utilizará un TARCH(1,1), para el IPC se utilizará un EGARCH(1,1), para el IGBVL se utilizará un EGARCH(1,1) y para el índice COLCAP de utilizará un EGARCH(1,1). Estos cuatro modelos contienen un componente de asimetría, con el cuál la varianza es mayor ante shocks negativos.

Tabla 4: Modelos de Volatilidad Seleccionados.

IPSA TARCH(1,1) asy=1 $\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \cdot \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \cdot \sigma_{t-1}^2 + \gamma_1 \cdot \varepsilon_{t-1}^2 \cdot d_{t-1}$
IPC EGARCH(1,1) asy=1 $\ln(\sigma_t^2) = \omega + \beta_1 \cdot \ln(\sigma_{t-1}^2) + \alpha_1 \left \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$
IGBVL EGARCH(1,1) asy=1 $\ln(\sigma_t^2) = \omega + \beta_1 \cdot \ln(\sigma_{t-1}^2) + \alpha_1 \left \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$
COLCAP EGARCH(1,1) asy=1 $\ln(\sigma_t^2) = \omega + \beta_1 \cdot \ln(\sigma_{t-1}^2) + \alpha_1 \left \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right + \gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$

A continuación, en la Tabla 5 se presentan los resultados de las estimaciones de la varianza condicional con los modelos GARCH seleccionados. Como se comentó en la sección 4, los modelos seleccionados debían tener todas las variables significativas al 5% y el mejor criterio de información; se puede apreciar que todos los parámetros de la ecuación de la varianza son significativos al 1%.

Tabla 5: Resultados de los Modelos de Volatilidad.

	IPSA	IPC	COLCAP	IGBVL
Ecuación de la Media				
C	0,0000974 (0,000148)	0,0000795 (0,000169)	0,000132 (0,000171)	0,000133 (0,000205)
Y(-1)	0,175961*** (0,020262)	0,06856*** (0,020781)	0,109797*** (0,021903)	0,193843*** (0,020719)
Ecuación de la Varianza				
ω	0,00000208*** (0,000000284)	-0,192718*** (0,019321)	-0,769425*** (0,07931)	-0,399528*** (0,037027)
α	0,034924*** (0,008569)	0,107345*** (0,010926)	0,252126*** (0,018673)	0,232705*** (0,014271)
β	0,87949*** (0,009267)	0,988124*** (0,001754)	0,938295*** (0,007728)	0,974826*** (0,003617)
γ	0,115772*** (0,013842)	-0,097923*** (0,008633)	-0,090134*** (0,010391)	-0,052389*** (0,008734)
Log likelihood	8277,656	7820,972	8011,662	7391,731
Durbin-Watson	2,03441	1,974254	1,991573	2,089408
Akaike	-6,816363	-6,440026	-6,597167	-6,086305
Schwarz	-6,802038	-6,425701	-6,582842	-6,07198
Hannan-Quinn.	-6,811154	-6,434818	-6,591958	-6,081097
Q(20)	22,930	19,081	21,648	25,139
Q ² (20)	15,887	20,795	21,648	18,179
ARCH LM (1)	0,532	0,6755	0,9078	0,8021

*** significativo al 1%, ** significativo al 5% y * significativo al 10%

El rezago en la ecuación de la media también es significativo al 1% en los cuatro índices. La constante C no es significativa, lo cual indica que estadísticamente los retornos se pueden explicar en su totalidad por el rezago de la misma serie. Esto es consistente con los resultados observados del test Ljung-Box de la ecuación de la media que se comentaran más adelante.

El parámetro de asimetría γ^8 es significativo al 1% en los cuatro índices. El signo negativo en el IPC, COLCAP e IGBVL es el esperado, debido a que el signo

⁸ Que se refiere a $\gamma_1 \cdot \varepsilon_{t-1}^2 \cdot d_{t-1}$ en el modelo TARCH y a $\gamma \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$ en el EGARCH.

negativo del shock multiplicado por el signo del parámetro de asimetría hace que se sume un valor positivo a la varianza. Dicho lo anterior, se verifica la respuesta asimétrica en los cuatro índices accionarios del MILA, presentando mayor volatilidad ante shocks negativos.

De acuerdo con el test ARCH LM con un rezago, los cuatro modelos presentan una ecuación de la varianza bien especificada, donde un término extra ARCH no es significativo en ninguno de los casos.

Al observar los resultados del test Ljung-Box, se puede verificar que tanto la ecuación de la media como la de la varianza están bien especificados. Esto se puede demostrar observando los Estadísticos-Q, que no son significativos en ningún rezago. En la Tabla 5 se reportan los resultados del rezago 20, pero en el ANEXO 2 se puede observar una mayor cantidad de rezagos. A diferencia de esta investigación, [Cappiello et al. \(2006\)](#) utilizó como supuesto que la ecuación de la media estaba bien especificada con un rezago en la ecuación de la media.

5.2 Modelo DCC-GARCH

En la Tabla 6 se presenta los resultados del Modelo de Correlación Condicional Dinámica. El coeficiente $a(1)$ representa como los residuos estandarizados del período anterior afectan la covarianza de los residuos estandarizados en el periodo actual. El coeficiente $b(1)$ muestra como la covarianza de los residuos estandarizados del periodo anterior afecta a la covarianza del periodo actual. La condición de que $0 < a(1) + b(1) < 1$ se cumple en todos los casos, lo cual confirma la estabilidad del proceso DCC. Tanto el parámetro del rezago de los residuos estandarizados como el parámetro del rezago de la covarianza son positivos y significativos al 1% en todos los casos⁹.

⁹ En esta investigación, no se comentará en detalle los resultados del modelo DCC, ya que este se calculó solamente para fines comparativos respecto al modelo AG-DCC en sus criterios de información.

Tabla 6: Resultados de los Modelo DCC

	COLCAP IGBC	COLCAP IGBVL	IGBVL IPC	IPSA COLCAP	IPSA IGBVL	IPSA IPC
a(1)	0,036789*** (0,008436)	0,017083** (0,007303)	0,023051*** (0,0055)	0,031403*** (0,008277)	0,022399*** (0,004944)	0,018893*** (0,006532)
b(1)	0,911916*** (0,026343)	0,952458*** (0,023683)	0,962097*** (0,009471)	0,930231*** (0,023263)	0,963539*** (0,008698)	0,951298*** (0,019898)
Log likelihood	-6730,793	-6689,356	-6638,834	-6659,746	-6663,772	-6519,756
Avg. log likelihood	-2,77444	-2,75736	-2,736535	-2,745155	-2,746815	-2,687451
Akaike	5,55053	5,516369	5,474719	5,491959	5,495278	5,37655
Schwarz	5,555306	5,521146	5,479496	5,496735	5,500055	5,381327
Hannan-Quinn	5,552267	5,518106	5,476456	5,493695	5,497015	5,378287

5.3 Modelo AG-DCC-GARCH

La Tabla 7 presenta los coeficientes de los parámetros en la matriz de covarianza condicional de los residuos estandarizados, basado en el modelo AG-DCC-GARCH. Los coeficientes “A” muestran que tanto los residuos estandarizados del periodo previo afectan a la varianza/covarianza de los residuos estandarizados en el período actual. Los coeficientes “B” indican cómo la varianza/covarianza de los residuos estandarizados del período previo afecta a la varianza/covarianza de los residuos estandarizados del periodo actual. Los coeficientes “G” indican que tan mayor es el efecto asimétrico de un shock negativo de los residuos estandarizados (asimetría)¹⁰ del periodo previo, en la varianza/covarianza de los residuos estandarizados del período actual. Los parámetros marcados con “11” muestran la varianza de los residuos estandarizados del índice que sale al lado izquierdo de cada par. Mientras que los parámetros con “22” muestran la varianza de los residuos estandarizados del índice que sale al lado derecho de cada par. Aplicando esto a la primera columna de resultados de la Tabla 7, el parámetro “11” representa al COLCAP y el “22” al IGBVL. Los parámetros “12” muestran la covarianza de los residuos estandarizados de cada par de índice accionario.

Como se mostró anteriormente, la asimetría en las correlaciones condicionales dinámicas del modelo AG-DCC se incorpora en la matriz de covarianza de los

¹⁰ de un índice y/o del otro índice

residuos estandarizados, Q_t , los que se utilizan para calcular las correlaciones condicionales dinámicas. Por lo tanto, la asimetría puede ser capturada tanto en la varianza como en la covarianza de los residuos estandarizados. Los términos asimétricos pueden afectar la estimación de correlación condicional dinámica de diferentes maneras, dependiendo de si hay un shock negativo en sólo uno de los residuos estandarizados o en ambos. Además, un shock negativo en los residuos estandarizados de un solo índice puede tener un efecto diferente a un shock negativo en los residuos estandarizados del otro índice.

Tabla 7: Parámetros estimados del modelo AG-DCC-GARCH.

	COLCAP IGBVL	COLCAP IPC	IGBVL IPC	IPSA COLCAP	IPSA IGBVL	IPSA IPC
A11(1)	0,071435 (0,050654)	-0,049837 (0,069039)	-0,051589 (0,051064)	-0,014608 (0,033257)	0,046505 (0,035983)	0,028044 (0,050765)
A22(1)	-0,033109 (0,058547)	-0,126174* (0,070534)	-0,020563 (0,041847)	-0,084651** (0,035232)	0,048085 (0,036258)	-0,113824** (0,060971)
A12(1)	0,175038*** (0,043057)	0,15149*** (0,045218)	0,123532*** (0,034756)	0,242527*** (0,031163)	0,172938*** (0,037525)	0,116334*** (0,010346)
B11(1)	0,668684*** (0,116974)	-0,05591 (0,480038)	-0,320616*** (0,017506)	0,957461*** (0,022919)	-0,00377 (0,052137)	-0,395516** (0,170656)
B22(1)	-0,350436*** (0,117456)	0,802577*** (0,159267)	0,454735*** (0,072196)	0,753497*** (0,035464)	-0,165628** (0,07227)	0,482973*** (0,177058)
B12(1)	0,623351*** (0,119332)	0,428954* (0,2582)	0,841527*** (0,054673)	0,052135** (0,02043)	0,895405*** (0,032068)	0,828191*** (0,098541)
G11(1)	0,28868*** (0,058919)	-0,059256 (0,066889)	0,11353 (0,083874)	0,001252 (0,047321)	0,309606*** (0,099982)	0,008285 (0,073838)
G22(1)	0,209476** (0,084927)	0,220692** (0,112811)	0,248098*** (0,039647)	0,534689*** (0,101697)	0,272988*** (0,047329)	0,198207** (0,096045)
G12(1)	-0,047918 (0,047117)	0,115779** (0,055126)	-0,064157 (0,04532)	0,084995** (0,033746)	0,195477*** (0,042098)	0,121671 (0,083017)
Log likelihood	957,0482	1126,914	1271,472	1204,664	1164,035	1655,818
Avg. log likelihood	0,394496	0,464515	0,524102	0,496564	0,479817	0,68253
Akaike	-0,781573	-0,921611	-1,040785	-0,985708	-0,952214	-1,357641
Schwarz	-0,760078	-0,900116	-1,01929	-0,964213	-0,930719	-1,336146
Hannan-Quinn criter.	-0,773758	-0,913795	-1,03297	-0,977893	-0,944398	-1,349825

*** significativo al 1%, ** significativo al 5% y * significativo al 10%

A continuación, en la Tabla 8, se presenta un resumen de los resultados observados en la Tabla 7. Se marcó en amarillo cuando la correlación aumenta y en verde cuando disminuye.

El parámetro G11 es significativo solamente en los pares de índices COLCAP-IGBVL e IPSA-IGBVL, por lo tanto, un shock negativo en los residuos estandarizados del COLCAP y del IGBVL causa asimetría disminuyendo la varianza para el próximo período. Dado lo anterior, la correlación condicional dinámica del COLCAP-IGBVL e IPSA-IGBVL aumenta.

El parámetro G22 es significativo para todos los pares de índices a lo menos al 5%. Esto significa que un shock negativo en los residuos estandarizados del IPC, COLCAP e IGBVL causa asimetría disminuyendo la varianza para el próximo período. Por lo tanto, la correlación condicional dinámica de todos los pares de índices aumenta.

Finalmente, se puede observar que los parámetros asimétricos G12 fueron estadísticamente significativos en los pares COLCAP-IPC, IPSA-COLCAP e IPSA-IGBVL, lo cual indica que un shock negativo en los residuos estandarizados reduce la covarianza de los residuos estandarizados de dichos pares en el período actual, reduciendo así, la correlación condicional dinámica para todos los pares de índices de los países pertenecientes al MILA. En este punto es importante destacar que al considerar los tres parámetros de asimetría en conjunto, la disminución de la covarianza podría verse anulada por la disminución en la varianza de alguno de los residuos estandarizados. Aumentando aun así la correlación de los activos ante un shock negativo. También se puede concluir que para los pares de índices COLCAP-IPC, IPSA-COLCAP e IPSA-IGBVL la covarianza podría estar sobrevalorada ante shocks negativos en los residuos estandarizados.

5.4 Comparación entre modelo DCC y AG-DCC

Para determinar si el modelo AG-DCC presenta un mejor rendimiento que el modelo DCC, en la Tabla 9 se presentan los criterios de información de Akaike, el de Schwarz y la máxima verosimilitud obtenida para cada par de índices. Como se puede observar, los tres criterios de información sugieren que el modelo AG-DCC presenta mejores criterios de información que el modelo DCC. Esto se podría

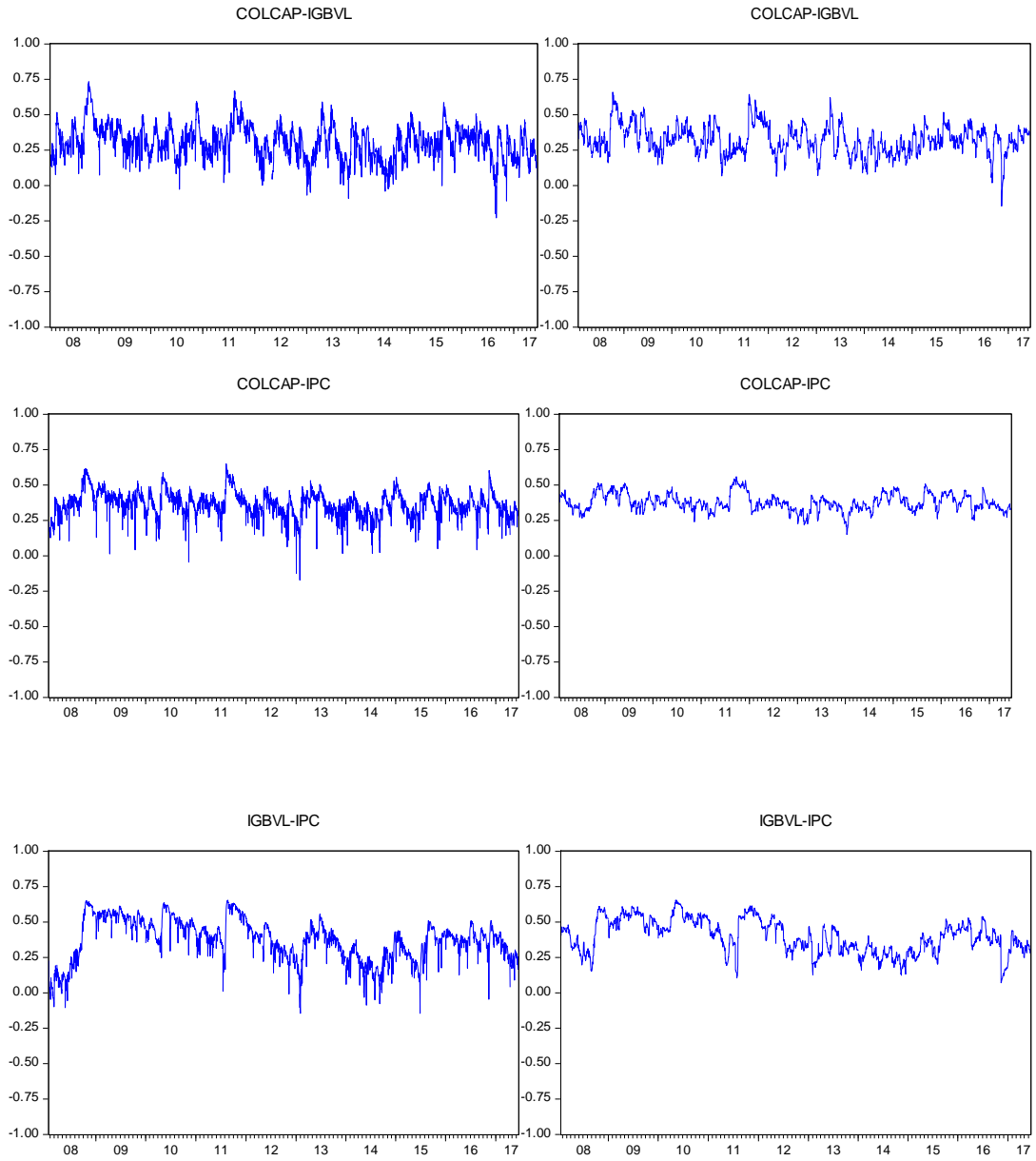
explicar por qué el modelo AG-DCC incluye asimetría en la correlación condicional dinámica.

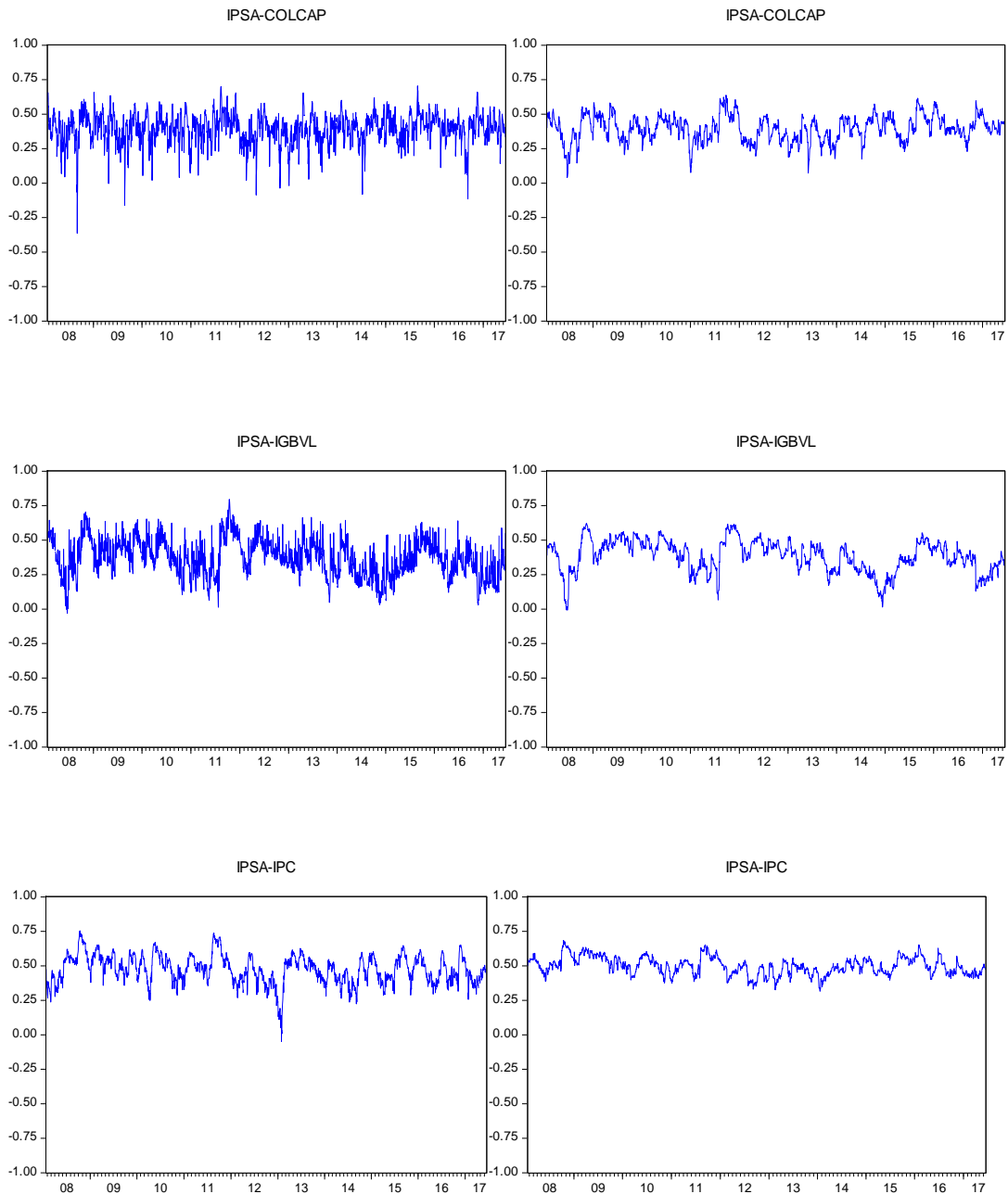
Tabla 9: Criterios de Información

	Modelo	Log Likelihood	akaike	Schwarz
DCC	COLCAP-IGBVL	-6730,7930	5,5505	5,5553
	COLCAP-IPC	-6689,3560	5,5164	5,5211
	IGBVL-IPC	-6638,8340	5,4747	5,4795
	IPSA-COLCAP	-6659,7460	5,4920	5,4967
	IPSA-IGBVL	-6663,7720	5,4953	5,5001
	IPSA-ICP	-6519,7560	5,3766	5,3813
AG-DCC	COLCAP-IGBVL	957,0482	-0,7816	-0,7601
	COLCAP-IPC	1.126,9140	-0,9216	-0,9001
	IGBVL-IPC	1.271,4720	-1,0408	-1,0193
	IPSA-COLCAP	1.204,6640	-0,9857	-0,9642
	IPSA-IGBVL	1.164,0350	-0,9522	-0,9307
	IPSA-ICP	1.655,8180	-1,3576	-1,3361

Para obtener una representación visual de cómo la correlación condicional dinámica difiere entre el modelo AG-DCC y el modelo DCC, se debe considerar un amplio período de observaciones. La razón es que la matriz de covarianzas en el período t de los residuos estandarizados Q_t (que es utilizado para calcular la correlación condicional dinámica) depende de los shocks de los residuos estandarizados del período $t-1$ como también de la matriz de covarianza del período anterior Q_{t-1} . También la matriz Q_{t-1} depende de la matriz Q_{t-2} y así sucesivamente. Entonces, la diferencia en la correlación condicional dinámica entre ambos modelos se puede acumular a través del tiempo. A continuación, en el Gráfico 3 se presenta la correlación condicional dinámica para el modelo AG-DCC y el modelo DCC en el período observado.

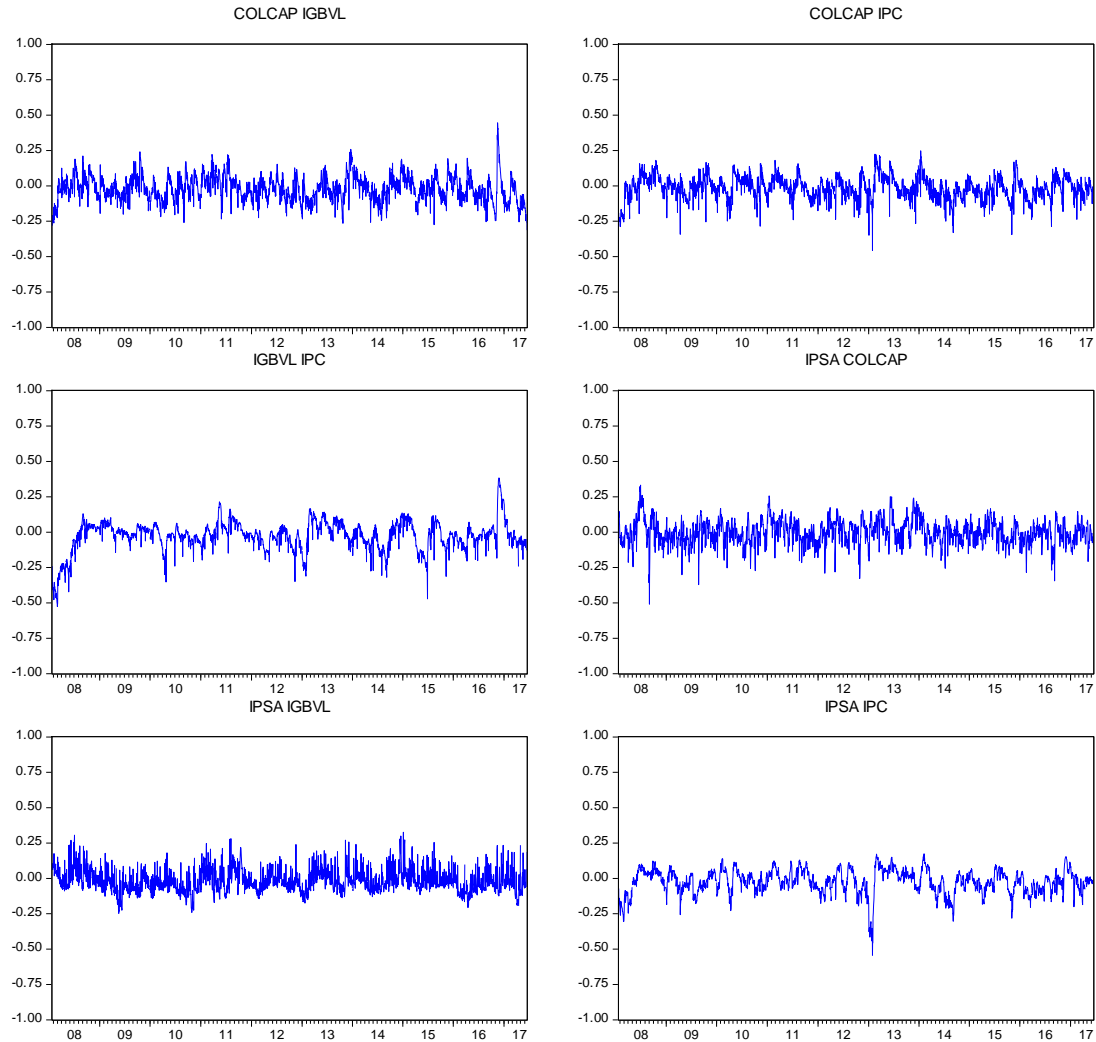
Gráfico 3: Correlación condicional AG-DCC y DCC





Para complementar el análisis anterior, a continuación, en el Gráfico N°4 se presenta la diferencia en las series de correlaciones entre el modelo DCC-GARCH y el AG-DCC-GARCH utilizando como base la serie obtenida a través del modelo DCC-GARCH. Por lo tanto, el gráfico muestra que tanto se desvía la correlación obtenida modelo AG-DCC-GARCH respecto a la correlación condicional dinámica del modelo DCC.

Gráfico 4: Diferencia en correlación condicional entre AG-DCC y DCC



En las Tabla 10 y 11 se puede observar el promedio y la desviación estándar respectivamente de la correlación condicional obtenida con cada modelo y para cada par de acciones. Estos promedios están divididos en diferentes categorías¹¹.

- **TOTAL** incluye toda la muestra.
- **NO CRISIS** indica el período donde no hubo crisis.

¹¹ Los períodos de crisis fueron obtenidos de Tamakoshi, G., & Hamori, S. (2012).

- **DUM** incluye el período desde que entró en vigor el MILA (30/05/2011 para Chile, Colombia y Perú – 2/12/2014 para México).
- **CRISIS1** considera el período de la crisis financiera global (8/8/2007 – 15/12/2009).
- **CRISIS2** refleja el período de la crisis de deuda soberana de Europa (16/12/2009 – 31/12/2011).

Considerando el total de la muestra, el promedio de la correlación condicional para el modelo DCC es levemente mayor que el promedio de la serie de correlación condicional del modelo AG-DCC salvo para IPSA-COLCAP. La razón radica en el factor de asimetría que incluye el modelo AG-DCC, pues en este modelo los shocks negativos en los errores estandarizados reducen la correlación condicional dinámica (tanto a través de la varianza como a través de la covarianza) reduciendo así, el promedio en el período observado.

Por otro lado, el promedio de la correlación condicional en el período de no crisis es inferior al promedio en los períodos donde ocurrió cualquier evento, es decir, el promedio es inferior al período donde los países se unieron al MILA y es inferior a los períodos de crisis financiera global y crisis de deuda soberana de Europa, lo cual era lo esperado. El promedio de la correlación condicional en estos periodos también es sistemáticamente inferior en el modelo AG-DCC salvo para IPSA-COLCAP en el período de unión al MILA e IPSA-IPC en el período de la crisis financiera global.

Tabla 10: Promedio correlación condicional

		COLCAP IGBVL	COLCAP IPC	IGBVL IPC	IPSA COLCAP	IPSA IGBVL	IPSA IPC
DCC-GARCH	TOTAL	0,323143343	0,376945733	0,398343634	0,395317412	0,383276559	0,49896353
	DUM	0,311931048	0,382865966	0,357176533	0,398871462	0,367332279	0,49682612
	CRISIS1	0,364909283	0,396686742	0,459682381	0,396431243	0,423104118	0,54701727
	CRISIS2	0,342599921	0,390692075	0,479473135	0,409327884	0,41226749	0,51054908
	NO CRISIS	0,301704773	0,365168389	0,347627214	0,389979661	0,359132533	0,47816327
AG-DCC-GARCH	TOTAL	0,304187177	0,365870639	0,373512653	0,397400039	0,362857372	0,47716229
	DUM	0,287237871	0,36198922	0,342926825	0,400220848	0,350700549	0,46712293
	CRISIS1	0,355612266	0,394152955	0,40521898	0,394045295	0,408075064	0,51683884
	CRISIS2	0,337752265	0,38928456	0,47303983	0,411894501	0,388119415	0,51513729
	NO CRISIS	0,274193959	0,347599358	0,326367275	0,393282123	0,338250582	0,44968884
DIFERENCIA	TOTAL	-0,018956165	-0,011075094	-0,024830981	0,002082627	-0,020419187	-0,02180124
	DUM	-0,024693177	-0,020876746	-0,014249708	0,001349386	-0,01663173	-0,02970318
	CRISIS1	-0,009271559	-0,002546169	-0,054610318	-0,00226199	-0,015092527	-0,03031784
	CRISIS2	-0,004847656	-0,001407515	-0,006433306	0,002566617	-0,024148075	0,00458821
	NO CRISIS	-0,027510815	-0,017569031	-0,02125994	0,003302462	-0,02088195	-0,02847443

Lo contrario a lo comentado anteriormente ocurre cuando se observa la volatilidad de la correlación condicional (Tabla 11). En este caso se puede observar que la volatilidad con el modelo AG-DCC es mayor a la obtenida por el modelo DCC en todos los pares de acciones y en todos los períodos.

Analizando el modelo DCC por separado, se puede apreciar que para COLCAP-IPC, IGBVL-IPC e IPSA-IPC no hubo un aumento en la volatilidad ante la incorporación de México al MILA.

Al observar los promedios de las volatilidades en el modelo AG-DCC-GARCH se puede apreciar que para COLCAP-IGBVL e IGBVL-IPC no hay una diferencia significativa en el período de la crisis de deuda soberana respecto al periodo normal. Lo mismo ocurre con los pares COLCAP-IPC, IGBVL-IPC e IPSA-IPC en el período de creación del MILA.

Tabla 11: Desviación estándar correlación condicional

		COLCAP IGBVL	COLCAP IPC	IGBVL IPC	IPSA COLCAP	IPSA IGBVL	IPSA IPC
DCC-GARCH	TOTAL	0,102793103	0,061646508	0,119503436	0,093188885	0,116787443	0,06411183
	DUM	0,101476819	0,055260271	0,093354208	0,091308064	0,112034767	0,0561703
	CRISIS1	0,10599727	0,062570318	0,115174731	0,10575925	0,131522007	0,05568209
	CRISIS2	0,107534022	0,06486557	0,108388222	0,096301781	0,118542013	0,06270551
	NO CRISIS	0,093644249	0,057174065	0,096309311	0,086675753	0,103927567	0,0569207
AG-DCC-GARCH	TOTAL	0,121794543	0,090037294	0,147478419	0,109206534	0,131812415	0,10248318
	DUM	0,122977428	0,081950135	0,094947568	0,10561941	0,130941439	0,08514349
	CRISIS1	0,119227625	0,094201149	0,208030267	0,123380431	0,137219409	0,10067119
	CRISIS2	0,112989247	0,09070973	0,100906989	0,10882556	0,145664546	0,09672682
	NO CRISIS	0,116606665	0,083600737	0,111350583	0,103556542	0,11819651	0,09608597
DIFERENCIA	TOTAL	0,091947404	0,081160094	0,106400888	0,08695892	0,079897129	0,08627723
	DUM	0,094477728	0,073371286	0,109311087	0,082217131	0,077986246	0,06763155
	CRISIS1	0,086285396	0,08958384	0,142694436	0,10104933	0,083662243	0,08700018
	CRISIS2	0,086912089	0,073348922	0,072858258	0,083730493	0,088334672	0,064844
	NO CRISIS	0,094646018	0,080208355	0,099825618	0,082813575	0,07510808	0,09091686

Una vez analizado los promedios de las series de correlación condicional obtenida con los modelos DCC y AG-DCC, a continuación, se presenta una estimación AR(n) con modelamiento de la varianza para asegurar homocedasticidad, con variables dummy señalando períodos específicos donde teóricamente podría haber aumentado la correlación condicional dinámica, tal como en [Chiang et al. \(2007\)](#). Los resultados para la correlación condicional del modelo DCC y AG-DCC se presentan en la Tabla 12 y en la Tabla 13 respectivamente.

Tabla 12: AR(n) con DCC

	COLCAP IGBVL	COLCAP IPC	IGBVL IPC	IPSA COLCAP	IPSA IGBVL	IPSA IPC
Ecuación de la Media						
C	0,013344*** (0,003306)	0,012383*** (0,00191)	0,004915*** (0,000496)	0,010915*** (0,002251)	0,004193 (0,003408)	0,015959*** (0,002711)
RT(-1)	0,97797*** (0,01598)	0,963374*** (0,005433)	0,985133*** (2,4E-104)	0,9678*** (0,0000000954)	1,016849*** (0,017381)	0,965788*** (0,005745)
RT(-2)	-0,042792*** (0,016194)		0,049399*** (0,013785)		-0,041115** (0,017394)	
RT(-3)			-0,048923*** (0,013818)			
DUM	0,006199** (0,003003)	0,001177 (0,000773)	-0,00000638 (0,000625)	0,001803 (0,002175)	0,004419 (0,002976)	0,000725 (0,00077)
CRISIS1	0,009646*** (0,003551)	0,001625* (0,000835)	-0,00042 (0,000438)	0,0000691 (0,002394)	0,006278** (0,003154)	0,002864*** (0,00099)
CRISIS2	0,007121*** (0,002697)	0,00212*** (0,000797)	0,000207 (0,000526)	0,00168 (0,001657)	0,004832* (0,002802)	0,001377* (0,000776)
Ecuación de la Varianza						
ω	-9,91694*** (0,314281)	-2,859802*** (0,367583)	-0,420468*** (0,021765)	0,000342*** (0,0000859)	-14,93501*** (0,424274)	-1,143155*** (0,259538)
α_1	-0,074258*** (0,015582)	-0,053856*** (0,003576)	-0,182263*** (0,008481)	-0,026035*** (0,001848)	-0,020774** (0,010136)	0,020379*** (0,00295)
α_2	-0,054706** (0,022666)					
α_3	-0,2956*** (0,025245)					
β_1	-0,461019*** (0,044256)	-0,709064*** (0,01217)	0,04919*** (0,003536)	1,00105*** (0,0000102)	-0,772541*** (0,049072)	-0,773097*** (0,008327)
β_2		0,469394*** (0,019639)	0,284619*** (0,0000000508)			0,684983*** (0,014316)
β_3		0,894926*** (0,012142)	0,597878*** (8,8E-104)			0,9542*** (0,008322)
γ_1	-0,050933*** (0,013238)	0,018206*** (0,002587)	-0,298249*** (0,007604)	-0,634946*** (0,040158)	-0,076814*** (0,014491)	-0,019657*** (0,001933)
γ_2					-0,129258*** (0,011875)	
δ_1				1,0545*** (0,055678)		
DUM	-0,043752 (0,078155)	-0,011736 (0,011217)	-0,009462 (0,009333)	-0,0000561* (0,0000295)	1,052385*** (0,099287)	-0,007051 (0,004875)
CRISIS1	0,295818*** (0,093812)	0,025175* (0,013484)	0,029561*** (0,006639)	0,0000348 (0,0000297)	1,184*** (0,11513)	0,018392** (0,00759)
CRISIS2	0,130931** (0,063466)	-0,000787 (0,01157)	-0,001914 (0,007984)	-0,00000553 (0,0000163)	1,463832*** (0,084909)	0,003601 (0,005417)
Log likelihood	4940,81	6723,635	6096,364	5543,221	5929,382	6788,596
Durbin-Watson	2,039826	1,998263	1,965107	1,98525	2,018999	2,033503
Akaike info criterion	-4,067556	-5,538287	-5,023018	-4,564772	-4,884709	-5,591908
Schwarz criterion	-4,031682	-5,504817	-4,98474	-4,533692	-4,851227	-5,558437
Hannan-Quinn criter.	-4,054511	-5,526116	-5,009099	-4,553471	-4,872534	-5,579737
Q(20)	25,839	26,289	17,935	16,656	19,251	21,347
Q ² (20)	10,204	21,111	17,325	13,139	10,465	11,624
ARCH LM (1)	0,255	0,653	0,187	0,880	0,439	0,411

Tabla 13: AR(n) con AG-DCC

	COLCAP IGBVL	COLCAP IPC	IGBVL IPC	IPSA COLCAP	IPSA IGBVL	IPSA IPC
Ecuación de la Media						
C	0,011769** (0,005428)	0,016726*** (0,003809)	0,008138*** (0,002215)	0,065521*** (0,007031)	0,010436*** (0,00331)	0,012719*** (0,002725)
RT(-1)	0,42857*** (0,019851)	0,344724*** (0,023095)	0,688194*** (0,001149)	0,813729*** (0,00971)	0,797314*** (0,022495)	0,797507*** (0,022654)
RT(-2)	0,477048*** (0,019776)	0,303894*** (0,022274)	0,247177*** (0,014286)		0,171041*** (0,02272)	0,171425*** (0,022919)
RT(-3)		0,169552*** (0,01965)	-0,065556*** (0,019003)			
RT(-4)		0,070903*** (0,017256)	0,062816*** (0,021834)			
RT(-5)		0,043692*** (0,015346)	0,034327** (0,016799)			
DUM	0,010077** (0,00502)	-0,000191 (0,002469)	0,000476 (0,0018)	0,010555* (0,006149)	0,003061 (0,002462)	0,001069 (0,001646)
CRISIS1	0,018162*** (0,006092)	0,005334** (0,002518)	0,011835*** (0,001699)	0,009008 (0,006596)	0,005864* (0,002995)	0,003277* (0,00184)
CRISIS2	0,013413*** (0,004586)	0,006141** (0,002552)	0,006611*** (0,001964)	0,009518* (0,004934)	0,003966* (0,0021)	0,002274 (0,001792)
Ecuación de la Varianza						
ω	0,0009*** (0,000139)	0,000201*** (0,0000727)	0,003148*** (0,000445)	-0,198055*** (0,020536)	0,00012** (0,0000468)	0,0000948** (0,0000368)
α_1	0,028156** (0,011056)	0,264068*** (0,000123)	0,089106*** (0,013586)	-0,08087*** (0,006448)	0,093341*** (0,0181)	0,092035*** (0,01765)
α_2		-0,157296*** (0,000652)	-0,126449*** (0,015237)		-0,06174*** (0,017472)	-0,060009*** (0,017202)
α_3		-0,123449*** (0,001801)				
β_1	0,682029*** (0,033937)	0,924163*** (0,0000303)	0,481334*** (0,021455)	0,953849*** (0,004056)	0,860854*** (0,050402)	0,858504*** (0,051027)
β_2		0,077067*** (0,000744)	0,079723*** (0,007547)			
β_3			0,44057*** (0,026602)			
δ_1		1,411434*** (0,10379)	0,780159*** (0,029968)			
γ_1	0,200737*** (0,034458)		0,895497*** (0,125688)	-0,064394*** (0,00507)		
DUM	-0,000161* (0,0000929)	-0,000035*** (0,0000101)	-0,0000974 (0,000289)	-0,008026 (0,00735)	-0,000032** (0,0000142)	-0,0000103 (0,00000671)
CRISIS1	-0,000143 (0,000102)	-0,00000726 (0,00000465)	-0,001664*** (0,000271)	0,009823 (0,007943)	-0,0000325** (0,0000142)	-0,0000053 (0,00000523)
CRISIS2	-0,000161** (0,0000706)	-0,0000413*** (0,0000117)	-0,000775** (0,000323)	-0,000558 (0,005899)	-0,0000377** (0,0000152)	-0,0000208** (0,00000932)
Log likelihood	3447,768	3786,7	4482,175	3303,291	5,25E+03	5250,829
Durbin-Watson stat	2,003396	2,098346	2,226386	2,021502	2,019444	2,019637
Akaike info criterion	-2,836308	-3,115089	-3,689273	-2,716707	-4,328127	-4,32521
Schwarz criterion	-2,805217	-3,069603	-3,641393	-2,688018	-4,297037	-4,29412
Hannan-Quinn criter.	-2,825002	-3,098548	-3,671861	-2,706275	-4,316821	-4,313904
Q(20)	20,480	24,083	25,268	17,259	22,674	23,254
Q ² (20)	18,104	11,408	14,826	12,072	9,072	10,055
ARCH LM (1)	0,676	0,633	0,237	0,902	0,905	0,929

Los modelos para cada serie de correlación condicional, tanto para el modelo DCC como AG-DCC, fueron seleccionados con la metodología utilizada en la sección 5.1. De tal manera, cada estimación no presenta heterocedasticidad (de acuerdo con el test ARCH LM con un rezago, los modelos presentan una ecuación de la varianza bien especificada, donde un término extra ARCH no es significativo en ninguno de los casos) y los residuos de la ecuación de la media y de la ecuación de la varianza son aleatorios en todos sus rezagos (en las Tablas 12 y 13 se presentan los resultados del rezago 20).

Como se puede apreciar, siguiendo la metodología de [Chiang et al. \(2007\)](#), se ingresaron variables dummy tanto en la ecuación de la media como en la ecuación de la varianza. Esto permite identificar cambios en el promedio de la correlación condicional en los períodos especificados por las dummy como también cambios en la volatilidad de cada serie. En a tabla 14, se puede observar un resumen de los resultados obtenidos en las dummy de las series de correlación condicional del modelo DCC, donde se puede apreciar aumentos en el promedio de la correlación condicional y aumentos en la volatilidad, salvo para el IPSA COLCAP, donde la volatilidad disminuye en el período de creación del MILA.

Tabla 14: Resultados Dummy en AR(n) con serie de correlación condicional DCC

		COLCAP IGBVL	COLCAP IPC	IGBVL IPC	IPSA COLCAP	IPSA IGBVL	IPSA IPC
Ecuación de la Media	DUM	Promedio correlación aumenta	Sin efecto	Sin efecto	Sin efecto	Sin efecto	Sin efecto
	CRISIS1	Promedio correlación aumenta	Promedio correlación aumenta	Sin efecto	Sin efecto	Promedio correlación aumenta	Promedio correlación aumenta
	CRISIS2	Promedio correlación aumenta	Promedio correlación aumenta	Sin efecto	Sin efecto	Promedio correlación aumenta	Promedio correlación aumenta
Ecuación de la Varianza	DUM	Sin efecto	Sin efecto	Sin efecto	Volatilidad correlación disminuye	Volatilidad correlación aumenta	Sin efecto
	CRISIS1	Volatilidad correlación aumenta	Volatilidad correlación aumenta	Volatilidad correlación aumenta	Sin efecto	Volatilidad correlación aumenta	Volatilidad correlación aumenta
	CRISIS2	Volatilidad correlación aumenta	Sin efecto	Sin efecto	Sin efecto	Volatilidad correlación aumenta	Sin efecto

Similar a la tabla anterior, en la Tabla 15 se puede observar un resumen de los resultados obtenidos en las dummy de las series de correlación condicional del modelo AG-DCC, donde se puede apreciar aumentos en el promedio de la correlación condicional en la mayoría de los casos, agregándose las series IGBVL IPC e IPSA COLCAP, las cuales no presentaron aumentos en el promedio de la correlación condicional con el modelo DCC (Tabla 14). Al observar los resultados de la ecuación de la varianza, se puede apreciar que las variables significativas presentan una disminución de la varianza en los eventos establecidos por las variables dummy, salvo para el caso del COLCAP IGBVL donde la varianza de la correlación aumenta.

Tabla 15: Resultados Dummy en AR(n) con serie de correlación condicional AG-DCC

		COLCAP IGBVL	COLCAP IPC	IGBVL IPC	IPSA COLCAP	IPSA IGBVL	IPSA IPC
Ecuación de la Media	DUM	Promedio correlación aumenta	Sin efecto	Sin efecto	Promedio correlación aumenta	Sin efecto	Sin efecto
	CRISIS1	Promedio correlación aumenta	Promedio correlación aumenta	Promedio correlación aumenta	Sin efecto	Promedio correlación aumenta	Promedio correlación aumenta
	CRISIS2	Promedio correlación aumenta	Promedio correlación aumenta	Promedio correlación aumenta	Promedio correlación aumenta	Promedio correlación aumenta	Sin efecto
Ecuación de la Varianza	DUM	Volatilidad correlación disminuye	Volatilidad correlación disminuye	Sin efecto	Sin efecto	Volatilidad correlación disminuye	Sin efecto
	CRISIS1	Sin efecto	Sin efecto	Volatilidad correlación disminuye	Sin efecto	Volatilidad correlación disminuye	Sin efecto
	CRISIS2	Volatilidad correlación aumenta	Volatilidad correlación disminuye	Volatilidad correlación disminuye	Sin efecto	Volatilidad correlación disminuye	Volatilidad correlación disminuye

Como se puede apreciar, el promedio de la correlación condicional dinámica aumentó en la mayoría de los pares de índices accionarios ante la creación del MILA y ante shocks económicos/financieros externos. Estos aumentos en el promedio se aprecian en mayor cantidad de pares de índices con el modelo Asimétrico de Correlación Condicional Dinámica Generalizado AG-DCC-GARCH.

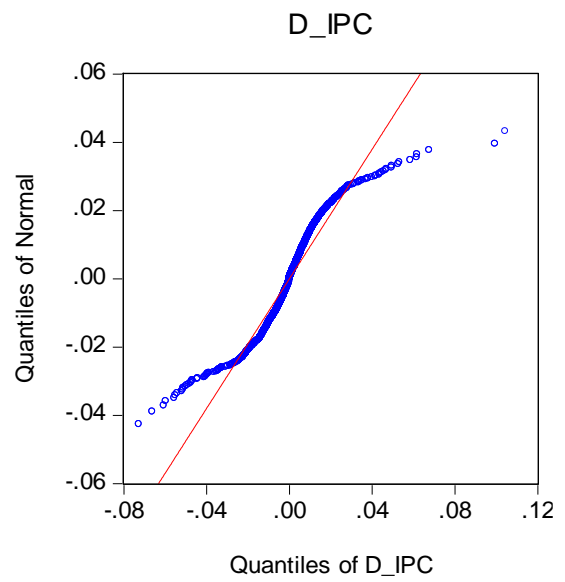
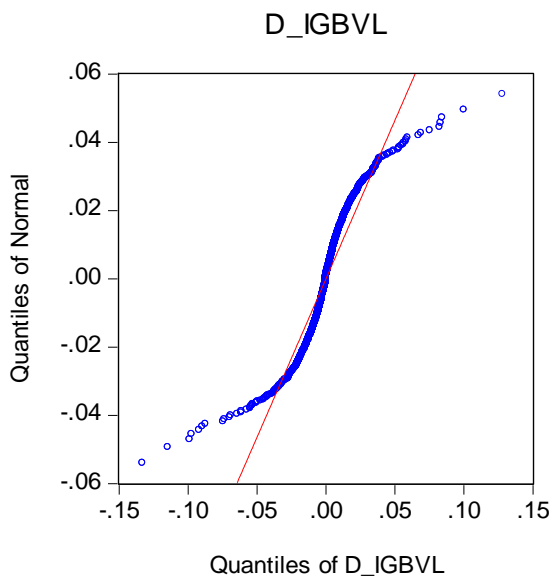
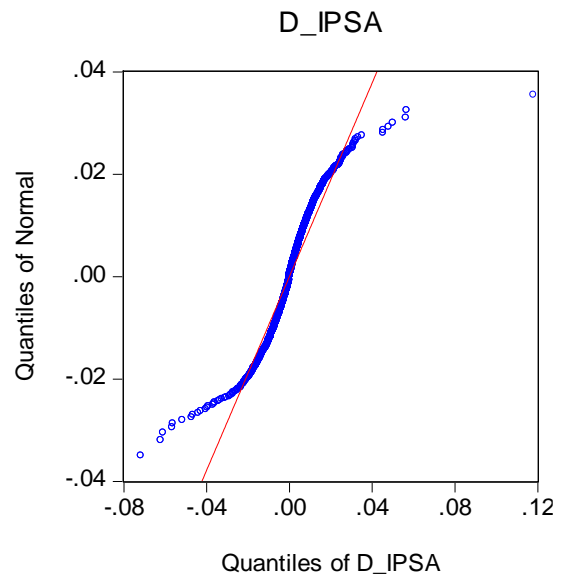
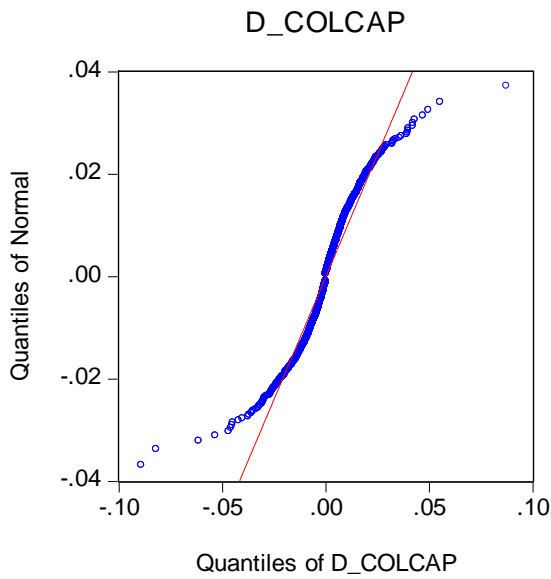
6. CONCLUSIONES

En la presente investigación se realizó la primera aplicación de un modelo asimétrico de correlación condicional dinámica generalizado (AG-DCC-GARCH) para el estudio del comportamiento de la correlación de los índices accionarios de los países que forman parte del Mercado Integrado Latinoamericano (MILA). Los resultados indican que existe un comportamiento asimétrico en la correlación condicional ante shocks externos en los cuatro países del MILA y que la asimetría se puede originar tanto desde la varianza como de la covarianza de los residuos estandarizados. Lo cual va en línea con la literatura y la teoría.

La comprensión del comportamiento de la correlación en los activos financieros es de vital importancia, debido a que los administradores de portafolios podrían reestructurar activamente las ponderaciones de los activos financieros dentro de una cartera, en conocimiento de que la correlación puede variar en el tiempo, sobre todo ante shocks negativos, por otro lado, entender el comportamiento de la correlación permite una mayor comprensión del impacto de una mayor interconexión financiera en los mercados Latinoamericanos.

Sumado a lo anterior, se evaluaron los criterios de información del modelo AG-DCC en comparación a los del modelo DCC. Los resultados indican que el modelo AG-DCC-GARCH presenta mejores criterios de información que el DCC-GARCH por lo que se considera un mejor estimador del comportamiento de la correlación en el mercado, también, el modelo AG-DCC-GARCH presenta mayor volatilidad en la correlación condicional dinámica. Finalmente, a través de un modelo AR(1) de la correlación condicional, se pudo observar que, en el modelo AG-DCC-GARCH se presencia un aumento significativo estadísticamente en los niveles de correlación después de la creación del MILA y en periodos de crisis financieras globales.

ANEXO 1: Gráfico Q-Q con distribución teórica normal.



ANEXO 2: Test Ljung-Box

Índices	N° de Lags	Q-Stat*	Prob	Q-Stat**	Prob
COLCAP	1	0,8345	0,361	0,0135	0,908
	5	4,0536	0,542	4,7392	0,449
	10	13,651	0,19	6,655	0,758
	15	17,168	0,309	7,1449	0,954
	20	21,648	0,36	13,348	0,862
	25	24,323	0,501	18,276	0,83
IGBVL	1	0,0063	0,937	0,063	0,802
	5	8,3894	0,136	7,1287	0,211
	10	12,825	0,234	13,494	0,197
	15	19,875	0,177	15,214	0,436
	20	25,139	0,196	18,179	0,576
	25	29,764	0,233	21,76	0,65
IPSA	1	0,5948	0,441	0,3915	0,532
	5	10,915	0,053	1,6453	0,896
	10	17,091	0,072	8,3608	0,594
	15	20,261	0,162	13,75	0,545
	20	22,93	0,292	15,887	0,724
	25	23,757	0,533	18,101	0,838
IPC	1	0,0839	0,772	0,1756	0,675
	5	6,9679	0,223	3,7085	0,592
	10	11,47	0,322	18,124	0,053
	15	14,656	0,476	18,51	0,237
	20	19,081	0,517	20,795	0,409
	25	27,315	0,34	25,536	0,433

BIBLIOGRAFÍA

Ammermann, P. A., & Patterson, D. M. (2003). The cross-sectional and cross-temporal universality of nonlinear serial dependencies: evidence from world stock indices and the Taiwan Stock Exchange. *Pacific-Basin Finance Journal*, 11(2), 175-195.

Agung, I. G. N. (2011). *Time series data analysis using EViews*. John Wiley & Sons.

Arouri, M. H., Jawadi, F., & Nguyen, D. K. (2008). International stock return linkages: Evidence from Latin American markets. *European Journal of Economics, Finance and Administrative Sciences*, 11(11), 57-65.

Banz, R. W. (1981). The relationship between return and market value of common stocks. *Journal of financial economics*, 9(1), 3-18.

Barnett, W. A., Gallant, A. R., Hinich, M. J., Jungeilges, J., Kaplan, D. T., & Jensen, M. J. (1996). An experimental design to compare tests of nonlinearity and chaos. *Nonlinear dynamics in economics* (Cambridge University Press, Cambridge), 163-191.

Berk, J. (1996). An empirical re-examination of the relation between firm size and return. Unpublished manuscript, University of British Columbia.

Black, F. (1976). Studies of stock price volatility changes. In: *Proceedings of the 1976 Meeting of the Business and Economic Statistics Section*, American Statistical Association, Washington, D.C.

Bollerslev, T. (1990). Modelling the coherence in short-run nominal exchange rates: a multivariate generalized ARCH model. *The review of economics and statistics*, 498-505.

Bonilla, C. A., Romero-Meza, R., & Hinich, M. J. (2006). Episodic nonlinearity in Latin American stock market indices. *Applied Economics Letters*, 13(3), 195-199.

- Bonilla, C. A., Romero-Meza, R., & Maquieira, C. (2011). Nonlinearities and GARCH inadequacy for modeling stock market returns: Empirical evidence from Latin America. *Macroeconomic Dynamics*, 15(05), 713-724.
- Brooks, C. (2014). *Introductory econometrics for finance*. Cambridge university press.
- Brooks, C., & Hinich, M. J. (1998). Episodic nonstationarity in exchange rates. *Applied Economics Letters*, 5(11), 719-722.
- Cappiello, L., Engle, R. F., & Sheppard, K. (2006). Asymmetric dynamics in the correlations of global equity and bond returns. *Journal of Financial econometrics*, 4(4), 537-572.
- Celik, S. (2012). The more contagion effect on emerging markets: The evidence of DCC-GARCH model. *Economic Modelling*, 29(5), 1946-1959.
- Chiang, T. C., Jeon, B. N., & Li, H. (2007). Dynamic correlation analysis of financial contagion: Evidence from Asian markets. *Journal of International Money and finance*, 26(7), 1206-1228.
- Chittedi, K. R. (2014). Global Financial Crisis and Contagion: Evidence for the 'BRIC' Economies. *The Journal of Developing Areas*, 48(4), 243-264.
- Christofi, A., & Pericli, A. (1999). Correlation in price changes and volatility of major Latin American stock markets. *Journal of Multinational Financial Management*, 9(1), 79-93.
- Chua, J. H., Sick, G., & Woodward, R. S. (1990). Diversifying with gold stocks. *Financial Analysts Journal*, 46(4), 76-79.
- Claessens, S., Dornbusch, R., & Park, Y. C. (2001). Contagion: Why crises spread and how this can be stopped. In *International financial contagion* (pp. 19-41). Springer US.
- Danthine, J. P., Donaldson, J. B., & Siconolfi, P. (2005). Distribution risk and equity returns.
- Diamandis, P. F. (2008). Financial liberalization and changes in the dynamic behaviour of emerging market volatility: Evidence from four Latin American

equity markets. *Research in International business and Finance*, 22(3), 362-377.

Edwards, S., & Susmel, R. (2001). Volatility dependence and contagion in emerging equity markets. *Journal of Development Economics*, 66(2), 505-532.

El Hedi Arouri, M., Bellalah, M., & Nguyen, D. K. (2010). The comovements in international stock markets: new evidence from Latin American emerging countries. *Applied Economics Letters*, 17(13), 1323-1328.

Enders, W. (2008). *Applied econometric time series*. John Wiley & Sons.

Engle, R. (2002). Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(3), 339-350.

Engle, R. (2009). *Anticipating correlations: a new paradigm for risk management*. Princeton University Press.

Engle, R. F. (2010). *Volatility and time series econometrics: essays in honor of Robert Engle*. Oxford University Press.

Fabris, J. (2009). *Econometría financiera: modelos y pronósticos utilizando QMS EViews®*. Omicron.

Fama, E. F., & French, K. R. (1996). Multifactor explanations of asset pricing anomalies. *The journal of finance*, 51(1), 55-84.

Forbes, K. J., & Rigobon, R. (2002). No contagion, only interdependence: measuring stock market comovements. *The journal of Finance*, 57(5), 2223-2261.

Forbes, K., & Rigobon, R. (2000). *Contagion in Latin America: Definitions, measurement, and policy implications* (No. w7885). National Bureau of Economic Research.

Franco, C., & Zakoian, J. M. (2011). *GARCH models: structure, statistical inference and financial applications*. John Wiley & Sons.

French, K. R., Schwert, G. W., & Stambaugh, R. F. (1987). Expected stock returns and volatility. *Journal of financial Economics*, 19(1), 3-29.

Fujii, E. (2005). Intra and inter-regional causal linkages of emerging stock markets: evidence from Asia and Latin America in and out of crises. *Journal of International financial markets, Institutions and Money*, 15(4), 315-342.

Gamba-Santamaria, S., Gomez-Gonzalez, J. E., Hurtado-Guarin, J. L., & Melo-Velandia, L. F. (2017). Stock market volatility spillovers: Evidence for Latin America. *Finance Research Letters*, 20, 207-216.

Guesmi, K., & Nguyen, D. K. (2011). How strong is the global integration of emerging market regions? An empirical assessment. *Economic Modelling*, 28(6), 2517-2527.

Guesmi, K., Nguyen, D. K., & Teulon, F. (2013). Further evidence on the determinants of regional stock market integration in Latin America. *The European Journal of Comparative Economics*, 10(3), 297.

Guidi, F., & Ugur, M. (2014). An analysis of South-Eastern European stock markets: Evidence on cointegration and portfolio diversification benefits. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 30, 119-136.

Hayashi, F. (2000). *Econometrics*.

Hinich, M., & Patterson, D. (2005). Detecting epochs of transient dependence in white noise, *Money, Measurement and Computation*. edited by M. Belongia and J. Binner, London.

Hwang, J. K. (2014). Spillover effects of the 2008 financial crisis in Latin America stock markets. *International Advances in Economic Research*, 20(3), 311-324.

Hyde, S., Bredin, D., & Nguyen, N. (2007). Chapter 3 Correlation dynamics between Asia-Pacific, EU and US stock returns. In *Asia-Pacific Financial Markets: Integration, Innovation and Challenges* (pp. 39-61). Emerald Group Publishing Limited.

Kaplanis, E. C. (1988). Stability and forecasting of the comovement measures of international stock market returns. *Journal of International Money and Finance*, 7(1), 63-75.

Kenourgios, D., & Padhi, P. (2012). Emerging markets and financial crises: regional, global or isolated shocks?. *Journal of Multinational Financial Management*, 22(1), 24-38.

Kenourgios, D., Asteriou, D., & Samitas, A. (2013). Testing for asymmetric financial contagion: New evidence from the Asian crisis. *The Journal of Economic Asymmetries*, 10(2), 129-137.

Kenourgios, D., Christopoulos, A. G., & Dimitriou, D. I. (2013). Asset markets contagion during the global financial crisis.

Kenourgios, D., Samitas, A., & Paltalidis, N. (2007). Financial crises and contagion: Evidence for BRIC stock markets.

Kenourgios, D., Samitas, A., & Paltalidis, N. (2011). Financial crises and stock market contagion in a multivariate time-varying asymmetric framework. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 21(1), 92-106.

Kwiatkowski, D., Phillips, P. C., Schmidt, P., & Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root?. *Journal of econometrics*, 54(1-3), 159-178.

Koch, P. D., & Koch, T. W. (1991). Evolution in dynamic linkages across daily national stock indexes. *Journal of International Money and Finance*, 10(2), 231-251.

Lahrech, A., & Sylwester, K. (2011). US and Latin American stock market linkages. *Journal of International Money and Finance*, 30(7), 1341-1357.

Lim, K. P., & Hinich, M. J. (2005). Cross-temporal universality of non-linear dependencies in Asian stock markets. *Economics Bulletin*, 7(1), 1-6.

Lim, K. P., Hinich, M. J., & Liew, V. K. S. (2005). Statistical Inadequacy of GARCH Models for Asian Stock Markets Evidence and Implications. *Journal of Emerging Market Finance*, 4(3), 263-279.

Lintner, J. (1965). Security prices, risk, and maximal gains from diversification. *The Journal of Finance*, 20(4), 587-615.

- Maghyreh, A., & Awartani, B. (2012). Return and volatility spillovers between Dubai financial market and Abu Dhabi Stock Exchange in the UAE. *Applied Financial Economics*, 22(10), 837-848.
- Marçal, E. F., Valls Pereira, P. L., Martin, D. M. L., & Nakamura, W. T. (2011). Evaluation of contagion or interdependence in the financial crises of Asia and Latin America, considering the macroeconomic fundamentals. *Applied Economics*, 43(19), 2365-2379.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The journal of finance*, 7(1), 77-91.
- Martin, F., & Nguyen, M. L. (2015). Asymmetric dynamics in the correlations of hedge fund strategy indices: what lessons about financial contagion?. *Economics Bulletin*, 35(4), 2110-2125.
- Martin, F., & Nguyen, M. L. (2015). Asymmetric dynamics in the correlations of hedge fund strategy indices: what lessons about financial contagion?. *Economics Bulletin*, 35(4), 2110-2125.
- Masson, P. R. (1998). Contagion: monsoonal effects, spillovers, and jumps between multiple equilibria.
- Mullainathan, S. (2002). A memory-based model of bounded rationality. *Quarterly Journal of Economics*, 735-774.
- Pretorius, E. (2002). Economic determinants of emerging stock market interdependence. *Emerging Markets Review*, 3(1), 84-105.
- Rom, B. M., & Ferguson, K. W. (1993). Post-modern portfolio theory comes of age. *The Journal of Investing*, 2(4), 27-33.
- Romero-Meza, R., Bonilla, C. A., & Hinich, M. J. (2007). Nonlinear event detection in the Chilean stock market. *Applied Economics Letters*, 14(13), 987-991.
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The journal of finance*, 19(3), 425-442.
- Sinsukthavorn, K., & Alfredsson, H. (2014). Asymmetry in the dynamic conditional correlation of gold returns and stock returns.

- Sinsukthavorn, K., & Alfredsson, H. (2014). Asymmetry in the dynamic conditional correlation of gold returns and stock returns.
- Skaradzinski, D. A. (2003). The Nonlinear Behavior of Stock Prices: The Impact of Firm Size, Seasonality, and Trading Frequency.
- Tsay, R. S. (2005). Analysis of financial time series (Vol. 543). John Wiley & Sons.
- Tuysuz, S. (2013). Conditional Correlations between Stock Index, Investment Grade Yield, High Yield and Commodities (Gold and Oil) during Stable and Crisis Periods. *International Journal of Economics and Finance*, 5(9), 28.
- Verbeek, M. (2012). A guide to modern econometrics (4e éd.). Sussex ouest: John Wiley & Sons Ltd.
- Wolf, H. C. (1998). Determinants of emerging market correlations. In *Emerging market capital flows* (pp. 219-235). Springer US.
- Yarovaya, L., & Lau, M. C. K. (2016). Stock market comovements around the Global Financial Crisis: Evidence from the UK, BRICS and MIST markets. *Research in International Business and Finance*, 37, 605-619.