213 MODELOS HETEROSCEDÁSTICOS APLICADOS AL MERCADO DE FONDOS COMUNES DE INVERSIÓN

Juana Z.Brufman - Daniel Miliá - Ramiro Martín Pérez
Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Buenos Aires
juana.brufman@fce.uba.ar - daniel@economicas.uba.ar - ramiromperez93@gmail.com
Especialidad: Estadística aplicada
Palabras claves: Finanzas, Heteroscedasticidad, Fondos comunes

Resumen

Los fondos comunes de inversión son instituciones de inversión colectiva donde se aglutinan los fondos de diversos inversores formando un patrimonio, el cual es dividido en cuotapartes, con el fin de ser invertido en una variedad de instrumentos financieros que integrarán la cartera del fondo. Su utilidad radica en la diversificación de la inversión inicial y la mayor liquidez frente a otros activos del mercado bancario, a la vez que no requiere un conocimiento avanzado en la materia para introducirse en ellos.
La naturaleza heteroscedástica de las series financieras requiere abandonar los típicos modelos ARIMAX y recurrir a los modelos de la familia ARCH, los cuales se valen de la historia de la variable y su volatilidad como factores de alto poder explicativo con el fin de aumentar la eficiencia en la estimación de los parámetros y la precisión de los pronósticos.
El presente trabajo aborda la estimación de retornos de los Fondos FIMA de acciones y bonos del Banco Galicia, en donde se trata de indagar el efecto que causan variaciones en los retornos de carteras representativas de mercado y en el tipo de cambio. Las estimaciones concluyen que shocks en los mercados de acciones no causan impacto alguno en el mercado de bonos, y viceversa, denotando una disociación en los vehículos de inversión del sector público y de las empresas a la vez que marca un claro limitante al desarrollo del mercado de capitales local.

1. INTRODUCCIÓN

La industria de fondos comunes de inversión (FCI) en Argentina comenzaría 58 años atrás, en 1961, siendo nuestro país uno de los pioneros en la administración de activos dentro de los mercados emergentes. La ley 24.083, sancionada el 20 de mayo de 1992 y con algunas modificaciones sustanciales producto de la nueva ley de mercado de capitales en 2018, rige la industria de fondos en Argentina, cuya reglamentación está a cuenta de la Comisión Nacional de Valores. Con la sanción de esta ley, la cantidad de alternativas de inversión disponibles crecerían fuertemente ya que a fines de 1991 existían tan sólo 34 FCIs; cuatro años más tarde la cifra llegaría a 150 según la Cámara Argentina de Fondos de Inversión. A fines de 2018, representan alrededor del 5% del PIB, valor bajo en relación a la media de la región que oscila en alrededor del 20%, aunque no por ello dejan de ofrecer una alternativa importante en pos de la diversificación de carteras y liquidez del mercado.

Diversos autores como Hansen & Lunde (2001) destacan la importancia de los FCI en cuanto fomentan un vehículo bidireccional en el que el Estado y empresas pueden obtener instrumentos de financiamiento e inversión. Elescano Rojas (2004) agrega que es posible hallar una alta correlación en lo que respecta al mercado de bonos y acciones debido a la complementariedad de los activos en cuestión a la vez que ciertas variables macroeconómicas como el tipo de cambio resultan factores que indicen negativamente en la performance de los fondos por la inestabilidad que imprime en el nivel de actividad económica y las finanzas públicas.

2. MODELIZACIÓN TRADICIONAL

2.1 Base de datos

Para este trabajo se utilizaron los retornos logarítmicos *(r)* de los fondos de inversión "FIMA Acciones"[11] y "FIMA Renta Plus"[12], ambos pertenecen a Galicia Administradora de Fondos S.A del Grupo Financiero Galicia, cuyos datos se obtuvieron de la web de la entidad. A su vez, se toman como variables de control el índice S&P Merval [13]*(imerval)* l índice de bonos soberanos creado por el Instituto Argentino de Mercado de Capitales *(ibiamc)* el tipo de cambio nominal publicado por el Banco Central *(usdars).* Las últimas tres variables fueron tomadas del portal de datos económicos del Ministerio de Hacienda de la República Argentina y transformadas bajo la forma de retornos logarítmicos para proceder correctamente con su estudio.

2.2 Modelos ARMAX

Podemos expresar de manera generalizada un modelo autorregresivo con media móvil de la forma:

$$r_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i r_{t-i} + a_t + \sum_{i=1}^{q} \theta_i a_{t-i} \quad (1)$$

Donde r_t consistuye los retornos logarítmicos de las variables en cuestión, β_0 es un término constante en la caracterización de la variable de interés, r_{t-i} son los rezagos de la variable dependiente, β_i son los parámetros de las variable dependiente rezagada, a_t constituye el error estocástico, a_{t-i} representan los errores estocásticos rezagados y θ_i los parámetros asociados a éstos.

2.2.1 Chequeos de robustez

De la realización de la prueba de Dickey – Fuller surge que las series son estacionarias al 5% al aplicarle la transformación logarítmica. Por otra parte, el orden del proceso ARMA se estima partir de la metodología de Box & Pierce (1970), mediante el análisis de correlogramas presente en el test de Portmanteau o test Q. A partir del análisis de la serie nos permite identificar los rezagos que pueden tomar nuestros modelos de tipo ARIMAX. Para la variable FIMA Acciones identificamos un proceso de ruido blanco formalizado como modelo ARIMA (1,0,0). Por su parte, la variable FIMA Renta Plus es identificable como un modelo ARIMA (1,0,1) ya que presenta un rezago significativo tanto para su función de autocorrelación como de autocorrelación parcial. Asimismo, los resultados de los correlogramas de los coeficientes de correlación de los retornos de cada fondo sugieren que ambas series de tiempo no presentan evidencia de correlación serial aunque sí una cierta dependencia del tiempo por parte del fondo FIMA Renta Plus.

2.3. Calibración de parámetros

2.3.1 FIMA Acciones

[11] FIMA Acciones es un fondo de renta variable en pesos que históricamente mantuvo una posición mayor al 90% en acciones. Al 28 de diciembre de 2018, presenta un patrimonio total de 284 millones de pesos.

[12] FIMA Renta Plus es un fondo de renta fija en pesos que toma como referencia el índice IAMC y mantiene, a lo largo del tiempo, una estrategia de inversión en letras y bonos soberanos por encima del 90%.

[13] Pondera como mínimo 20 empresas cotizantes que hayan cumplido con distintos criterios de selección como una participación en el 95% en las ruedas de negociación durante seis meses, un requisito mínimo de liquidez midiendo la Mediana del Valor Diario de Transacciones de los últimos seis meses superiores a 2.5 millones de pesos, entre otros.

El primer modelo planteado, ARIMA (1,0,0) estimado por el método de máxima verosimilitud (MV), se propone de la siguiente forma:

$$ln\, r_t = \beta_0 + \beta_1 \ln(imerval)_t + \beta_2 \ln(ibiamc)_t + \beta_3 \ln(usdars)_t + \beta_4 ln\,(r)_{t-1} + a_t \quad (2)$$

Los resultados obtenidos se exponen a continuación: i) Incrementos en un 1% en el índice S&P Merval generan aumentos positivos de 0.94% en los valores de la cuotaparte del fondo de acciones. El signo del parámetro es el esperado, debido a que el índice Merval se compone, en mayor o menor medida, de las acciones a las que tuvo el fondo en su portafolio histórico; ii) Incrementos en un 1% en el tipo de cambio dólar/peso generan leves caídas en torno al 0,02% en los precios de cotización del FCI FIMA Acciones. Esto es también esperable debido a que incrementos en el tipo de cambio pueden provocar la salida de los inversores de posiciones en pesos para dolarizar en cierta medida sus carteras; iii) por último, el índice de bonos IAMC no es significativo para la explicación de las fluctuaciones del fondo de acciones, lo cual invita a pensar la inexistencia de un mercado financiero amplio y profundo donde empresas y el Estado Nacional puedan aunar esfuerzos para el fondeo público-privado.. El resto de las variables fueron significativas estadísticamente al 5%.

2.3.2 FIMA Renta Plus

En segundo lugar, se plantea el modelo ARMA (1,0,1) que también fue estimado por el método MV y se propone modelizar la serie de la siguiente forma:

$$ln\,(r)_t = \theta_0 + \theta_1 \ln(imerval)_t + \theta_2 \ln(ibiamc)_t + \theta_3 \ln(usdars)_t + \theta_4 ln\,(r)_{t-1} + \theta_5 a_{t-1} + a_t \quad (3)$$

Los resultados obtenidos se exponen a continuación: **i)** Incrementos en un 1% en el índice de bonos del IAMC generan aumentos positivos de 0.43% en los valores de la cuotaparte del fondo de bonos. El signo del parámetro es el esperado y significativo estadísticamente al 5%. Sin embargo, es esperable que el impacto no sea alto como ocurre en el fondo de acciones puesto que, al haber solo emisiones soberanas dentro del índice, los activos como las obligaciones negociables -de naturaleza privada- quedan fuera de la estimación; **ii)** un crecimiento en 1% del tipo de cambio genera caídas en apenas 0,08% en los precios de cotización del FCI FIMA Renta Plus. La explicación resulta similar a lo anterior pues en una economía como la Argentina donde la cotización de la moneda local con respecto al dólar es seguida por los inversores de toda clase, es común el abandono de posiciones más riesgosas para rotar su portafolio hacia un entorno más conservador y dolarizado. Nuevamente, la variable resulta significativa al 5%; **iii)** por último, el índice del S&P Merval tiene un efecto prácticamente nulo e insignificativo estadísticamente denotando cierta disociación entre los vehículos de financiación del Estado Nacional y de las empresas.

3. MODELOS HETEROSCEDÁSTICOS

Para la realización de este trabajo, se siguieron las recomendaciones explicitadas en Elescano Rojas (2004) que se vale de la metodología de Box-Jenkins para el modelado de series financieras. También se prestó especial atención a la metodología seguida por Tsay (2005) a la hora de modelar la volatilidad y sus pasos que incluyen: i) la especificación de un modelo ARIMA; ii) la utilización de los residuos de ese modelo para testear los efectos ARCH y especificar el orden de los modelos heteroscedásticos a través de sus correlogramas de residuos; iii) la especificación de diferentes modelos de volatilidad para el caso de que existan efectos ARCH; iv) el estudio de los diferentes criterios de información para constatar el ajuste de cada modelo.

3.1 Modelos ARCH y GARCH

El modelo GARCH, *generalized autorregresive conditional heteroskedasticity*, propuesto en Bollerslev (1986) es una evolución del ARCH, *autorregresive conditional heteroskedasticity*, propuesto por Robert Engle en 1982 con el objetivo de modelar la volatilidad de las series económicas. De acuerdo con Tsay (2005) y Engle (1982), las nociones básicas de un modelo ARCH es que el error del retorno de un activo (a_t) es dependiente, pero serialmente incorrelacionado. A su vez, la dependencia de ese error puede ser descripta por una función cuadrática simple del cuadrado de sus *lags* de la forma:

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t, \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_m a_{t-m}^2 \quad (4)$$

donde ϵ_t se encuentra independiente e idénticamente distribuida y se asume que puede seguir una distribución t o normal estándar. Además, la varianza incondicional debe satisfacer $\alpha_0 > 0$ y $\alpha_1 \geq 0$ para garantizar que la varianza incondicional tome valores finitos y la estacionariedad de la serie. Por su parte, el modelo GARCH permite una modelización más parsimoniosa de la volatilidad; esto es, la inclusión de menor cantidad de rezagos. Los residuos del retorno de un activo siguen un proceso GARCH si

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t, \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{m} \alpha_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{s} \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (5)$$

donde ϵ_t se encuentra independiente e idénticamente distribuida y también suele ser asumida con una distribución t o normal estándar. Debe satisfacerse $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$ y $\beta_j \geq 0$. Es posible observar en el modelo la introducción de la volatilidad pasada como determinante de la volatilidad actual, lo cual llamamos término GARCH. El término ARCH, también está presente al incluir los residuos cuadrados en la ecuación. Ambos modelos presentan ciertas debilidades que son importantes para entender su funcionamiento y la derivación en otros modelos más específicos y complejos pues asumen que tanto los shocks positivos como negativos tienen el mismo peso sobre la volatilidad cuando es un hecho estilizado que noticias negativas tienen efectos más acentuados sobre los retornos que las noticias positivas. A su vez, según Tsay (2005), el modelo ARCH tiende a sobrepredecir la volatilidad debido a que la respuesta del modelo a shock grandes es relativamente lenta. Por último, el modelo ARCH a pesar de su simpleza, puede muchas veces requerir la utilización de un gran número de parámetros.

3.2 Modelo EGARCH

Por último, se incluirá en este trabajo el modelo EGARCH -*exponential generalized autoregressive conditional heteroskedastic*- propuesto en Nelson (1991), que permite corregir el problema de simetría de las noticias positivas y negativas al modelar el impacto superior de las malas noticias sobre las buenas, lo cual es un hecho estilizado en las series financieras. El modelo planteado en Nelson (1991) considera que las innovaciones se dan de la siguiente forma:

$$g(\epsilon_t) = \theta \epsilon_t + \gamma[|\epsilon_t| - E(|\epsilon_t|)] \quad (6)$$

donde θ y γ son constantes. $|\epsilon_t| - E(|\epsilon_t|)$ y ϵ_t se encuentran i.i.d con media cero por lo que es posible reescribirlo como sigue:

$$g(\epsilon_t) = \begin{cases} (\theta + \gamma)\epsilon_t + \gamma E(|\epsilon_t|) & si\ \epsilon_t \geq 0 \\ (\theta - \gamma)\epsilon_t + \gamma E(|\epsilon_t|) & si\ \epsilon_t < 0 \end{cases}$$

La introducción de los términos $(\theta + \gamma)$ y $(\theta - \gamma)$ logran capturar la asimetría de las noticias. Entonces, un modelo EGARCH puede escribirse de la forma:

$$a_t = \sigma_t \epsilon_t, \quad \ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \frac{1+\beta_1 L + \cdots + \beta_{s-1} L^{s-1}}{1-\alpha_1 L - \cdots - \alpha_m L^m} g(\epsilon_{t-1}) \text{ (7)}$$

donde L es el operador *de rezagos.* Se observa aquí una modelización más compleja no obstante más útil o mejor ajustada a las necesidades de modelado de series financieras, pues logra incorporar asimetrías de respuesta a las noticias con el uso de la función $g(\epsilon_t)$ diferenciándose de esta forma del modelo GARCH.

3.3 Chequeos de robustez

Para verificar la presencia de efectos heteroscedásticos se realiza el análisis del correlograma de los residuos cuadráticos observando los estadísticos de Ljung-Box. La hipótesis nula es que los primeros rezagos sean cero, por lo que estamos en presencia de homocedasticidad. Los estadísticos Q son los suficientemente grandes como para rechazar la hipótesis nula. Del análisis de correlogramas podemos afirmar que hay presencia de autocorrelación en el primer rezago. Asimismo, la función de autocorrelación nos arrojará el orden del modelo GARCH mientras que la función de autocorrelación parcial nos indicará el orden del modelo ARCH. Como corolario de lo expuesto, se verifica la pertinencia de trabajar con modelos ARCH (1), GARCH (1,1) y EGARCH (1,1) para ambos tipos de fondos.

3.4 Calibración de parámetros[14].

3.4.1 FIMA Acciones

Los resultados detallados en la tabla N°1 para los modelos GARCH y EGARCH van en línea con lo explicado para el caso de serie de retornos logarítmicos; pues el índice meval, como es esperable, sigue mostrando una fuerte incidencia positiva en la determinación de los retornos logarítmicos para el fondo de acciones. Por su parte, el tipo de cambio impacta de manera marginal, aunque negativamente sobre los rendimientos. Hay una fuerte incidencia de la varianza como del error pasado, según los parámetros estimados para la modelización de las volatilidades condicionales. La única excepción pareciera ser el modelo ARCH (1) que muestra una no significatividad del tipo de cambio incorporando los efectos cambiarios vía el índice del IAMC (que incluye activos dolarizados). Tampoco parece prudente la no incorporación de los efectos del tipo de cambio al análisis a pesar de que su efecto sobre el retorno del fondo sea marginal.

Tabla N°1. Calibración de parámetros FIMA Acciones

ARIMA (1,0,0)	ARCH (1)

[14] Las estimaciones de los modelos se corrieron con STATA 15.

	Coeficiente	Error Estándar	P-Value		Coeficiente	Error Estándar	P-Value
imerval	0,9491842	0,0012179	0,000	imerval	0,9466273	0,0012280	0,000
ibiamc	0,0004969	0,0025968	0,848	ibiamc	0,0081338	0,0023171	0,000
usdars	-0,0225181	0,0009970	0,000	usdars	-0,0001992	0,0014481	0,891
Cons	-0,0000869	0,0000363	0,017	Cons	-0,0000332	0,0000302	0,272
GARCH (1,1)				EGARCH (1,1)			
	Coeficiente	Error Estándar	P-Value		Coeficiente	Error Estándar	P-Value
imerval	0,9570741	0,0012615	0,000	imerval	0,9576900	0,0011516	0,000
ibiamc	0,0012049	0,0024425	0,622	ibiamc	-0,0019681	0,0021224	0,354
usdars	-0,0088235	0,0021867	0,000	usdars	-0,0060777	0,0018782	0,001
Cons	-0,0000849	0,0000272	0,002	Cons	-0,0001270	0,0000264	0,000

3.4.2 FIMA Renta Plus

Para el fondo de bonos soberanos y corporativos las parametrizaciones se mantienen en consonancia con el resultado del modelo ARIMA, incluso el modelo ARCH (1). Sin embargo, es destacable que el modelo EGARCH captura mejor el efecto negativo del tipo de cambio por sobre los rendimientos del fondo aunque reduce el impacto del índice de bonos. Como en el caso del fondo de acciones, cobra importancia la parametrización de las volatilidades condicionales de los modelos GARCH y EGARCH pues los efectos del error y la varianza en *t-1* impactan considerablemente sobre la volatilidad actual.

Tabla N°2. Calibración de parámetros FIMA Renta Plus

ARIMA (1,0,1)				ARCH (1)			
	Coeficiente	Error Estándar	P-Value		Coeficiente	Error Estándar	P-Value
imerval	0,0000794	0,0026760	0,976	imerval	-0,0737989	0,0023946	0,106
ibiamc	0,4355225	0,0028991	0,000	ibiamc	0,4222080	0,0020718	0,000
usdars	-0,0802246	0,0010821	0,000	usdars	-0,0737798	0,0010002	0,000
cons	0,0003846	0,0000786	0,000	Cons	0,0003316	0,0000612	0,000
GARCH (1,1)				EGARCH (1,1)			
	Coeficiente	Error Estándar	P-Value		Coeficiente	Error Estándar	P-Value
imerval	0,0022638	0,0016026	0,155	imerval	0,0011696	0,0014860	0,431
ibiamc	0,2707002	0,0029830	0,000	ibiamc	0,2595635	0,0029973	0,000
usdars	-0,0356703	0,0015926	0,000	usdars	-0,3782320	0,0015445	0,000
cons	0,0004832	0,0000319	0,000	Cons	0,0004908	0,0000305	0,000

Bondad de ajuste

Tabla N°3. Resultados en bondad de ajuste para los modelos FIMA acciones y FIMA Renta Plus

FIMA acciones	AIC	BIC
GARCH (1,1)	***-38813.29***	***-38769.2***

EGARCH (1,1)	-38726	-38675.62
ARCH (1)	-38036.74	-37998.95
ARIMA (0,0,0)	-37486.04	-37454.55

FIMA Renta Plus	**AIC**	**BIC**
GARCH (1,1)	**-35441.57**	**-35397.48**
EGARCH (1,1)	-35428.92	-35378.54
ARCH (1)	-32965.3	-32927.52
ARIMA (1,0,1)	-32321.04	-32289.55

Los resultados obtenidos por las estimaciones en términos de bondad de ajuste vía sus criterios de información. Se utilizan los criterios de Akaike y Schwarz -también conocido como criterio bayesiano-. Estas herramientas permiten cuantificar el nivel de ajuste de los modelos y tienen la ventaja de indicar el orden óptimo de cada uno.

Entonces, para ambas series de tiempo se obtuvo que el modelo GARCH (1,1) fue aquel que mayor bondad de ajuste presenta pues sus criterios de información fueron los menores. Cabe resaltar que el modelo de información asimétrica de Nelson (1991) no logra ser aquel que mejores resultados genera, a pesar de incorporar ciertas cualidades que lo diferencian del clásico modelo GARCH. Sin embargo, esto pareciera ser común según se plantea en Hansen & Lunde (2001). Para el fondo de acciones podemos observar un mejor comportamiento por parte de los modelos heteroscedásticos en comparación al modelo de la familia ARIMA. Este último presenta ciertas sobreestimaciones que pueden denotarse en gris claro, así como subestimaciones que son observables en negro.

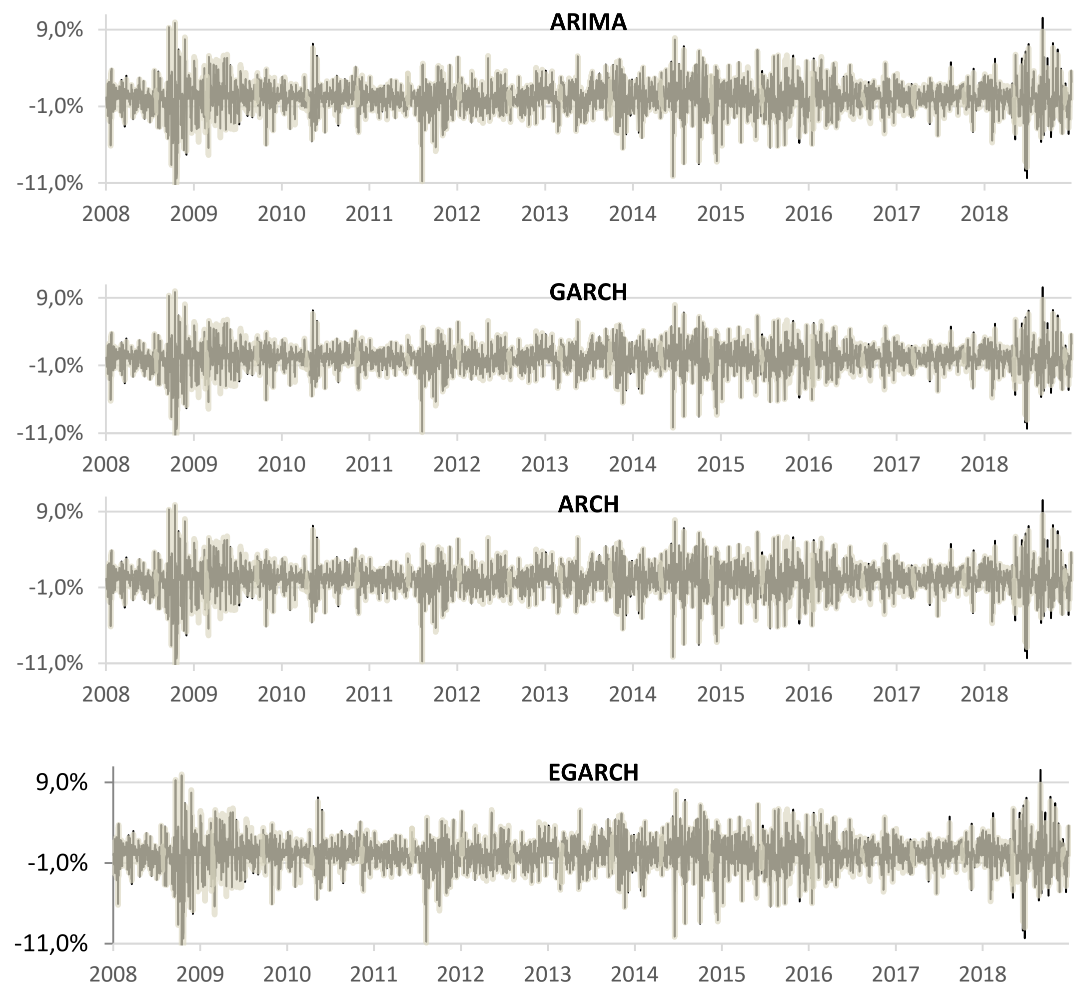

Gráfico N°1. Estimaciones retornos logarítmicos FIMA Acciones

Se observa de manera más marcada esta tendencia de sobreestimación y subestimación para el fondo de renta fija donde se observa un mayor desajuste. Gráficamente, el modelo GARCH logra mejores estimaciones de los retornos logarítmicos originales pese a también presentar ciertas sobreestimaciones y subestimaciones marginales.

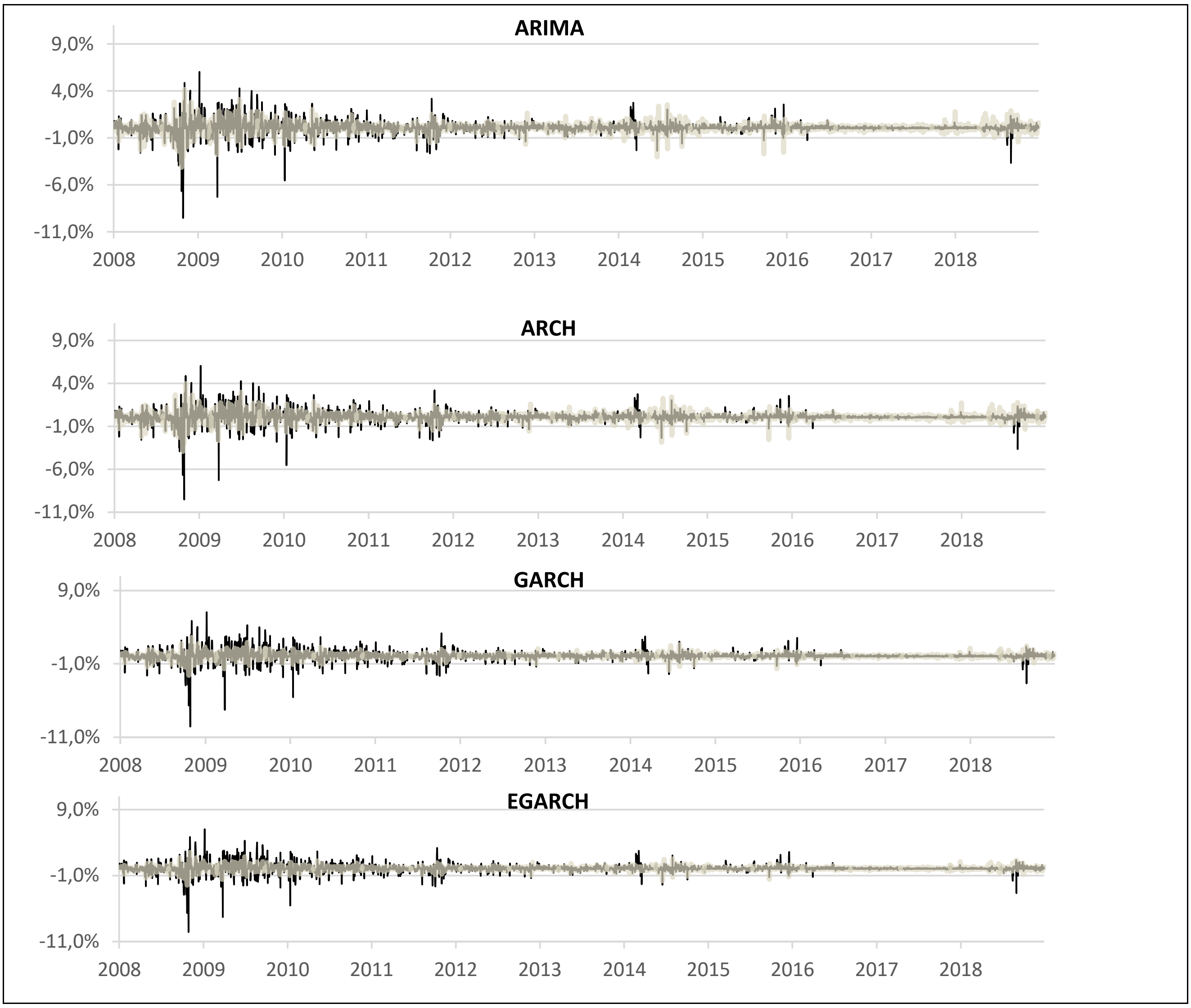

Gráfico N° 2. Estimaciones retornos logarítmicos FIMA Renta Plus

CONCLUSIONES

A lo largo del presente trabajo, se observó un mejor ajuste de la formalización heteroscedástica frente a la clásica modelización ARIMAX. En particular, todos los modelos recogieron el signo esperado en las variables de interés. Para el caso del fondo FIMA acciones, se releva una similitud en el efecto del índice merval, el cual parece tener una elasticidad unitaria en los retornos de éste. En tanto el índice de bonos del IAMC no tiene efecto predictivo alguno, mientras que el tipo de cambio tiene un efecto positivo pero irrelevante empíricamente. Aquí se evidencia que el mercado de fondos de acciones no resulta ser sustituto del mercado de bonos, cuyo actor principalmente es el Estado

Nacional, dando cuenta de la disociación entre las necesidades de financiamiento del sector público y empresario y el poco desarrollo del mercado de capitales argentino.

Para el caso del fondo FIMA Renta Plus, los modelos coinciden en resaltar que las variaciones del índice merval no captan en forma alguna la volatilidad de éste. El efecto ante variaciones del tipo de cambio es negativo en línea con lo expuesto por Elescano Rojas (2004), lo cual resulta acorde en virtud que la volatilidad cambiaria le imprime cierta incertidumbre a la salud de las cuentas públicas y la capacidad de repago de deudas, mayormente nominadas en dólares. Asimismo, existe un efecto positivo ante shocks en el índice de bonos IAMC, cuyo efecto sumado al del tipo de cambio resultan ser de la mitad de lo pronosticado por el modelo ARIMAX. Nuevamente aquí, verificamos que la inexistencia de relación causal entre los retornos del fondo de bonos y acciones, por la que la disociación entre el fondeo público y privado pareciese ser bidireccional.

Como corolario de lo expuesto, los criterios de información revelan que el modelo GARCH (1,1) presenta una mejor bondad de ajuste por lo que los retornos de los activos financieros aquí involucrados logran una mejor capacidad predictiva ante una forma funcional que no solo capte los retornos pasados de las variables sino la volatilidad implícita histórica, permitiendo dar cuenta de la asimetría típicas de las series financieras.

REFERENCIAS

Bollerslev, T. (1986): Generalized autorregressive conditional heteroskedasticity. Journal of Econometrics 31, 307-327.

Box G.E.P., Jenkins G. M. & Reinsel G.C. (1994): *Time series análisis: Forecasting and Control*. 3era edición. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ.

CAFCI (2002): “Manual de Capacitación en Fondos Comunes de Inversión”.

Elescano Rojas, Adolfo (2004): *Modelos ARCH(m): Una Aplicación con algunas Acciones que cotizan en la Bolsa de Valores de Lima*. Biblioteca Central UNMSM.

Engle, R.F. (1982): Autoregresive Conditional Heteroskedasticity with estimates of the variance of U. K. inflation. Econometrica 50. Págs. 987 - 1008.

Folleto comercial FIMA Acciones y Renta Plus. Disponible en: http://www.fondosFIMA.com.ar/media.pdf

Hansen P. R. & Lunde A. (2001): *A comparison of volatility models: Does anything beats a GARCH (1,1)?* Centre of Analytical Finance. University of Aarhus. Working Parper Series No. 84.

Metodología Índice Bonos IAMC (IBIAMC) (2017). Disponible en:
https://iamcmediamanager.prod.ingecloud.com/mediafiles/iamc/2017/10_12/0/10/111/683807.pdf

Nelson, Daniel B. (1991): *Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Aproach*. Econometrica

Tsay R. (2005): *Analysis of Financial Time Series*. 2da. edición. Wiley-Interscience.

Urbisaia H. & Brufman J. (2000): *Análisis de series de tiempo*. 2da Edición. Ediciones Cooperativas.

Uriel E. & Peiro A. (2000): *Introducción al análisis de series temporales*. S.A. Alfa Centauro.