

ESTUDIO SOBRE LA CAPACIDAD PREDICTIVA DEL ÍNDICE DE VOLATILIDAD AGROPECUARIO ARGENTINO (AAVIX)¹

*Verónica Caride
Mauro De Jesús
Agostina Santurio
Ana Silvia Vilker*

INTRODUCCIÓN

En los últimos años se ha evidenciado a nivel mundial un fuerte proceso de financiarización en los mercados de *commodities* agrícolas. Desde comienzos de la década del 90', la utilización de los mercados de derivados por parte del sector privado como cobertura en el movimiento de precios de los productos agrícolas ha sido más frecuente. La elevada volatilidad en el precio de estas *commodities* debido a cambios en las políticas comerciales o tributarias, movimiento de tipos de cambio, desastres climáticos, etc., hacen de estos instrumentos una herramienta atractiva para la gestión de riesgos. En este sentido, cabe destacar que la tendencia de crecimiento se ha incrementado en los últimos años. Entre el año 2009 y 2010 hubo alrededor de un 10% más en el volumen operado en el Mercado a Término de Buenos Aires –MATba-, destacándose la participación de la soja, la cual concentra aproximadamente el 80% del mismo en los últimos años y marca el rumbo de esta tendencia, mientras que los contratos de opciones fueron en el año 2010 un 18% superior al período 2009².

Ante este escenario, un indicador que resuma la variabilidad de las expectativas del mercado respecto del precio de los principales granos producidos en Argentina resulta de suma importancia. Esto es precisamente lo que hace el índice de volatilidad agropecuario Argentino (AAVIX), elaborado en base a la información obtenida en el mercado de futuros, sintetizando en un solo valor los riesgos a los que se enfrentan los precios de las materias primas agrícolas.

Este estudio tiene como principal objetivo evaluar si el AAVIX puede mejorar los resultados obtenidos a partir de otros métodos alternativos empleados habitualmente para predecir la volatilidad, como ser los modelos GARCH. Para ello se realizará un análisis econométrico en base a diversos modelos planteados por *Rubio y Marrero (2004)* para posteriormente estimar una ecuación de *encompass*.

¹ Este trabajo se realizó en el marco de los proyectos UBACyT 432: Riesgo de precios de *commodities*: Propuesta de elaboración de un índice para América Latina, dirigido por Ana S.Vilker y UBACyT 478: Aspectos financieros que impactan en dinámicas industriales innovadoras en Argentina: Agro, Medicamentos y Turismo dirigido por María Teresa Casparri.

². Mercado a Término de Buenos Aires –MATBA- Reportes año 2009, 2010, 2011. Disponibles en: http://www.matba.com.ar/reportes_ant.asp

En cuanto a la organización del trabajo, en la primera parte se describe la metodología para la estimación del AAVIX, luego se presenta un análisis del índice resultante y posteriormente se analiza la capacidad predictiva del indicador y se la compara con la de la volatilidad histórica y con aquella estimada a través de un esquema de volatilidad condicional GARCH (1,1). Por último se presentarán las conclusiones y comentarios finales.

1. METODOLOGÍA PARA EL CÁLCULO DEL AAVIX

El AAVIX mide la volatilidad a 6 meses esperada por los agentes del Mercado a Término de Buenos Aires (MATba) para la soja. Se calcula a partir de la volatilidad implícita de ocho opciones (cuatro calls y cuatro puts) lo más cercanas a ATM (*At The Money*) y con vencimiento en mayo y noviembre (superior e inferior a 6 meses). Dado que se consideran días negociados (y no naturales) el período utilizado será de 132 días (22 días * 6 meses).

El AAVIX surge de promediar sucesivamente las diversas volatilidades implícitas. En una primera etapa se promedian las volatilidades implícitas de calls y puts con idénticas características, posteriormente se realiza un promedio ponderado de las volatilidades implícitas cuyo precio de ejercicio se encuentra por encima/debajo del precio ATM para cada período y finalmente se realiza un promedio de las volatilidades estimadas para cada período. A continuación se explicita la fórmula de cálculo, en donde $\sigma_{i,j,k}$ es la volatilidad implícita y los subíndices significan:

$$i = \text{tipo de opción} \begin{cases} C & \text{Call} \\ P & \text{Put} \end{cases} \quad j = \text{vencimiento} \begin{cases} 1 & \text{Vto. más próximo: } T_1 < 132 \text{ días} \\ 2 & \text{Vto. Siguiente: } T_2 > 132 \text{ días} \end{cases}$$

$$k = \text{precio de ejercicio} \begin{cases} A & \rightarrow K_A > S \\ B & \rightarrow K_B < S \end{cases}$$

en donde S = Precio del Subyacente.

1er Paso) En una primera etapa se obtiene para el vencimiento más cercano:

$$\sigma_{1,A} = \frac{\sigma_{C,1,A} + \sigma_{P,1,A}}{2} \quad \text{y} \quad \sigma_{1,B} = \frac{\sigma_{C,1,B} + \sigma_{P,1,B}}{2}$$

Y para el siguiente más cercano:

$$\sigma_{2,A} = \frac{\sigma_{C,2,A} + \sigma_{P,2,A}}{2} \quad \text{y} \quad \sigma_{2,B} = \frac{\sigma_{C,2,B} + \sigma_{P,2,B}}{2}$$

2do Paso) Posteriormente se calcula la posición ATM de cada vencimiento, en donde la ponderación depende de la cercanía con el precio del subyacente ATM:

$$\sigma_1 = \sigma_{1,A} \left(\frac{S - K_B}{K_A - K_B} \right) + \sigma_{1,B} \left(\frac{K_A - S}{K_A - K_B} \right) \quad \text{y} \quad \sigma_2 = \sigma_{2,A} \left(\frac{S - K_B}{K_A - K_B} \right) + \sigma_{2,B} \left(\frac{K_A - S}{K_A - K_B} \right)$$

3er Paso) Por último se promedian los valores con distinto vencimiento para representar un período estandarizado de 132 días (6 meses) de la siguiente forma:

$$AAVIX = \sigma_1 \left(\frac{T_2 - 132}{T_2 - T_1} \right) + \sigma_2 \left(\frac{132 - T_1}{T_2 - T_1} \right)$$

En donde T_1 es el número de días hasta el primer vencimiento y T_2 es el número de días hasta el vencimiento siguiente.

Nótese que la volatilidad del primer vencimiento se pondera con la distancia del segundo vencimiento a 6 meses y viceversa, porque cuanto más lejos se encuentren las opciones de un vencimiento con respecto al período deseado menos se deberían ponderar esas opciones (y por lo tanto más se deberían ponderar las opciones con el otro período de vencimiento), algo similar sucede en el paso 2.

La metodología utilizada para la estimación del AAVIX invierte los pasos 1 y 2 para poder incluir en la estimación un mayor número de volatilidades de distintos derivados en el cálculo. Así en nuestro caso el orden de ponderación definido es el siguiente:

$$i = \begin{cases} C \rightarrow \text{Call} \\ P \rightarrow \text{Put} \end{cases} \quad j = \begin{cases} 1 \rightarrow \text{Vto. más próximo} \\ 2 \rightarrow \text{Vto. siguiente} \end{cases}$$

$$k = \begin{cases} A \rightarrow K > S \\ B \rightarrow K < S \end{cases}$$

Ponderación

Los pasos de ponderación son los siguientes:

- 1) Ponderación por posición con respecto al precio de ejercicio para estimar un índice lo más *At-the-Money* posible.
- 2) Ponderación de *Calls* y *Puts*
- 3) Ponderación de los períodos con distinto vencimiento

1a) Para los *Call* con distintos vencimientos se obtendrá:

$$\sigma_{C,1} = \sigma_{C,A,1} \left(\frac{F_1 - K_{C,B,1}}{K_{C,A,1} - K_{C,B,1}} \right) + \sigma_{C,B,1} \left(\frac{K_{C,A,1} - F_1}{K_{C,A,1} - K_{C,B,1}} \right)$$

Y

$$\sigma_{C,2} = \sigma_{C,A,2} \left(\frac{F_2 - K_{C,B,2}}{K_{C,A,2} - K_{C,B,2}} \right) + \sigma_{C,B,2} \left(\frac{K_{C,A,2} - F_2}{K_{C,A,2} - K_{C,B,2}} \right)$$

1b) Para los *Put* con distintos vencimientos se obtendrá

$$\sigma_{P,1} = \sigma_{P,A,1} \left(\frac{F_1 - K_{P,B,1}}{K_{P,A,1} - K_{P,B,1}} \right) + \sigma_{P,B,1} \left(\frac{K_{P,A,1} - F_1}{K_{P,A,1} - K_{P,B,1}} \right)$$

Y

$$\sigma_{P,2} = \sigma_{P,A,2} \left(\frac{F_2 - K_{P,B,2}}{K_{P,A,2} - K_{P,B,2}} \right) + \sigma_{P,B,2} \left(\frac{K_{P,A,2} - F_2}{K_{P,A,2} - K_{P,B,2}} \right)$$

2) El siguiente paso consiste en estimar una volatilidad para cada período de vencimiento, ponderando los *calls* y *puts*, obteniéndose:

$$\sigma_1 = \frac{\sigma_{C,1} + \sigma_{P,1}}{2} \quad \sigma_2 = \frac{\sigma_{C,2} + \sigma_{P,2}}{2}$$

3) En el último paso, se ponderan estos dos valores según su cercanía al período considerado (en nuestro caso serían 6 meses).

$$AAVIX = \sigma_1 \left(\frac{T_2 - 132}{T_2 - T_1} \right) + \sigma_2 \left(\frac{132 - T_1}{T_2 - T_1} \right)$$

2. ANÁLISIS EMPÍRICO DEL AAVIX

En el caso de los mercados accionarios, diversos son los estudios que han analizado la capacidad predictiva de los índices conformados por la volatilidad implícita en comparación con modelos de volatilidad histórica, como los modelos GARCH. Tales son los estudios de Blair et al (2001), Day y Lewis (1992), Canina y Figlewski (1993) o Christensen y Prabhala (1998), etc., que lo hacen para el S&P 100. Asimismo, otros autores han analizado Nasdaq-100, Monep, CAC-40, Ibex-35, etc.

Sin embargo, en los mercados de *commodities*, ante la ausencia de indicadores de volatilidad implícita, estos estudios no se habían realizado hasta el momento. Con la generación del índice AAVIX a partir de las estimaciones realizadas en el Centro de Investigación en Métodos Cuantitativos Aplicados a la Economía y la Gestión de la Facultad de Ciencias Económicas, UBA, este análisis se vuelve posible y se desarrolla a continuación.

2.1 Alternativas de estimación de la volatilidad futura

En este apartado se analiza la capacidad predictiva de modelos basados en información histórica en comparación con aquella de la volatilidad implícita contenida en las opciones operadas en los mercados de derivados. Para ello se estima un modelo GARCH(1,1). Posteriormente se contrasta el índice de Theil obtenido por las estimaciones de este modelo en comparación con el de la volatilidad histórica y el Índice AAVIX. En base a los resultados obtenidos se determinará si las expectativas del mercado realizan una mejor predicción que los métodos convencionales.

Siguiendo a *Rubio y Marrero (2004)*, la volatilidad futura considerada es el desvío estándar a 6 meses (132 días) y se define del siguiente modo:

$$\sigma_{t+1,t+132}^R = \sqrt{\frac{1}{132} \sum_{k=1}^{132} (r_{t+k} - \bar{r}_{t,t+132})^2}$$

donde r_{t+k} es la rentabilidad diaria del precio spot de la soja en el momento $t+k$ y $\bar{r}_{t,t+132}$ es la rentabilidad media de las 132 sesiones.

Para predecir esta volatilidad futura se utilizarán los tres índices mencionados previamente, cuya notación será la siguiente:

$$\sigma_{t-13,t}^H = \text{Volatilidad Histórica}_{Rolling Sample} \quad (\text{I})$$

$$\sigma_{t+1,t+132}^G = \text{Volatilidad GARCH} \quad (\text{II})$$

$$\text{AAVIX}_t \quad (\text{III})$$

donde $\sigma_{t-131,t}^H$ es la volatilidad histórica de las 131 sesiones anteriores y aquélla al cierre del mercado el día t , $\sigma_{t+1,t+132}^G$ es la volatilidad condicional GARCH(1,1) predicha para 132 días adelante y $AAVIX_t$ es el índice de volatilidad implícita de la soja en el MATba al cierre del mercado el día t .

Cabe aclarar que el Modelo de Heteroscedasticidad Autorregresiva Condicional Generalizado (GARCH) está diseñado para modelar la varianza condicional, o volatilidad, de una variable. El Modelo ARCH Generalizado (GARCH) fue planteado por Bollerslev en 1986 como una extensión del modelo original de Engle (1982) en el cual la varianza no sólo puede depender de valores rezagados del error de estimación de la media sino también puede convertirse en sí mismo como un proceso autorregresivo.

Para el caso analizado en este trabajo, se estimó la volatilidad de los retornos a través de un GARCH(1,1) con la siguiente especificación:

$$\begin{aligned} r_t &= c + \alpha_1 r_{t-1} + \alpha_2 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \\ \sigma_t^{G2} &= \omega + \alpha \varepsilon_{t-1} + \beta \sigma_{t-1}^2 \end{aligned} \quad (IV)$$

Como se puede apreciar, la media se definió como un proceso ARMA(1,1), donde el error de estimación ε_t sigue una distribución Normal $N(0, \sigma_t^2)$ y c es una constante. La segunda ecuación representa la varianza condicional de los retornos basada en información histórica³.

Una vez estimado el modelo, para cada t se pueden realizar predicciones de la varianza condicional, a través de la raíz cuadrada de la media aritmética de las 132 volatilidades futuras estimadas obteniendo el valor esperado de la volatilidad

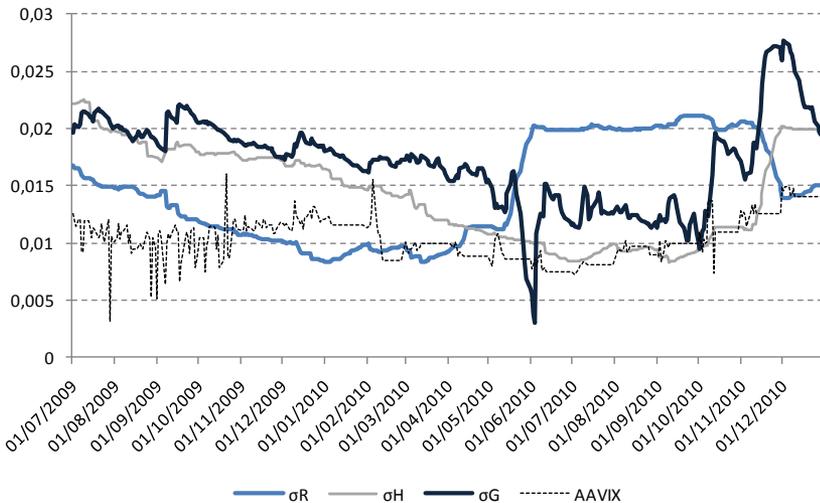
realizada según este predictor,
$$\sigma_{t+1,t+132}^G = \sqrt{\frac{1}{132} \sum_{k=1}^{132} \sigma_{t+k}^2} .$$

Los resultados obtenidos de la estimación de los tres modelos se presentan en el gráfico siguiente:

³ En el Anexo I se presenta la estructura ARMA de la media.

En el Anexo II se presentan los residuos de la estimación GARCH(1,1), donde se corrobora que los mismos son ruido blanco.

Gráfico 1. Volatilidad futura observada y estimada



Fuente: Elaboración propia en base a información del MATba

Como se puede apreciar en el Gráfico 1, el AAVIX pareciera adelantarse a los movimientos de la volatilidad futura y consecuentemente podría ser utilizado como una herramienta de alerta temprana. De hecho, a través de un análisis de Causalidad en sentido de Granger, el AAVIX es el único predictor entre los analizados cuyos resultados darían causalidad en un sentido único estricto.

Asimismo, a continuación se presentan los resultados obtenidos para el Índice de Theil, el cual se define de la siguiente forma:

$$\sqrt{U^2} = \sqrt{\frac{\sum_{t=T+1}^{T+k} (F_t - Y_t)^2}{\sum_{t=T+1}^{T+k} Y_t}} \quad 0 < U < \infty \quad \text{Donde } F_t \text{ es el valor}$$

pronosticado e Y_t el valor real. Cuanto más cercano esté U de cero más se aproximará a la predicción perfecta, si $U=1$ el modelo tendría la misma capacidad predictiva que la predicción ingenua mientras que si $U>1$ la capacidad predictiva del modelo sería menor que la predicción ingenua.

Tabla 1

Predicador	Índice de Theil
AAVIX	0.0549
GARCH(1,1)	0.0626
Histórica	0.0615

Fuente: Elaboración propia en base a información del MATba

Nótese que los tres predictores poseen una mayor capacidad predictiva que la predicción ingenua y que el AAVIX es quien mejor performa, seguido por la volatilidad histórica y por el GARCH(1,1). Ante estos resultados se puede afirmar que las expectativas tienen una mayor capacidad predictiva que los indicadores construidos con información histórica y consecuentemente no se podría rechazar la existencia de expectativas racionales en el MATba. Como consecuencia de ello, el AAVIX se constituiría en una herramienta útil para aquellos que precisen estimar la volatilidad futura de los retornos de la soja en el mercado local.

3. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha presentado la metodología y las estimaciones del AAVIX, un indicador de la volatilidad esperada por los mercados de derivados de la soja en Argentina a través de las operaciones realizadas en el MATba. Posteriormente se analiza la capacidad predictiva de dicho indicador en comparación con aquella out of sample de un modelo GARCH(1,1) y la volatilidad histórica rolling sample. Los resultados arribados determinan que el AAVIX posee un mayor poder predictivo en comparación con los indicadores basados en la volatilidad histórica. Consecuentemente no se podría rechazar la existencia de expectativas racionales en el MATba y el AAVIX se constituiría en una herramienta útil para aquellos agentes que precisen estimar la volatilidad futura de los retornos de la soja en el mercado local.

Debido a las tendencias observadas en los niveles de financiarización se espera que el AAVIX continúe adquiriendo una mayor capacidad predictiva en los períodos venideros.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Blair, B.J., Poon, S.H. y S.J. Taylor (2001). Forecasting S&P 100 volatility: the incremental information content of implied volatilities and high-frequency index returns, *Journal of Econometrics* 105, 5-26.

Canina, L. y S. Figlewski (1993). The Informational Content of Implied Volatility, *Review of Financial Studies* 6 (3), 659-681.

Caride V., De Jesus M., Quirolo M. E., Vilker A. S. (2010). El índice de volatilidad agropecuaria para argentina (AAVIX). Décimas Jornadas de Tecnología Aplicada a la Educación Matemática Universitaria. (Facultad de Ciencias Económicas-UBA). Buenos Aires 3 y 4 de junio.

Carrera J., Bastourre D., Ibarlucia J. (2010). Precio de los commodities: Factores Estructurales, mercados financieros y dinámica no lineal. Estudios BCRA /6. Investigaciones Económicas del Banco Central de la República Argentina.

Curcio S., De Jesus M., Quirolo M. E., Vilker A. S. (2010). Análisis de los determinantes de la variabilidad de los precios de las principales commodities exportadas por América Latina. XI Jornadas Nacionales y Latinoamericanas Actuariales (Facultad de Ciencias Económicas-UBA). Buenos Aires, 11 y 12 de noviembre.

Curcio S., De Jesus M., Quirolo M. E., Vilker A. S. (2011). El proceso de financiarización y su efecto en los precios de las commodities. V Seminario Nacional de Investigación en Modelos Financieros 2011, (Facultad de Ciencias Económicas-UBA), 25 de agosto.

Christensen, B.J. y N.R. Prabhala (1998). The Relation between Implied and Realized Volatility, *Journal of Financial Economics* 50, 125-150.

Day, F. Y C.M. Lewis (1992). Stock Market Volatility and the Information Content of Stock Index Options, *Journal of Econometrics* 52 (1-2), 267-287.

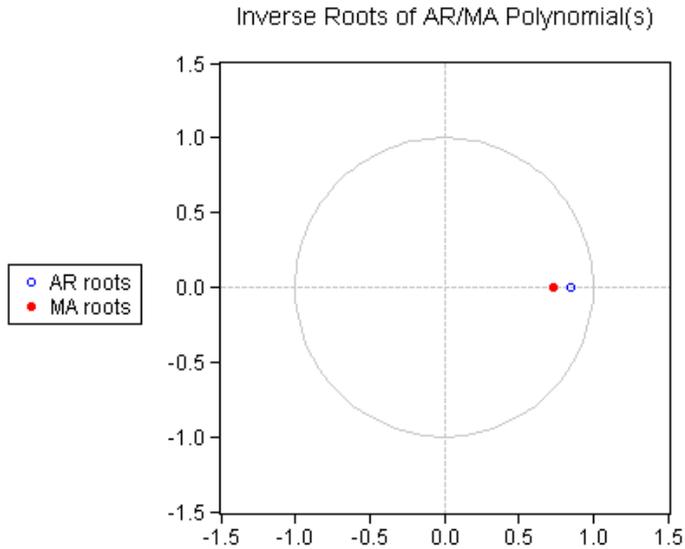
Fabris J. E. y Vilker A. S. (2008). El riesgo en los mercados agropecuarios. Volatilidad histórica, volatilidad implícita y modelos económicos. Novenas Jornadas Actuariales. (Facultad de Ciencias Económicas-UBA). Buenos Aires, 6 y 7 de noviembre.

Quirolo M. E., Vilker A. S. (2010). El coeficiente de correlación lineal entre el trigo y la soja y su relación con las condiciones del mercado. XXV Jornadas Nacionales de Profesores de Matemática de Facultades de Ciencias Económicas y Afines. Universidad Adventista del Plata, Libertador General San Martín, Entre Ríos. 22 al 24 de Septiembre.

Rubio J. G. y Marrero S. M. (2004). Predicción de Volatilidad en el Mercado Español: El Índice de Volatilidad VIX. Departamento de Economía Financiera y Contabilidad. Universidad de la Laguna.

ANEXO I

Análisis de Estacionariedad - Raíces del Polinomio ARMA.



Fuente: Elaboración propia en base a información del MatBA.

Como se puede apreciar, tanto la raíz del AR como la del MA se encuentran dentro del círculo unitario y consecuentemente el modelo ARMA es invertible y estable.

ANEXO II

Correlograma de los residuos del GARCH(1,1)

Date: 26/08/12 Time: 13:56

Sample: 1/07/2009 31/12/2010

Included observations: 393

Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.030	-0.030	0.3469	
		2 -0.045	-0.046	1.1562	
		3 -0.013	-0.015	1.2186	0.270
		4 -0.011	-0.014	1.2634	0.532
		5 -0.045	-0.047	2.0678	0.558
		6 -0.024	-0.029	2.3013	0.681
		7 0.051	0.044	3.3301	0.649
		8 0.055	0.055	4.5560	0.602
		9 0.051	0.058	5.6080	0.586
		10 0.003	0.011	5.6125	0.691
		11 -0.104	-0.099	9.9997	0.351
		12 -0.031	-0.033	10.398	0.406
		13 -0.048	-0.052	11.331	0.416
		14 -0.017	-0.021	11.448	0.491
		15 0.043	0.034	12.219	0.510
		16 0.047	0.032	13.146	0.515
		17 -0.048	-0.058	14.116	0.517
		18 0.023	0.024	14.333	0.574
		19 0.061	0.072	15.902	0.531
		20 -0.046	-0.019	16.802	0.537
		21 -0.019	0.000	16.959	0.593
		22 0.047	0.037	17.885	0.595

Fuente: Elaboración propia en base a información del MatBA.

Se acepta la H^0 de inexistencia de autocorrelación en los residuos a través del estadístico Q de Ljung-Box y consecuentemente los errores seguirían un proceso ruido blanco.

ANEXO III

Causalidad en Sentido de Granger de la Volatilidad Futura respecto a cada uno de los Predictores⁴:

Tabla 2

Hipótesis Nula	F estadístico	Probabilidad
σ^R no causa en sentido de Granger al AAVIX	1.50803	0.0615
El AAVIX no causa en sentido de Granger a σ^R	2.01512	0.0036
σ^R no causa en sentido de Granger al desvío GARCH	0.61778	0.9144
El desvío GARCH no causa en sentido de Granger a σ^R	0.35616	0.9975
σ^R no causa en sentido de Granger al desvío Histórico	2.16320	0.0014
El desvío Histórico no causa en sentido de Granger a σ^R	19.3291	0.0000

Fuente: Elaboración propia en base a información del MatBA.

⁴ Para las estimaciones realizadas se consideraron 22 rezagos.

