

# Ensayos Económicos

---

**¿Fue la política monetaria de Keynes en el *Tratado sobre el Dinero*, la precursora de la política de tasa de interés cero y del *quantitative easing*? | Jan Kregel**

**Pronóstico de la demanda diaria de billetes y monedas | Diego Elías, Matías Vicens**

**Crédito bancario, tasa de interés de política y tasa de encaje en el Perú | Oscar Dancourt**

**Crecimiento económico y sistema financiero | Héctor Gustavo González Padilla**

***Apuntes de la crisis global***

**Propuesta para un pacto fiscal y de crecimiento | Mario Tonveronachi**

**Cambiando la austeridad por el crecimiento en Europa: propuesta de un programa de inversiones para 2012-2015 | Stephany Griffith-Jones, Matthias Kollatz-Ahnen, Lars Andersen, Signe Hansen**

**Impacto reciente de la crisis financiera internacional en la ejecución de la política monetaria | Sofía Corallo, Carlos Suárez Dóriga, Matías Vicens**

***Premio Raúl Prebisch 2011***

**Tensiones en la ejecución de políticas de los bancos centrales en la búsqueda del desarrollo económico | Martín Guzman, Pablo Gluzmann**

65

66

Septiembre de 2012



ie | BCRA  
INVESTIGACIONES ECONÓMICAS

# Pronóstico de la demanda diaria de billetes y monedas

**Diego Elías**

BCRA – UADE

**Matías Vicens\***

BCRA

## Resumen

Para una eficaz ejecución de la política monetaria es necesario contar con proyecciones de liquidez precisas. Su calidad está determinada por la de sus componentes: las proyecciones de la demanda de reservas bancarias y de los denominados factores monetarios autónomos, como la demanda de billetes y monedas del público, el efecto monetario de las operaciones del sector público y del sector externo, y de algunas operaciones con el sector financiero. El objetivo de este trabajo es mejorar uno de los componentes de dicho proceso, la proyección diaria de la demanda de billetes y monedas. En este sentido, se obtienen dos modelos que tratan los efectos calendario, día hábil, estacionalidad intra-anual e intra-mensual, y que mostraron una buena *performance* en el pronóstico de corto plazo.

*Clasificación JEL:* C22, E41, E47.

*Palabras clave:* demanda de billetes y monedas, política monetaria, pronóstico, proyecciones diarias.

---

\* Los autores agradecen los comentarios y sugerencias de Tamara Burdisso, de Daniel Heymann y de los asistentes a la XLV Reunión Anual de la AAEP. Las opiniones vertidas en este trabajo son de los autores y no se corresponden necesariamente con las del BCRA o sus autoridades. Emails: delias@bcra.gov.ar, matias.vicens@bcra.gov.ar.

# Bills and Coins Daily Demand Forecast

**Diego Elías**

BCRA – UADE

**Matías Vicens**

BCRA

## **Summary**

An accurate liquidity forecast is necessary for an effective implementation of monetary policy. Its quality is determined by the quality of its components: the projected demand for bank reserves and of the, so called, autonomous monetary factors, such as the demand for bills and coins of the public, the monetary effect of public sector and external sector operations, and some operations with the financial sector. The objective of the paper is to improve one component of this process, the daily forecast of the short term demand for bills and coins. Therefore, two models, that treat calendar effects, business day effects, and annual and monthly seasonal effects, were estimated. Both showed a good short-term forecasting performance.

*JEL:* C22, E41, E47.

*Keywords:* bills and coins demand, daily projections, forecasting, monetary policy.

## I. Introducción

Para una buena administración de la liquidez y una eficaz ejecución de la política monetaria es necesario contar con proyecciones de liquidez precisas. Esto es útil tanto en esquemas de política monetaria basados en el control de alguna tasa de interés como en aquellos que persiguen metas monetarias cuantitativas. En el primer caso, modificando las condiciones de liquidez, en particular el nivel de reservas bancarias respecto al demandado, se procurará influir en su precio, la tasa de interés de corto plazo, para alinearlo al objetivo de política. En el segundo caso, según las metas cuantitativas se establezcan sobre la Base Monetaria (BM) o un agregado monetario más amplio, controlando la variación de la BM se procurará, directamente o indirectamente (vía el multiplicador monetario) conducirla hacia el objetivo intermedio de política.

La calidad de las proyecciones de liquidez está determinada por la precisión de las proyecciones de cada uno de los elementos que la componen. La cuantificación de los excedentes o defectos de liquidez requiere una correcta identificación de la demanda de reservas bancarias, como una correcta estimación de los denominados factores monetarios autónomos, aquellos fuera del control directo de la autoridad monetaria. Estos comprenden a la demanda de billetes y monedas por parte del público (ByM), al efecto monetario de las operaciones del sector público y del sector externo, y a algunas operaciones con el sector financiero.

El objetivo de este trabajo es mejorar un componente de dicho proceso, la estimación diaria de la demanda de ByM de corto plazo, que trate efectos calendario (feriados), de día hábil, estacionalidad intra-anual (propia del momento del año) e intra-mensual (propia del momento del mes). Asimismo, como subproducto, el trabajo busca poder construir series diarias desestacionalizadas que contribuyan a un mejor análisis monetario.

El trabajo se encuentra estructurado de la siguiente forma. En la sección II se reseñan los principales enfoques empleados para la modelización de series diarias y los trabajos que abordaron la estimación de series diarias de ByM en otros países. En la sección III se describen las características que presenta la serie diaria de ByM de Argentina. En la sección IV se proponen dos modelizaciones con sus características correspondientes. En la sección V se compara el desempeño de los modelos entre sí y con los pronósticos más de tipo “juicio experto”

elaborados por el *staff* de Programación Monetaria en la práctica. En la sección VI se presentan las conclusiones.

## II. Antecedentes y relación con la literatura

Hay una muy extensa literatura sobre estimación de la demanda de dinero, tanto para Argentina como para el resto del mundo. No obstante, estimaciones de demanda de dinero con series diarias con el fin de pronóstico de corto plazo son bastante escasas y relativamente recientes, y no se conoce antecedente para el caso de Argentina.

Hay dos enfoques principales utilizados para la modelización de series monetarias diarias. Un primer enfoque, que llamaremos regARIMA, es el que combina un modelo ARIMA para capturar autocorrelación, tendencia y estacionalidad, con un modelo de regresión para capturar efectos de día hábil y feriados, siguiendo la metodología propuesta por Bell y Hillmer (1983). El segundo enfoque se basa en una modelización mediante series de tiempo estructurales (STS), siguiendo la metodología sugerida por Harvey, Koopman y Riani (1997). También, hay otros enfoques alternativos como la utilización de modelos de *exponential smoothing* (ES) u otros modelos de regresión.

Cabrero, Camba-Méndez, Hirsch y Nieto (2002) estiman los ByM diarios de la zona euro mediante dos metodologías, un modelo regARIMA y un modelo de STS, y realizan una comparación de su *performance* relativa. Adicionalmente comparan el desempeño de estos dos modelos con el modelo que empleaba el Eurosistema en la práctica, que consistía en agregar a nivel de la Eurozona las estimaciones de cada país realizadas por cada banco central nacional, agregación que era modificada de acuerdo al “juicio experto”. Encuentran que la *performance* de los modelos está en línea con la metodología empleada por el Eurosistema, aunque concluyen que el “juicio experto” incorporado en la metodología que empleaba el Eurosistema resultó clave en algunos feriados. Además, el modelo regARIMA predice mejor en horizontes de 5 días o más, mientras que el modelo STS tiene mayor poder predictivo en un horizonte de 1 a 4 días.

Más recientemente, Lang, Basač, Štaudinger y Kunovac (2008) realizan y comparan la *performance* de dos modelizaciones para el caso de los ByM diarios en Croacia, un modelo de regresión simple con los efectos del calendario, y un

modelo regARIMA que le incorpora una estructura ARIMA a los residuos del modelo de regresión simple. Encuentran que las proyecciones del modelo de regresión son mejores en un horizonte de hasta 5 días, pero el modelo regARIMA lo supera en un horizonte más largo.

Por último, Norat (2008) realizó un trabajo para el caso de Inglaterra comparando la *performance* de dos modelos, uno de ES y otro de STS. El autor encuentra que el desempeño del modelo STS supera al modelo de ES tanto en un período de días festivos como en otro período de comportamiento más ordinario.

Para Argentina no hay antecedente de una modelización de los ByM diarios. No obstante, recientemente Burdisso, Blanco y Sardi (2010) realizaron un trabajo sobre la relevancia del ajuste estacional en la serie mensual de ByM de Argentina, enfatizando la importancia de los efectos calendario, y utilizando, por primera vez, el calendario doméstico para el ajuste estacional.

Nuestro trabajo sigue de cerca la modelización regARIMA sugerida por Bell y Hillmer (1983) y utilizada por Cabrero *et al.* (2002) para la Eurozona y Lang *et al.* (2008) para Croacia, aunque con ligeras modificaciones. En primer lugar, realizamos un agrupamiento de feriados en función de su impacto en la conducta de los agentes, concentrando aquellos que conforman fines de semana largos y que, al fomentar el miniturismo, modifican la conducta de los agentes respecto a su gasto de consumo y a la demanda de ByM. En segundo lugar, empleamos una modelización con funciones trigonométricas no sólo para dar cuenta de la estacionalidad intra-mensual con una base estructural más clara (como hacen los autores), sino también la estacionalidad intra-anual, siguiendo en esto a Pierce, Grupe y Cleveland (1984).

### **III. Características de la serie de Billetes y Monedas en poder del público de Argentina**

Los ByM comprenden la circulación monetaria que se encuentra fuera del sistema bancario. Para ello, al total de circulación monetaria se le deducen los saldos de efectivo en la caja de los bancos y en tránsito (transportadoras de caudales). También incluyen los saldos de cuasimonedas en circulación.<sup>1</sup>

---

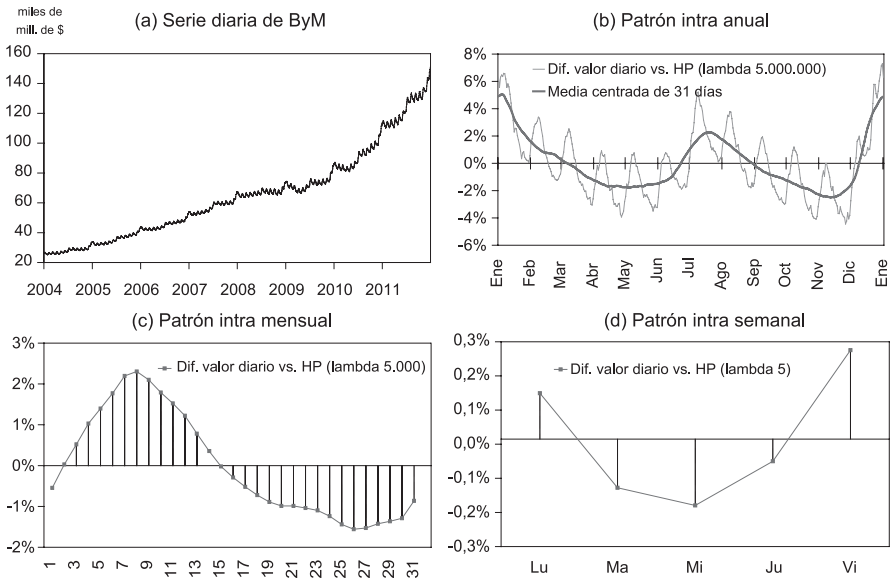
<sup>1</sup> Se trata de los títulos públicos emitidos por los distintos gobiernos provinciales (y por el gobierno nacional) que eran empleados como dinero. Fueron emitidos durante la crisis de 2001 y 2002, y terminaron de salir de circulación a principios de 2004.

La serie de ByM posee una tendencia relativamente estable y factores estacionales muy pronunciados, relacionados con ciclos regulares de cobros y pagos, y patrones de consumo asociados a ciertas festividades, que pueden ser pronosticados con bastante precisión en el corto plazo. La tendencia no es siempre creciente y está relacionada fundamentalmente con la expansión de la actividad económica en términos nominales. A partir de mediados de 2007, durante el período signado por la crisis *subprime*, la tendencia parece haberse ralentizado e incluso aparece, en los primeros meses de 2009, una tendencia decreciente asociada al debilitamiento de la demanda de dinero producto de la mayor incertidumbre surgida a partir del adelantamiento de las elecciones legislativas, entre otros motivos.

Además, se observan patrones semanales, mensuales, y anuales claramente definidos. El saldo de ByM crece con anterioridad al fin de semana y decrece tras él (lo que se conoce como efecto día hábil). También aumenta los últimos días del mes y los primeros del mes siguiente, como resultado del cobro de salarios, para luego gradualmente decrecer a medida en que se van realizando los pagos. Adicionalmente, el cobro de aguinaldos motiva un crecimiento marcado de los ByM a mitad y a fin de año. A fin de año, además, se suman los mayores gastos asociados a los festejos navideños y las vacaciones veraniegas. Asimismo, hay efectos asociados a las pascuas y a otros feriados.

A continuación se presentan cuatro gráficos para caracterizar la serie de ByM en el período comprendido entre enero de 2004 y diciembre de 2011. En el Gráfico 1(a) se presenta la serie diaria original. En el Gráfico 1(b) se muestra la variación promedio de cada día respecto a la serie suavizada con un filtro de Hodrick y Prescott (HP) empleando un  $\lambda$  de 5 millones, para capturar el patrón a lo largo del año. También se muestra la media centrada de 31 días de esa diferencia, para eliminar los ciclos intra-mensuales. Se aprecia con claridad una marcada y elevada estacionalidad en diciembre-enero, y un poco más moderada en junio-julio.

## Gráfico 1



En el Gráfico 1(c) se muestra el desvío promedio de cada día respecto a la serie suavizada empleando un HP con un  $\lambda$  de 5 mil, para capturar el patrón a lo largo del mes. Allí se observa que la serie presenta un pico claramente definido en torno al día 8, con un valle con un mínimo alrededor del día 26. Por último en el Gráfico 1(d) se presenta el desvío promedio de cada día de la semana respecto a la serie suavizada empleando un HP con un  $\lambda$  de 5, para dar cuenta del patrón a lo largo de la semana. Allí se aprecia una forma de “U”, con un nivel elevado los días viernes, que se revierte al lunes siguiente. Estos patrones concuerdan tanto con los que capturan los modelos propuestos en la siguiente sección como con los que encuentran Burdisso *et al.* (2010).

## IV. Los modelos

Para la modelización de la serie diaria de ByM proponemos dos modelos regARIMA que siguen la especificación propuesta por Bell y Hillmer (1983). Uno está expresado en diferencias de logaritmos (y de aquí en más denominamos



MDL) y otro en doble diferencias (de ahora en más MDD), una diferencia diaria y la otra anual. Ambos siguen la siguiente ecuación:

$$y_t = \sum_{i=1}^5 \beta_i TD_{it} + d_t + \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^2 \theta_{ij}(B) \eta_{ijt} + \sum_{i=1}^j \gamma_i O_{it} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)\delta(B)} \varepsilon_t \quad (1)$$

La variable  $y_t$  en el MDL corresponde a la diferencia del logaritmo de los ByM en el día  $t$ , y en el MDD corresponde a la variación diaria de diferencias anuales de los ByM en el día  $t$ .

El primer sumando,  $TD_{it}$ , corresponde a una matriz de *dummies* para los días de la semana. Para cada día de la semana  $i$  (lunes, martes, miércoles, jueves y viernes) se define una *dummy* que adquiere un valor de 1 si en  $t$  el día coincide con  $i$ , o 0 en caso contrario. Tal como están definidos, los coeficientes deben interpretarse como el efecto puro de un día de la semana sin importar en que momento del mes o del año se encuentra o si se trata de un día cercano a un feriado.

El siguiente término,  $d_t$ , contiene una especificación para dar cuenta de la estacionalidad intra-mensual (representada con superíndices  $m$ ) y, en el caso del modelo MDL, de la estacionalidad intra-anual (con superíndices  $a$ ) que se definen por la siguiente función trigonométrica (2):

$$d_t = \sum_{i=1}^p \left( \alpha_i^m \sin \frac{2i\pi m_t}{M_t} + \varphi_i^m \cos \frac{2i\pi m_t}{M_t} \right) + \sum_{i=1}^q \left( \alpha_i^a \sin \frac{2i\pi a_t}{A_t} + \varphi_i^a \cos \frac{2i\pi a_t}{A_t} \right)$$

donde  $m_t$  corresponde al número del día del mes (de 1 hasta un máximo de 23), y  $M_t$  al total de días del mes. Se consideran todos los días, de lunes a viernes, sin importar si fueran feriado.<sup>2</sup> De esta forma  $m_t / M_t$  varía en cada mes partiendo de cerca de 0 ( $1 / M_t$ ) y finalizando en 1. Este enfoque, al usar funciones continuas, tiene la ventaja de permitir un tratamiento estacional en períodos donde la cantidad de días es variable. Justamente, no todos los meses tienen la misma cantidad de días de semana (por ejemplo, hay meses con 4 días lunes, otros con 5), de acuerdo a su propia longitud y a como se distribuyen los fines de semana.

<sup>2</sup> Se trabajó con datos diarios de lunes a viernes. Dado que los feriados generan “huecos” en la serie, que complican el manejo de la estructura de rezagos, completamos los feriados, inicialmente repitiendo el dato del día hábil anterior, y posteriormente con el valor proyectado por el modelo para ese día. A su vez, los efectos de los feriados se controlaron con *dummies* para dar cuenta del comportamiento diferencial previo y posterior a ese día. A los fines de la evaluación de la performance del pronóstico, los feriados no se tomaron en cuenta.

Análogamente, y sólo en el caso del MDL,  $a_t$  corresponde al número del día del año (de 1 hasta un máximo de 262), y  $A_t$  al total de días del año (nuevamente sin considerar sábados ni domingos). De igual manera  $a_t / A_t$  varía entre un valor cercano a 0 y 1 a lo largo del año. En el caso del MDD, al trabajar con diferencias anuales, se elimina este comportamiento estacional, por lo que su especificación no contiene funciones trigonométricas con ciclos anuales.

A su vez, los sumandos  $p$  y  $q$  representan la cantidad de ciclos de las funciones trigonométricas dentro del mes y del año, respectivamente.

Al respecto cabe señalar que los trabajos de Cabrero *et al.* (2002) y Lang *et al.* (2008) incluyen una función trigonométrica para capturar la estacionalidad dentro del mes, pero no para lidiar con la estacionalidad a lo largo del año. Esta última la controlan, ya sea incorporando rezagos de un año en la especificación ARMA (en el caso de Cabrero *et al.*, 2002), o incorporando *dummies* mensuales (en el caso de Lang *et al.*, 2008). En nuestro caso, en el modelo MDL, siguiendo a Pierce *et al.* (1984), incorporamos también un término con una función trigonométrica para capturar la estacionalidad a lo largo del año. Esto nos permitió, como subproducto, la construcción de series diarias de ByM desestacionalizadas. Además, como el comportamiento estacional no siempre respeta estrictamente el calendario (es decir, no presenta cambios discretos con cada cambio de mes), una modelización mediante funciones trigonométricas permite un mejor ajuste que usando *dummies* para cada mes del año. Tampoco todos los años tienen la misma cantidad de días hábiles, de acuerdo a como es la distribución de los fines de semana, o si se trata de años bisiestos, problema que se resuelve al emplear este tipo de funciones trigonométricas.

Por su parte, en el trabajo de Pierce *et al.* (1984) se obtienen parametrizaciones parsimoniosas de los agregados monetarios empleando hasta cuatro combinaciones de funciones trigonométricas para los ciclos mensuales y hasta ocho para las anuales. En nuestro caso empleamos cuatro y doce funciones trigonométricas respectivamente (es decir  $p = 4$  y  $q = 12$ ) y, para los meses de diciembre y enero (que presentan un ciclo intra-mensual específico), se agregaron cuatro funciones trigonométricas adicionales por mes.

El siguiente término,  $\eta_{ijt}$ , se refiere a las variables *dummies* correspondientes a los distintos feriados. Cada feriado se lo agrupó de acuerdo a si formaban un fin de semana largo de tres o de cuatro días, o si quedaba un sólo día hábil aislado

rodeado de días no laborables, que llamamos “sándwich”, o si eran un feriado de miércoles, rodeado de días laborables. Además, a los feriados se los distinguió en función de la época del año, dividiéndolos en dos períodos que llamamos verano (desde mediados de la primavera hasta fines de otoño) e invierno (el resto del año), dado que pueden generar distinto comportamiento relacionado a cuán movilizados resultan del turismo.

Tenemos entonces 7 tipos distintos de feriado,  $i$  (1: feriado de viernes que forma un fin de semana largo de tres días, 2: feriado de lunes que forma un fin de semana largo de tres días, 3: feriados de jueves y de viernes que forman un fin de semana largo de cuatro días, 4: feriados de lunes y de martes que forman un fin de semana largo de 4 días, 5: feriado de martes que deja un día hábil entre un fin de semana y el feriado —“sándwich”—, 6: feriado de jueves que deja un día hábil entre el feriado y un fin de semana —otra variedad de “sándwich”—, y 7: feriado de miércoles —el menos ventajoso para el miniturismo—). Tenemos también dos épocas del año  $j$  (1: de invierno, o 2: de verano), y la *dummy*  $\eta_{ijt}$  adquiere un valor de 1 si en  $t$  el día es un feriado del tipo  $ij$ , o 0 en caso contrario. Algunos feriados se trabajaron separadamente, como navidad y año nuevo. Se terminó descartando el día del bancario que es un día en el que, si bien no hay actividad bancaria, es laborable para el resto de los sectores, por lo que no parece alterar la demanda de billetes.

El término  $O_{it}$  corresponde a una corrección por *outliers*. Se terminaron empleando sólo 32 *outliers* (sobre una muestra superior a las 2.000 observaciones), los cuales se encuentran compensados en valores negativos y positivos. Se hizo esta corrección para evitar que comportamientos particulares y esporádicos alteraran la identificación y estimación de los componentes estacionarios en cada modelo.

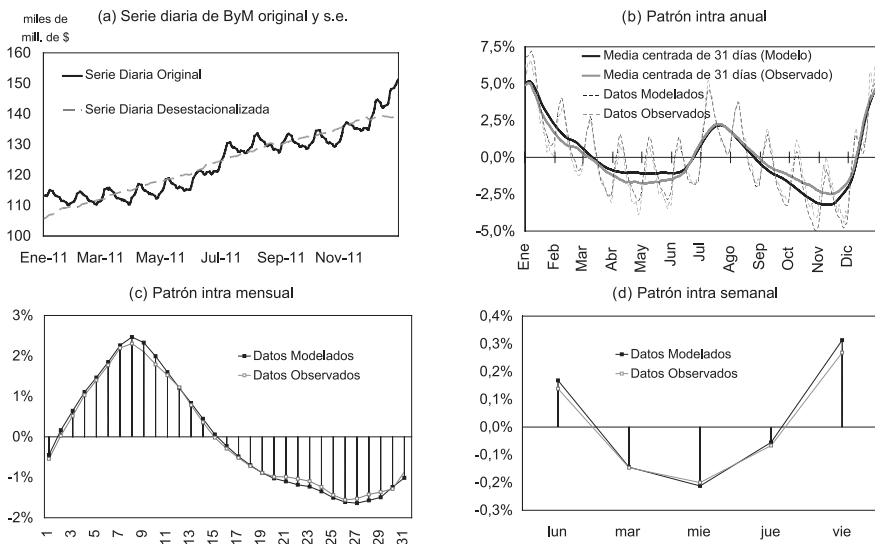
El último término corresponde a la especificación ARMA de los errores del modelo. Para la determinación de la especificación ARMA se siguió la metodología estándar de Box y Jenkins, aunque se privilegiaron los *lags* con alguna significatividad respecto a la estructura de las variables.

## V. Performance de los modelos

Como se mencionó previamente, el MDL nos permitió la construcción de una serie desestacionalizada que se presenta, junto con la serie original, en el Gráfico

2(a).<sup>3</sup> A su vez, en el Gráfico 2(b) se presentan el patrón intra-anual generado por el modelo y los valores observados, y sus respectivas medias móviles centradas de 31 días. En ambos casos se observa una acentuada estacionalidad en el período diciembre-enero, y algo más moderada en julio-agosto, lo que resulta compatible con el comportamiento de los ByM detallado en la Sección III. En el Gráfico 2(c) se muestra el patrón intra-mensual del modelo dado por las funciones trigonométrica mensuales, el cual también se encuentra en línea con el comportamiento antes descrito, presentando un pico entorno al día 8 y un valle alrededor del día 27. Por último en el Grafico 2(d) se muestra el patrón de la semana dado por las *dummies* del día de la semana. La silueta presenta una forma de “U” similar a la descrita en la Sección III, con un máximo tenuemente más potenciado hacia los días viernes.

### Gráfico 2

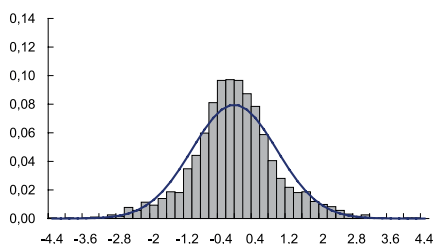


En los siguientes Gráficos 3(a) y 3(b) se muestran las distribuciones de los errores de pronóstico, de los modelos MDD y MDL, que si bien presentan una forma acampanada, difieren de la distribución normal gaussiana. Presentan una mayor curtosis y un ligero sesgo (en el caso de MDL). Si bien, a los fines de pronóstico, la no-normalidad de los residuos no presenta mayores inconvenientes (salvo a

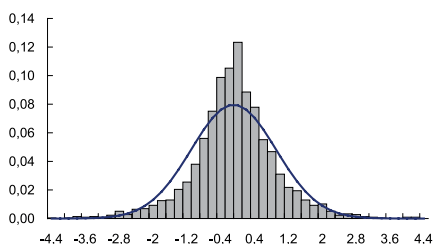
<sup>3</sup> La serie que denominamos “desestacionalizada” es la que se obtuvo una vez que a la serie observada se le sustrajeron los efectos calendario, es decir, todas las funciones trigonométricas, anuales y mensuales, las *dummies* de día de la semana, y las *dummies* de los distintos feriados.

la hora de una mayor dificultad para la construcción de intervalos de confianza o la evaluación de la significatividad de los coeficientes), se podría intentar una reducción del sesgo, que deteriora la capacidad predictiva de los modelos especialmente en un horizonte temporal de pronósticos más extenso.<sup>4</sup> No obstante, dado que el pronóstico es de corto plazo, el ligero sesgo tampoco resulta problemático.

**Gráfico 3 (a) / Distribución de los errores de pronóstico del MDD**



**Gráfico 3 (b) / Distribución de los errores de pronóstico del MDL**



Se comparó la *performance* de los modelos entre sí, y se las combinó, siguiendo a Clements y Hendry (1998), mediante un *pooling* de pronósticos. Los autores establecen que el enfoque ideal consistiría en la refinación del modelo que permita incorporar aspectos de un modelo rival, incapaz de reconocerlos. Ante la imposibilidad de ello, la combinación de pronósticos puede ser superior en términos del error medio cuadrático de los pronósticos.<sup>5</sup> De esta manera, se construyó un *pooling* de acuerdo a la siguiente expresión:

$$f_{t+j}^{Pool} = \alpha_{t+j} f_{t+j}^{MDD} + (1 - \alpha_{t+j}) f_{t+j}^{MDL} \quad (3)$$

donde  $f$  representa el pronóstico (del *pooling*, MDD o MDL) a determinado horizonte temporal  $t+j$  (con  $j$  de 1 a 20 días vista en nuestro caso).

Se calculó el ponderador óptimo  $\alpha_{t+j}^i$  mediante una regresión de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) de los errores, para cada horizonte temporal de pronóstico  $t+j$ , de acuerdo al desempeño de los modelos durante los últimos años ( $i = 1, \dots, 7$ ).

<sup>4</sup> En este aspecto, en la práctica se suelen realizar correcciones de intercepto, que permiten corregir el sesgo provisoriamente.

<sup>5</sup> Por ejemplo, en nuestro caso no se pueden incorporar las funciones trigonométricas anuales del MDL al MDD debido a que, si se posee la misma cantidad de días durante el año, se cancelan los valores del regresor.

$$Y_{t+j} = \alpha_{t+j}^i f_{t+j}^{MDD} + (1 - \alpha_{t+j}^i) f_{t+j}^{MDL} + \varepsilon_{t+j}^{Pool} \quad (4)$$

Esta ecuación se puede reformular para una estimación más fácil de la siguiente manera:

$$\varepsilon_{t+j}^{MDL} = \alpha_{t+j}^i (f_{t+j}^{MDD} - f_{t+j}^{MDL}) + \varepsilon_{t+j}^{Pool} \quad (5)$$

donde  $Y_{t+j}$  corresponde al valor observado y  $\varepsilon_{t+j}$  al error de proyección de cada modelo a cada horizonte temporal.

En la siguiente tabla se presenta la raíz de los errores cuadráticos medios (RECM) de las proyecciones *in sample* de cada uno de los modelos (MDD, MDL y su combinación óptima) a 5, 10, 15 y 20 días vista. Se puede apreciar como en el *pooling* se reduce considerablemente la RECM para cada uno de los rangos muestrales y para todos los períodos pronosticados.

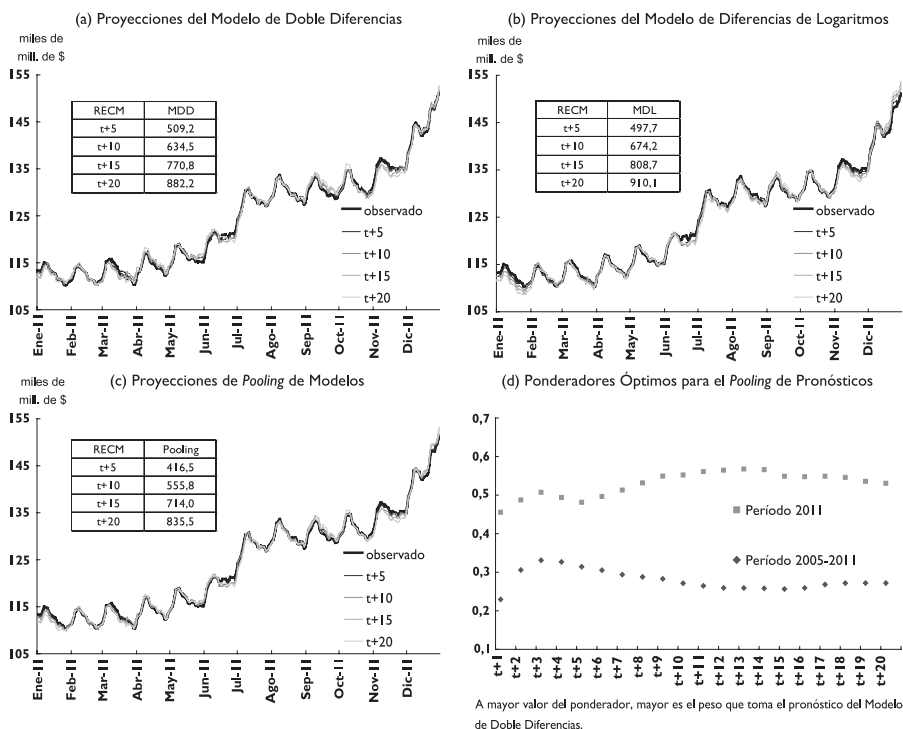
**Tabla 1 / Raíz del Error Cuadrático Medio de los diferentes modelos(\*)**

Rango muestral	Modelo	t+5	t+10	t+15	t+20
2011	Pooling	416,5	555,8	714,0	835,5
	MDD	509,2	634,5	770,8	882,2
	MDL	497,7	674,2	808,7	910,1
2010-2011	Pooling	405,6	555,1	714,9	850,0
	MDD	478,6	643,9	810,5	951,1
	MDL	469,7	647,8	831,3	992,5
2009-2011	Pooling	394,4	577,2	757,5	918,1
	MDD	483,4	709,0	916,7	1098,3
	MDL	431,6	615,5	797,4	970,5
2008-2011	Pooling	370,8	543,0	712,7	866,3
	MDD	465,4	681,0	871,7	1040,6
	MDL	400,0	572,4	743,4	905,8
2007-2011	Pooling	345,5	503,7	657,0	797,5
	MDD	434,2	634,8	810,2	968,0
	MDL	370,9	527,6	680,0	827,0
2006-2011	Pooling	324,6	468,6	608,5	736,8
	MDD	410,0	597,9	760,9	905,0
	MDL	347,9	492,0	632,7	767,7
2005-2011	Pooling	307,4	443,7	575,5	696,7
	MDD	392,7	569,3	723,2	858,6
	MDL	327,4	463,4	594,9	722,2

(\*) los  $\alpha$  (alfas) utilizados en las combinaciones se corresponden al rango muestral.

El Gráfico 4 presenta las proyecciones a 5, 10, 15 y 20 días vista, y la raíz de los errores cuadráticos medios (RECM) del último año (en el Gráfico 4(a) las del modelo MDD, en el 4(b) las del MDL y en el 4(c) las del *pooling* de pronósticos). Como se muestra en la tabla anterior, si bien ambos modelos presentan una performance similar, el MDL supera ligeramente al MDD a más corto plazo ( $t+5$ ), para luego revertirse. Como era de esperar, el desempeño del *pooling* de pronósticos es superior al de las proyecciones de los modelos individualmente. Por último, se presentan en el Gráfico 4(d) los ponderadores óptimos para cada  $t+j$  del *pooling*, permitiendo apreciar que la importancia de cada modelo varía según la amplitud de la muestra utilizada.

**Gráfico 4**



También se compararon los desempeños de los pronósticos de los modelos con las predicciones más de tipo “juicio experto” (que de aquí en más denominaremos “JE”) realizadas y empleadas en la práctica por el *staff* del área de Programación Monetaria del BCRA entre abril y octubre de 2010. Se trata de pronósticos realizados extrapolando el comportamiento de similar período de años anteriores y ajustándolo discrecionalmente de acuerdo la evaluación de la

situación del mercado monetario. En la siguiente tabla se presentan los resultados *out of sample* del desempeño, en términos del RECM. En todos los plazos, el desempeño de los modelos, especialmente el MDD, es superior al de JE, y el desempeño es aún superior (aunque levemente) en el caso en que se usa una combinación óptima de los diferentes pronósticos.<sup>6</sup>

**Tabla 2 / Raíz del Error Cuadrático Medio de los diferentes modelos a 4 semanas**

	1° semana	2° semana	3° semana	4° semana
<b>JE</b>	699,3	949,0	1256,1	1562,7
<b>MDL</b>	507,3	618,1	914,1	1069,8
<b>MDD</b>	477,1	604,8	819,2	907,4
<b>Pooling (*)</b>	440,8	533,0	794,8	893,2

## VI. Conclusiones

Disponer de proyecciones de liquidez precisas es útil tanto en esquemas de política monetaria basados en el control de alguna tasa de interés como en aquellos que persiguen metas monetarias cuantitativas. En el presente trabajo se propusieron dos modelos para el pronóstico de la demanda de Billetes y Monedas por parte del público (ByM), uno expresado en doble diferencias (MDD) y otro en diferencias de logaritmos (MDL), que tratan con los efectos calendario, de día hábil, estacionalidad intra-anual e intra-mensual. Ambos modelos revelaron un buen desempeño, especialmente en el corto plazo.

A su vez se combinaron los pronósticos mediante un *pooling*, cuyo desempeño superó al de cada modelo presentado individualmente. Adicionalmente el MDL nos permitió desestacionalizar la serie diaria de ByM, lo que contribuye a un mejor análisis monetario.

Como extensiones de este trabajo pondrían explorarse otras alternativas de modelización, como por ejemplo intentar construir un modelo de STS como el empleado en Cabrero *et al.* (2002) y en Norat (2008) y comparar el desempeño

<sup>6</sup> Tanto los parámetros de los modelos como los ponderadores de este *pooling* fueron calculados nuevamente hasta abril de 2010 para que esta evaluación sea *out of sample*.



relativo de los distintos modelos. Adicionalmente se podría aplicar esta metodología de pronóstico de corto plazo a otras series monetarias de interés, como el M2 Privado, algunos depósitos del sector público, o a alguna parte del resultado diario del mercado cambiario.

## Referencias

**Bell, W. R. y S. C. Hillmer (1983).** “Modeling Time Series with Calendar Variation”. *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 78, N° 383.

**Burdisso, T., E. Blanco y M. Sardi (2010).** “Relevancia del ajuste estacional en el análisis de corto plazo: Efectos del calendario doméstico sobre la serie de billetes y monedas en Argentina”. Banco Central de la República Argentina, Documento de Trabajo N°46.

**Cabrero, A., G. Camba-Mendez, A. Hirsch y F. Nieto (2002).** “Modelling the Daily Banknotes in the Context of the Liquidity Management of the European Central Bank”. European Central Bank, Working Paper Series, N°142.

**Clements, M. P. y D. F. Hendry (1998).** *Forecasting Economic Time Series*. Cambridge University Press.

**Harvey, A., S. Koopman, y M. Riani (1997).** “The Modeling and Seasonal Adjustment of Weekly Observations”. *Journal of Business and Economic Statistics*, N°15.

**Lang, M., S. Basač, Ž. Štaudinger y D. Kunaovac (2008).** “Modelling of Currency Outside Banks in Croatia”. Croatian National Bank, Working Paper N°17.

**Norat, M. (2008).** “Forecasting Banknotes”. CCBS Handbook Series, N°28, Bank of England.

**Pierce, D. A., M. R. Grupe, y W. P. Cleveland (1984).** “Seasonal Adjustment of the Weekly Monetary Aggregates: A Model-Based Approach”. *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 2, N° 3.