

# Probabilidad de Default de los Créditos Bancarios en una Economía Dolarizada

José María Cabrera <sup>a</sup>  
Universidad de Montevideo y BCU

Pablo Bazerque <sup>b</sup>  
BCU – SSF – Depto. Estudios

30 de marzo de 2011

## PRELIMINAR – COMENTARIOS BIENVENIDOS

### Resumen

En este trabajo se analiza la utilidad de la información contenida en la Central de Riesgos Crediticios del BCU para fortalecer la supervisión del riesgo de crédito en Uruguay, una economía altamente dolarizada y que ha tenido fuertes variaciones del ciclo económico. Se realiza una estimación de la probabilidad de default (PD) de cada uno de los créditos bancarios concedidos en el país, y por primera vez se utiliza información con tanto nivel de detalle. El período de análisis comprende un ciclo económico completo (1999 a 2009) y 776.830 observaciones deudor-año. Se trabaja con estimaciones logit y con modelos para datos de panel con variable dependiente binaria.

En el caso de las empresas, los factores asociados a una mayor PD son: la dolarización del crédito, el monto adeudado y la cantidad de defaults previos. Los factores asociados a una menor PD son el porcentaje cubierto por garantías computables, la cantidad de instituciones en las que el deudor mantiene saldo y la duración del crédito (mayor plazo, menor PD). Para el caso de las personas físicas, un aumento en la dolarización del crédito o en el monto adeudado está vinculado con una mayor PD; mientras que el ingreso medio de los hogares, el porcentaje cubierto por garantías computables, la cantidad de instituciones en la que la persona mantiene deudas están asociados a una menor PD del deudor. Nuestra estimación preferida sugiere que la evolución del PIB sectorial, y no las variables idiosincrásicas de los deudores, parece ser el factor que más impacta en la PD. Si el PIB sectorial pasa de crecer al 3% a estancarse, entonces la PD de las empresas crecería en 10 puntos porcentuales (pasando de una PD promedio de 7% al 17%) y la de las familias en (al menos) 3 puntos porcentuales (duplicándose del 3% al 6%).

JEL: G33, G21, G28, E32.

---

Agradecemos los comentarios recibidos de David Pacini y de los participantes de la XXV Jornadas Anuales de Economía del BCU. Las opiniones vertidas en este artículo son responsabilidad exclusiva de sus autores, y no comprometen la posición institucional del Banco Central del Uruguay. José María Cabrera trabajó en este proyecto a través de un contrato de servicio financiado con recursos del Proyecto BID 1407/OC-UR-2 Programa global de Financiamiento Multisectorial III del Banco Interamericano de Desarrollo.

<sup>a</sup> [jmcabrera@um.edu.uy](mailto:jmcabrera@um.edu.uy), [jcabrera@bcu.gub.uy](mailto:jcabrera@bcu.gub.uy)

<sup>b</sup> [bazerque@bcu.gub.uy](mailto:bazerque@bcu.gub.uy)

# Probability of Default of Bank Loans in a Dollarized Economy

José María Cabrera <sup>a</sup>  
Universidad de Montevideo and BCU

Pablo Bazerque <sup>b</sup>  
BCU – SSF – Depto. Estudios

March 30th, 2011

PRELIMINARY – COMMENTS WELCOME

## Abstract

We assess the usefulness of the information contained in the Credit Registry of the Uruguayan Central Bank to foster the credit risk oversight in Uruguay, a highly dollarized economy which has had considerable fluctuations in the business cycle. We provide an estimation of the probability of default (PD) of each loan granted in the country, and for the first time information with such a level of detail is used. The period of analysis includes a full business cycle [1999-2009] and 776.830 observations at the debtor-year level. Pooled-logit and models of panel data with binary dependent variable were estimated.

Regarding loans granted to business, the factors associated with a higher PD are the dollarization of the loan, the amount owed, and the number of previous defaults events. Those factors associated with a lower PD are the percentage covered by eligible collateral, the number of institutions in which the debtor retains balance and the duration of the loan (the longer the credit term, the lower the PD). Regarding the retail portfolio and claims secured by residential property, the higher the dollarization of the loan or the amount owed, the higher the PD; while the average household income, the percentage covered by eligible collateral and the number of institutions in which the individual has a loan are linked to a lower PD. Our preferred estimation suggests that sectoral GDP growth, and not the idiosyncratic characteristics of debtors, seems to be the factor that impacts the most in the evolution of the PD. If sectoral GDP were to drop from 3% to stagnate, then business PD would grow in 10 p.p. (from a mean PD of 7% to 17%) and, in the case of individuals, in (at least) 3 p.p. (doubling, from 3% to 6%).

JEL: G33, G21, G28, E32.

---

We are grateful to David Pacini for his comments on a previous version, and to the participants at the XXV Jornadas Anuales de Economía at BCU. The opinions expressed in this article are the sole responsibility of their authors, and do not represent the institutional position of the Uruguayan Central Bank. José María Cabrera worked on this project under a service contract financed by the IDB Project 1407/OC-UR-2 (Programa global de Financiamiento Multisectorial III).

<sup>a</sup> [jmcabrera@um.edu.uy](mailto:jmcabrera@um.edu.uy), [jcabrera@bcu.gub.uy](mailto:jcabrera@bcu.gub.uy)

<sup>b</sup> [bazerque@bcu.gub.uy](mailto:bazerque@bcu.gub.uy)

## Introducción

La información desempeña un papel preponderante en los mercados crediticios. Stiglitz y Weiss (1981) mostraron que *en equilibrio* un mercado de crédito puede estar caracterizado por la existencia de restricciones de crédito. Los bancos no cobrarán más intereses, aunque pudieran hacerlo, para disminuir un exceso de demanda de crédito, porque si lo hicieran recibirían peores deudores, aumentaría la tasa promedio de defaults y por tanto bajaría el retorno esperado. Al otorgar un crédito el prestamista se enfrenta potencialmente al menos a dos problemas: la selección adversa y el riesgo moral.

La selección adversa ante una determinada tasa de interés surge como consecuencia de las distintas probabilidades que tienen los deudores de pagar su crédito: los deudores dispuestos a pagar una tasa de interés mayor serán, en promedio, deudores peores (más riesgosos): están dispuestos a pagar una tasa de interés mayor porque perciben que la probabilidad de devolver el crédito es menor; o son capaces de tomar una tasa de interés alta porque su proyecto, en caso de ser exitoso es más redituable y se pueden pagar los altos intereses, y en caso que sea un fracaso, el costo lo incurre el banco que no recibe la devolución del crédito. El banco necesitaría algún mecanismo (*screening device*) que lo ayude a determinar cuáles solicitantes de créditos son buenos y cuáles son malos. El riesgo moral consiste básicamente en la dificultad para el banco de verificar, una vez que concedió el crédito, cuál es el destino del mismo o inducir al deudor a que tome medidas que eviten el default.

Las Centrales de Riesgo (o Bureaus de Crédito, tanto públicos como privados) sirven como mecanismo tendiente a reducir estas asimetrías en la información<sup>1</sup>, ya que las instituciones participantes comparten, voluntariamente o por medio de regulaciones estatales, información sobre las características de los deudores y sobre su historia crediticia. La información sobre cómo fue la relación del deudor con otros acreedores es útil para distinguir deudores “buenos” de los “malos” y poder cobrar tasas de interés acordes al riesgo, evitando el pooling de deudores con una tasa única que llevaría a seleccionar a los peores y a la posible eliminación del mercado de crédito. Por otra parte, una Central de Riesgos (CR de aquí en adelante) implica mayores costos de reputación ante un default, si el deudor tiene o pretende tener relaciones con más de una institución crediticia<sup>2</sup>, lo que es un mecanismo para aumentar los incentivos para el pago en fecha.

En la literatura se encuentra bien documentado el impacto positivo que la información tiene sobre el desempeño del mercado crediticio. Brown, Jappelli y Pagano (2009) establecen que sus estimaciones muestran que compartir información crediticia está asociado con más disponibilidad y menor costo del crédito para las empresas. Janvry, McIntosh and Sadoulet (2010) muestran, mediante un experimento realizado en una institución de micro finanzas, que la información proporcionada por los bureaus de crédito generan grandes ganancias de eficiencia para los prestamistas, y que estas ganancias aumentan cuando los deudores entienden las reglas del juego.

Por lo tanto, compartir información entre los prestamistas serviría para reducir los problemas de selección adversa y riesgo moral, aumentando el volumen de créditos y reduciendo la probabilidad de default. Jappelli y Pagano (2002) muestran que el crédito bancario es mayor y que el riesgo de crédito es menor en aquellos países en los que los acreedores comparten información crediticia, sea a través de mecanismos públicos o privados<sup>3</sup>. Por otra parte, también Pagano y Jappelli (1993) establecen condiciones por las cuales los deudores comparten voluntariamente información crediticia (es mayor cuanto mayor la movilidad y heterogeneidad de los deudores, cuanto más profundo sea el mercado de crédito, y cuanto menor sea el costo de transmitir información bajo y la competencia de nuevos

---

<sup>1</sup> Los acreedores también pueden producir información para disminuir las asimetrías de información, tanto en el proceso de otorgamiento del crédito como mediante el monitoreo posterior de los deudores y sus proyectos.

<sup>2</sup> En la muestra de este estudio, el 19% de los deudores tienen en el período créditos con más de una institución crediticia afiliada a la CR, con un promedio de 2.6 (dado que tienen más de 1 institución).

<sup>3</sup> Hay que notar que son correlaciones, ya que no efectúan un análisis formal de endogeneidad.

prestamistas). Si estas condiciones no se producen, es más probable que la información crediticia se comparta a través de centrales de riesgo públicas.

El objetivo principal de este estudio consiste en utilizar la información contenida en la Central de Riesgos Crediticios del Banco Central del Uruguay para reconocer los factores que implican una mayor probabilidad de default de los créditos bancarios. El período de análisis comprende información a fin de cada año, entre diciembre de 1999 y diciembre 2009. Se consideran todos los créditos otorgados a las empresas y a las familias, modelizadas por separado. Hasta el momento no se ha realizado en el país un análisis de estas características, con información deudor a deudor con los controles y el nivel de desagregación utilizados.

Se propone diversos modelos econométricos que estime la probabilidad de default de cada crédito bancario<sup>4</sup>. Los modelos considerados incluyen técnicas paramétricas (logit) y técnicas de datos de panel para variable dependiente binaria con las que se elimina la heterogeneidad individual inobservable a nivel del deudor y de las instituciones.

La estimación de las PDs tiene valor para la evaluación del riesgo de crédito, tanto desde el punto de vista del supervisor del sistema financiero por motivos de solvencia del sistema, como de cada institución bancaria en particular. Esta metodología será de utilidad para la supervisión del riesgo de crédito del sistema bancario, de cada institución que lo integra y de los créditos en particular. De esta forma se evaluará el valor que posee dicha fuente de datos para la supervisión y predicción del riesgo de crédito en el sistema bancario uruguayo. Modelos similares también son de interés para el proceso interno de gestión del riesgo crediticio de las instituciones bancarias, en el marco de Basilea II.

En el ámbito de los supervisores del sistema financiero es habitual la realización de este tipo de análisis<sup>5</sup>. En Uruguay todavía no se ha realizado un estudio de estas características. Los más cercanos son los de Vallcorba y Delgado (2007) y Rodríguez (2007).

Vallcorba y Delgado (2007) realizan un análisis de los determinantes de la morosidad bancaria en Uruguay. Es un estudio de cointegración con variables macroeconómicas. Encuentran que existe una relación de equilibrio entre morosidad, variación de salarios en dólares y tipos de interés. Se concluye que menores salarios en dólares y mayores tipos de interés se traducen en una mayor morosidad a largo plazo. Esta conclusión enfatiza la relevancia del riesgo cambiario crediticio en economías con sistemas bancarios dolarizados. Además de las diferencias metodológicas con el presente estudio, no utilizan información de créditos individuales, sino series temporales agregadas.

Por su parte, Rodríguez (2007), estima la distribución de pérdidas para el portafolio de los bancos uruguayos en el período 1999-2006 mediante un bootstrap, pero no realiza un modelo de estimación de los determinantes de la PD de los créditos individuales. También compara los requerimientos de capital que surgen de aplicar el método IRB (básico) frente a los resultados de la estimación por bootstrap.

Con el presente análisis se procura contribuir: (i) a la comprensión de los factores (individuales y macroeconómicos) que influyen en la predicción del incumplimiento de los créditos; (ii) a contar con herramientas para la calificación del riesgo de crédito a empresas y personas; (iii) con elementos que ayuden a validar los eventuales modelos internos en el marco de Basilea II.

---

<sup>4</sup> La información disponible es al nivel de cuenta-deudor-institución-año, pudiendo un deudor tener más de un crédito registrado en una cuenta.

<sup>5</sup> Powell, Mylenko, Miller y Majnoni (2004) con datos de Argentina, Brasil y México; Bebczuk y Sangiacomo (2008) para Argentina; Schechtman et al (2004) en Brasil; Ahumada y Oda (2008) en Chile; Jiménez y Saurina (2006) en España; Bardos (2007) con datos de Francia; y Bonfim (2009) y Antunes, Ribeiro y Antão (2006) en Portugal, entre otros.

## Datos: fuente y descripción

Se ha utilizado información, deudor a deudor, procedente de la Central de Riesgos Crediticios de la Superintendencia de Servicios Financieros (SSF) del Banco Central del Uruguay. A estos efectos, se efectuó un pedido de información especial que atendiera a los requerimientos específicos de la investigación. Hasta ahora, no se había contado con un análisis con información a tal nivel de detalle<sup>6</sup>.

La base bruta del pedido de información contenía (casi) toda la información disponible en la Central de Riesgos, a diciembre de cada año, entre 1999 y 2009. Las instituciones incluidas en el análisis son: bancos oficiales, bancos privados, casas financieras, instituciones financieras externas y cooperativas de intermediación financiera (en total 50 instituciones detalladas en el Anexo 1, aunque existen ingresos y egresos del sistema). De todas formas, entre bancos (públicos y privados) y cooperativas de intermediación financiera constituyen el 99% de la cantidad total de deudores.

Es importante señalar que se cuenta con información que considera un ciclo económico completo; incluyendo los años previos a la crisis de 2002, y la posterior recuperación.

La base de la CR se construye con información que aportan las instituciones de intermediación financiera. En ella se contiene información (i) de cada deudor: nombre, número de documento, país de residencia, sector de actividad, tipo de empresa, etc., y para las personas físicas también se incluye sexo y fecha de nacimiento; e información de (ii) las deudas: moneda, plazo, tipo de crédito (préstamos a plazo fijo, amortizables, sobregiros, tarjetas de crédito, etc.), garantías, destino del crédito, clasificación de riesgo de la institución y clasificación de riesgos por una entidad calificadora externa, en caso de corresponder.

Las observaciones de créditos, en cada año, son al nivel de deudor-institución, de modo que un deudor puede tener diferentes PDs estimadas en distintas instituciones financieras, pero una única PD en cada institución en un determinado momento del tiempo.

Existe un monto mínimo de deuda que las instituciones de intermediación financiera informan a la CR. Este límite es variable. Se determina como un porcentaje de la responsabilidad patrimonial básica para bancos (RPBB)<sup>7</sup>. Además, el monto mínimo que se debe informar, como porcentaje de la RPBB, ha ido disminuyendo, con lo que la cobertura de los créditos informados individualmente en la CR ha ido aumentando<sup>8</sup>.

En el Cuadro 1 se presenta la cantidad de observaciones contenidas en el pedido de información.

---

<sup>6</sup> Se dedicó un porcentaje alto de tiempo de esta investigación al armado de la base de datos. Los archivos contenían varios giga-bytes de información, con lo que fue difícil de tratarlos computacionalmente. Además, al ser un pedido nunca efectuado hasta el momento, hubo que realizar una tarea especial de programación y verificación de los datos. Parte del pedido de información se encuentra en el Anexo 11.

<sup>7</sup> La RPBB es un monto en pesos que varía con el tiempo. Antes de setiembre de 2005 se comunicaba periódicamente su valor. A partir de esa fecha se determinó la RPBB como el equivalente en pesos a 130 millones de Unidades Indexadas, actualizada a fin de cada trimestre calendario.

<sup>8</sup> El monto mínimo para ser informado en la CR antes de febrero de 2003 era el 0.150% de la RPBB; desde esa fecha y hasta marzo de 2005 fue de 0.100%; y entre marzo de 2005 y junio de 2005, 3 ajustes graduales llevaron el mínimo a informar al 0.025%. El BROU se alineó a estos montos de información hacia junio de 2005. Desde esa fecha, la información de la CR es consistente con el balance para todas las instituciones del sistema.

**Cuadro 1**

Año	Observaciones antes del filtro		
	Empresas	Personas	Total
1999	18,171	27,448	45,619
2000	21,409	30,162	51,571
2001	22,722	44,858	67,580
2002	22,579	64,653	87,232
2003	12,633	27,712	40,345
2004	13,278	21,290	34,568
2005	28,653	92,892	121,545
2006	29,447	131,887	161,334
2007	33,967	172,641	206,608
2008	40,888	223,330	264,218
2009	31,463	218,367	249,830
Totales	275,210	1,055,240	1,330,450

De este millón trescientas mil observaciones, se eliminaron aquellos que no clasificaban para el análisis debido a que presentaban situación de incumplimiento<sup>9</sup> en el año  $t$  (la explicación exacta de default se realiza en el siguiente apartado). Además, se eliminan 2,514 observaciones pertenecientes a los sectores “Intermediación financiera” (J), “Administración Pública” (L) y “Organizaciones extraterritoriales” (Q)<sup>10</sup>. También se eliminaron (en una proporción mucho menor), aquellos que presentaban saldos negativos en cuentas de vigentes, o no contaban con calificación crediticia (80 deudores), entre otros pequeños ajustes de consistencia. Por consiguiente, se incluyen créditos al sector no financiero en las modalidades “consumo”, “vivienda”, “comerciales”, tanto directos como por utilización de créditos contingentes. En el Anexo 2 se presentan las principales cuentas utilizadas (“modalidades” de créditos), ordenadas por su importancia relativa.

Luego de aplicar los filtros, el volumen total de créditos contenidos en la base es de pesos 860 mil millones<sup>11</sup>. El total de observaciones por sector de actividad y el volumen de créditos considerados se muestra en el Cuadro 2.

**Cuadro 2**

Observaciones después del filtro						
Sector	n	Monto total <sup>a</sup>				
		Expresado en millones de pesos <sup>b</sup>	Expresado en millones de dólares <sup>c</sup>	%	% acum.	
P Hogares privados con servicio doméstico	598,364	109,500	5,475	12.7	12.7	
A Agricultura, ganadería, etc.	51,796	117,000	5,850	13.6	26.3	
G Comercio por mayor y menor, etc.	48,547	144,000	7,200	16.7	43.1	
D Industria manufacturera	23,207	293,500	14,675	34.1	77.2	
O Otras actividades de servicios	22,190	39,860	1,993	4.6	81.8	
I Transporte, almacenamiento y comunicaciones	13,448	41,930	2,097	4.9	86.7	
K Actividades inmobiliarias, empresariales y de alquiler	9,413	35,740	1,787	4.2	90.9	
F Construcción	3,572	30,550	1,528	3.6	94.4	
N Servicios sociales y de salud	2,864	18,710	936	2.2	96.6	
H Hoteles y restaurantes	1,900	11,080	554	1.3	97.9	
M Enseñanza	647	1,539	77	0.2	98.1	
C Explotación de minas y canteras	417	5,489	274	0.6	98.7	
E Suministro de electricidad, gas y agua	304	10,570	529	1.2	99.9	
B Pesca	161	567	28	0.1	100.0	
Total	776,830	860,035	43,002	100	-	

Nota: son observaciones en la muestra, no en el total del sistema. Para pertenecer a la muestra en términos generales el deudor tiene que estar “limpio” de saldos vencidos, en gestión o morosos.  
a. Monto total: incluye cuentas en pesos y en dólares.  
b. Expresado en pesos de diciembre 2005 ajustando con IPC.  
c. Equivalente en dólares usando TC = 20 pesos por dólar.

<sup>9</sup> Tenían saldos significativos en cuentas de vencidos, gestión, morosos o castigados en el momento  $t$ .

<sup>10</sup> Se eliminan también las observaciones correspondientes a empresas estatales que no están clasificados como “administración pública”: OSE (sector E), UTE (sector E), ANTEL (sector I), Admin. Nacional Correos (sector I) y ANCAP (sector D). Hasta el año 2005 las instituciones financieras no estaban obligadas a otorgarles una calificación crediticia a este tipo de instituciones, ya que se consideraban sin riesgo de default al estar implícitamente respaldadas por el Estado Uruguayo.

<sup>11</sup> Los valores se encuentran siempre expresados en pesos de diciembre de 2005, salvo indicación en contrario, o en su equivalente en dólares.

Se puede considerar la importancia relativa de cada sector, medida no por el número de observaciones, sino por el volumen total de créditos otorgados. Con este criterio, el sector más importante en la muestra es la Industria Manufacturera (34%) seguido por Comercio (17%), Agricultura y Ganadería (14%) y Hogares (13%). El volumen medio de los créditos entre sectores, varía de casi \$ 182,000 en un crédito medio en el sector de los hogares, a más de \$ 34 millones en un crédito medio al sector de electricidad, gas y agua.

### Definición de *default*

Definimos *default* siguiendo el criterio previsto en las Normas Contables de las Instituciones de Intermediación Financiera (Norma Particular 3.8). Se establece que las instituciones deberán proceder a la clasificación contable de su cartera de créditos directos, al último día de cada mes, en función de la fecha de vencimiento de las operaciones. Los créditos se contabilizan en vigentes, colocación vencida, gestión y morosos, siguiendo los criterios contenidos en el Anexo 3. En términos generales, se considera a todos los deudores vigentes en diciembre del año  $t$  y se analiza si se encuentran en *default* en diciembre del año  $t+1$ . Y se considerará como *default* aquel crédito con atrasos iguales o mayores a 60 días<sup>12</sup>.

En todos los casos, la definición de *default* parte de considerar únicamente a un deudor que se encuentre “limpio” en el año  $t$  y se analiza su situación en el año  $t+1$  (a nivel de cada institución, no en términos de su situación en todo el sistema). Más específicamente, para ingresar en análisis, el deudor debe, en el año  $t$ :

- o tener algún saldo estrictamente mayor que cero en cuentas de vigentes (en el *default* por moneda, se consideran exclusivamente los saldos en esa moneda).
- o no tener saldos brutos en las cuentas de vencidos, gestión, morosos o castigados<sup>13</sup> que sean mayores al 1% del saldo vigente<sup>14</sup> (también con la distinción correspondiente en el análisis por monedas).

Se marcará al deudor con  $default = 1$ , si en el año  $t+1$ , tiene un saldo en las cuentas de créditos vencidos, en gestión, morosos o castigados, mayor al 1% del saldo vigente adeudado en  $t$ .

La definición de *default* tiene en cuenta la moneda del crédito. De esta forma se generan 3 categorías para *default*: en moneda nacional ( $default_{mn}$ ), en moneda extranjera ( $default_{me}$ ) y *default* total ( $default_{total}$ ) que, con los mismos criterios ya indicados, considera el *default* sumando los saldos totales en las distintas monedas<sup>15</sup>.

Por otra parte, se podría considerar la situación hipotética en que los deudores cancelan el saldo adeudado en una institución, mediante un crédito que solicitan en otra y sobre el que posteriormente realizan *default*. Puede suceder, muy esquemáticamente, que:

---

<sup>12</sup> Esta definición de *default* es más estricta que la utilizada en general a nivel internacional que sugiere utilizar 90 días de plazo para declarar el *default* (ver por ejemplo Basilea II (CSBB 2006, par. 452)).

<sup>13</sup> La clasificación de los créditos en vencidos, gestión o morosos se realiza en función del vencimiento de la operación y está contenida en la Norma Particular 3.8 (n° 1.2) del BCU. Se presenta esquemáticamente en el Anexo 4. Para ingresar en la categoría de castigados se requiere, en términos genéricos, atrasos mayores a 2 años; por este motivo, no parece que la posibilidad exista en la base, ya que estamos analizando *default* a 1 año, partiendo de deudores que no tienen saldos vencidos en  $t$ ; de todas formas es posible que surjan saldos en cuentas de castigados, por ejemplo en el caso de una negociación y quita.

<sup>14</sup> Este criterio se toma para evitar el error de marcar como *default* a aquellos deudores que aparecen en la base con saldos vencidos muy pequeños (por ejemplo, \$1 en créditos vencidos).

<sup>15</sup> La variable categórica  $default_{total}$  no toma, por tanto, el valor de 1 de forma automática si se realizó *default* en moneda nacional o en moneda extranjera. Utiliza el mismo sistema de cortes al 1% que se explicó en el texto principal.

Deudor	Institución	Año	Saldo total vigente	Saldos en vencido, gestión, moroso o castigado	<i>default_total</i> 2000	<i>default_total2</i> 2000
Deudor1	InstituciónA	2000	1.000.000	0	0	1
Deudor1	InstituciónA	2001	0	0	-	-
Deudor1	InstituciónB	2000	0	0	-	1
Deudor1	InstituciónB	2001	0	1.000.000	-	-

Esta situación ingresa entre los deudores considerados para el análisis y se le asigna  $default\_total_{2000}=0$ <sup>16</sup>. Para evitar que este comportamiento estratégico quede fuera del análisis, se generará la variable *default2*, que considera la definición de *default*, pero utilizando los saldos adeudados por cada individuo (persona o empresa) en el total del sistema. De esta forma, el Deudor1 tendrá  $default2\_total = 1$  en la institución A y en la institución B en el año 2000<sup>17</sup>.

Las definiciones anteriores de *default* consideraron un criterio objetivo, en función del vencimiento: los días corridos de atraso. En la Central de Riesgos también se incluye una clasificación subjetiva del *default*, en la que la institución evalúa la *calidad crediticia* de los deudores teniendo en cuenta la capacidad de pago, la experiencia de pago y el riesgo país<sup>18</sup>. Se podría pensar que se produce un *default* cuando la perspectiva de recuperación del crédito empeora a una categoría “significativamente negativa”. Esto se ve con la calificación del crédito. Y entendemos como “significativamente negativa” las categorías 4 y 5. Por tanto, generamos la variable *default3* que incluye a los créditos que estaban en *default* con la primera definición, más los créditos que empeoraron su calificación crediticia entre  $t$  y  $t+1$ , pasando de una calificación 1, 2 o 3 a una calificación 4 o superior, o pasando de una calificación de 4 a una calificación de 5<sup>19</sup>.

Por último, generamos la variable *default4* que, a grandes rasgos, considera el criterio de la calificación del deudor, en el total del sistema. De esta forma, en *default4* se marcan como *default* a aquellos deudores que presentan *default* según el criterio de *default3* y se le agregan aquellos cuya calificación media en el

<sup>16</sup> Notar que la observación deudor1 en institución B tiene un *missing value* (no se considera para el análisis) ya que en el año  $t$  (2000) tiene un saldo de 0 en cuentas vigentes.

<sup>17</sup> En Basilea II se indica que en el caso de las posiciones minoristas, “la definición de incumplimiento podrá aplicarse a una determinada operación, en lugar de a un deudor. En consecuencia, el incumplimiento de una obligación por parte de un prestatario no exigirá que el banco deba otorgar el mismo tratamiento de incumplimiento al resto de sus obligaciones con el grupo bancario”. CSBB (2006, par. 455). En el caso de la CR uruguaya, no se cuenta con información por operación.

<sup>18</sup> Elementos contenidos en la Norma Particular 3.8. A modo de ejemplo, para la clasificación de deudores de la cartera comercial del sector no financiero con endeudamiento menor, para analizar la capacidad de pago, la institución debe considerar: la situación económico financiera y organizacional del deudor (solventía, rentabilidad, aspectos organizacionales, calidad, suficiencia y oportunidad de la información, problemas legales y modificaciones al marco legal), el riesgo del sector de actividad, el riesgo por descalce de monedas del deudor y el riesgo de tasa de interés. Asimismo, debe considerar la experiencia de pago y el riesgo país.

<sup>19</sup> Las Categorías de riesgos crediticios para el sector no financiero son, según la Norma Particular 3.8: 1A (Operaciones con garantías autoliquidables admitidas), 1C (Deudores con capacidad de pago fuerte), 2A (Deudores con capacidad de pago adecuada), 2B (Deudores con capacidad de pago con problemas potenciales), 3 (Deudores con capacidad de pago comprometida), 4 (Deudores con capacidad de pago muy comprometida) y 5 (Deudores irrecuperables).

Si bien la clasificación que una institución hace de un deudor depende, en ciertos casos, de la calificación que le otorgan las otras instituciones del sistema, hay que notar que si una institución clasificó a un crédito como 4 o 5, el resto de las instituciones no tienen por qué otorgarle también esa clasificación (aunque no pueden clasificarlo mejor que 3). Por este motivo, si en una institución el deudor empeora de categoría 3 a 4 (por lo que aparecería como  $default3 = 1$ ), se debe a la evaluación que realiza la institución y no a una “imposición” o “arrastre” desde otras instituciones.

sistema en  $t$  pasa de ser menor o igual a 3 a estrictamente mayor que 3<sup>20</sup>. Estas categorías se definen tanto para moneda nacional, moneda extranjera y para los saldos totales.

### **Evolución del *default* por año y sector de actividad**

#### Para el total de deudores

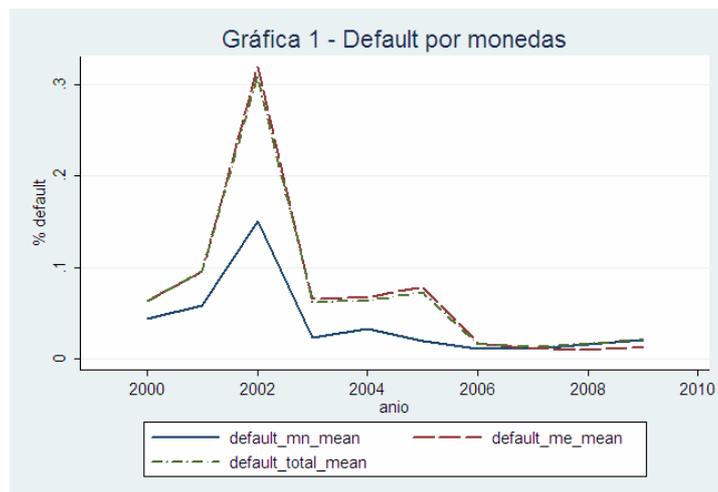
En el cuadro 3 y 4 podemos ver la evolución del *default* entre 2000 y 2009 (notar que en cada año se señala el porcentaje de deudores que realizan *default*, por lo que el valor que aparece en 2002 corresponde a los deudores con saldos vigentes y “limpios” en 2001 que realizaron *default* en 2002).

Año	% default mn	% default me	% default total
2000	4.36	6.31	6.32
2001	5.89	9.56	9.65
2002	15.07	31.87	30.92
2003	2.32	6.53	6.20
2004	3.37	6.73	6.39
2005	1.95	7.91	7.30
2006	1.08	1.77	1.64
2007	1.14	1.11	1.30
2008	1.62	1.03	1.68
2009	2.12	1.27	2.16

Se aprecia que el *default* tuvo un registro excepcionalmente alto en el año 200; este valor es sensiblemente más alto para los créditos en dólares: 31.87% de *default*, frente a 15.07% en moneda nacional. Este *default* diferencial por monedas se agrava por el hecho que en 2001, en la muestra, el volumen de créditos en dólares era 16,8 veces superior a los créditos en pesos, por lo que representan un impacto mucho mayor en el riesgo agregado, haciendo que el *default\_total* en el sistema se mueva muy pegado al *default* en moneda extranjera.

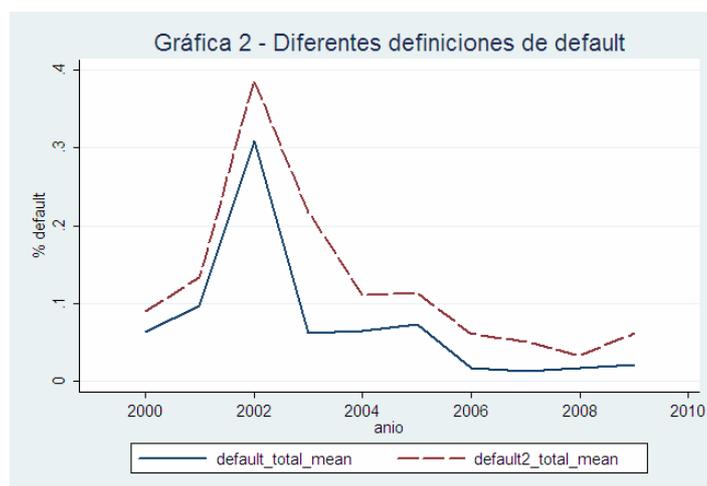
Hay que notar que los valores bajos de *default* en los años siguientes (2003-2007) no son representativos del total de los créditos del sistema, o del stock de créditos vencidos en el total del crédito (no es un ratio de morosidad). Esto se debe a que se incluyen únicamente créditos “nuevos”, o créditos que “sobrevivieron” al 2002 (ya que la metodología de análisis de *default* empleada requiere que el deudor estuviera en una situación “limpia” en el año  $t$ : sin saldos en vencidos, gestión, morosos o castigados). Los porcentajes de *default* en los últimos años son muy similares para créditos en pesos y en moneda extranjera. En la Gráfica 1 se puede apreciar con claridad lo expresado anteriormente.

<sup>20</sup> Esta definición es similar a la utilizada en Repullo, Saurina y Trucharte quienes consideran *default* si el deudor se encuentra "90 days overdue, failing to meet its financial obligations on a certain loan or if, with a high probability, it is considered to be unable to meet its obligations. If a borrower has several loans, failure to meet payments on any of them means that the borrower is in default." Esta definición va en la línea del criterio de Basilea II en CSBB (2006, par. 452).



Es notoria la gran diferencia entre *default\_mn* y *default\_me*, principalmente en el período 2001-2005. También se aprecia como el *default\_total* está vinculado exclusivamente al *default en moneda extranjera*.

Por último, en la Gráfica 2 se presenta la relación entre los 2 tipos de default considerados (en base a saldos vencidos): por institución – definición 1– y en el total del sistema –definición 2.

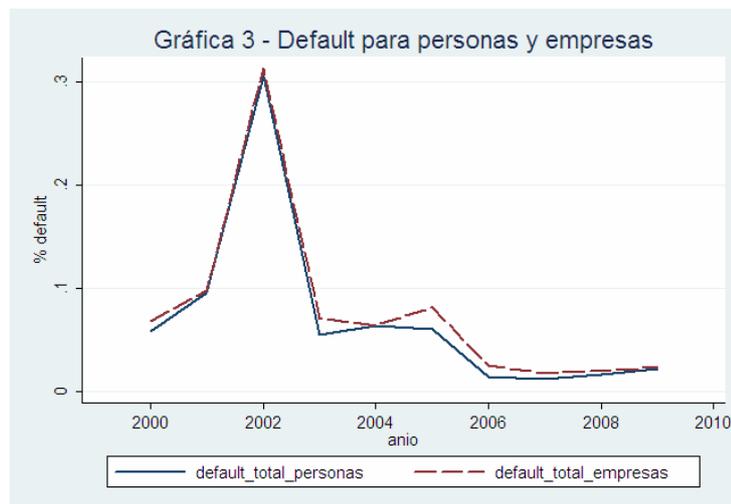


Las definiciones de default que consideran la situación del deudor en el total del sistema brindan porcentajes sensiblemente superiores a las definiciones que consideran sólo la situación del deudor en una institución. Por otra parte, llamativamente, no existen diferencias entre considerar el default únicamente en base a los días de atraso en el pago o considerarlo en base a la clasificación del deudor (sin graficar)<sup>21</sup>, que incluye un análisis del empeoramiento de la capacidad de pago, de la experiencia de pago y del riesgo país<sup>22</sup>.

### Default para personas y empresas

<sup>21</sup> Por un motivo de espacio, no se van a presentar los resultados referentes a las definiciones de default en base a la calificación crediticia (definiciones 3 y 4). La definición de default 3 (por institución y por calificación) sigue el mismo patrón que la definición de default 1 (por institución y por vencimiento). La definición de default 4 (en el total del sistema y por calificación) sigue el mismo patrón que la definición de default 2 (en el total del sistema y por vencimiento).

<sup>22</sup> Los créditos concedidos a no residentes, para los que el análisis del riesgo país tiene relevancia, representan el 13.9% del monto total, aunque son únicamente el 1.5% de los deudores.



El porcentaje de *default* entre personas y empresas muestra, llamativamente, un comportamiento idéntico durante la crisis del 2002. En los años siguientes, las trayectorias presentan patrones similares. Parte de este patrón se puede explicar por la diferente composición promedio por monedas entre empresas y personas. Los créditos a las familias, y principalmente luego de 2002, se han otorgado básicamente en moneda nacional.

En el análisis por monedas (Cuadro 4) se aprecia que, como es lógico, el default en moneda extranjera es sensiblemente mayor –tanto para personas como empresas– que el default en moneda nacional, en períodos de depreciación del tipo de cambio. Por otra parte, en años recientes se aprecia la siguiente particularidad: las empresas y familias que toman crédito en moneda extranjera presentan una frecuencia de default **menor** que las que lo hacen en moneda nacional, lo que se puede explicar por la apreciación del tipo de cambio y también porque las instituciones pueden estar brindando créditos en moneda distintas a deudores distintos (la dolarización es endógena). En este cambio también puede haber influido la nueva regulación emitida a mediados de 2006 que buscó, entre otros aspectos, internalizar el riesgo cambiario crediticio de los deudores, y que coincide con esta reversión del patrón observado en la muestra hasta ese momento (mayor default en dólares que en pesos, para empresas y personas, incluso en períodos de apreciación del tipo de cambio y considerando únicamente deudores “nuevos”).

Cuadro 4 - Default por Personas y Empresas						
Año	default_mn (%)		default_me (%)		default_total (%)	
	Personas	Empresas	Personas	Empresas	Personas	Empresas
2000	4.4	4.4	5.8	6.8	5.9	6.8
2001	6.2	5.6	9.3	9.8	9.5	9.8
2002	12.4	18.3	32.8	31.1	30.5	31.3
2003	1.9	3.6	6.1	6.9	5.5	7.1
2004	4.0	2.0	7.0	6.5	6.4	6.4
2005	2.0	1.8	7.0	8.5	6.1	8.1
2006	1.0	1.4	1.4	2.4	1.4	2.5
2007	1.1	1.3	0.8	1.6	1.2	1.8
2008	1.6	2.0	0.7	1.6	1.6	2.0
2009	2.1	2.4	1.0	1.9	2.1	2.4

#### Default por sector de actividad

En el Cuadro 3 se presenta el default por sector de actividad, ordenado en base al porcentaje de default en el período 2000-2009. El sector con mayor incidencia de defaults fue el de Hoteles y Restaurantes, con un 13.18% en todo el período (y un 44.36% en 2002). El valor de default de los Hogares es relativamente bajo porque se incorporaron al análisis a partir del 2005 muchos créditos “buenos”, o en un período

favorable del ciclo<sup>23</sup>. Por este motivo, queda diluido el 30.54% de default experimentado en el año 2002 (de los créditos vigentes en 2001).

**Cuadro 3**

Default por Sector de Actividad			
Sector		default_total (%)	número defaults
H	Hoteles y restaurantes	13.18	246
C	Explotación de minas y canteras	10.29	42
F	Construcción	9.63	339
G	Comercio por mayor y menor, etc.	8.63	4,131
K	Actividades inmobiliarias, empresariales y de alquiler	7.88	731
D	Industria manufacturera	7.75	1,774
M	Enseñanza	7.70	49
I	Transporte, almacenamiento y comunicaciones	7.20	957
E	Suministro de electricidad, gas y agua	6.64	20
A	Agricultura, ganadería, etc.	6.34	3,253
N	Servicios sociales y de salud	5.59	158
B	Pesca	4.40	7
O	Otras actividades de servicios	4.01	880
P	Hogares privados con servicio doméstico	3.02	17,937
Período 1999.12 - 2009.12			

**Riesgo agregado por sector de actividad.** Si bien el sector de Hoteles y Restaurantes tiene el mayor porcentaje de default, no constituye el sector que representa mayor riesgo para el sistema, ya que en todo el período el monto en cuentas de vencidos<sup>24</sup> es de 112 millones de pesos, frente a 1,530 millones del sector agro o 1,350 millones del sector industria manufacturera. El sector familias, aunque como se ha visto presenta una muy baja tasa de default (3.4%), es el que tiene el mayor saldo en cuentas de vencidos (1,810 millones). Por tanto, la atención en la supervisión del riesgo de crédito convendría realizarla no por la importancia de la frecuencia del default sectorial, sino por los montos que están involucrados. En el Anexo 4 se presentan los saldos vencidos por sector de actividad<sup>25</sup>.

### Modelo a estimar

El modelo a estimar incluye variables asociadas a cada deudor, a cada crédito en particular (información positiva y negativa), variables sectoriales, variables macroeconómicas comunes a todos los créditos, y variables relacionadas con el banco acreedor, mediante la siguiente ecuación:

$$\Pr(\text{DEFAULT}_{j,k,t+1}) = F(\alpha + \beta_1 \text{DEUDOR}_j + \beta_2 \text{CREDITO}_{j,k,t} + \beta_3 \text{DSECTOR}_j + \beta_4 \text{BANCO}_{k,t} + \beta_5 \text{MACRO}_{t+1} + \varepsilon_j) \quad (1)$$

Donde  $\text{DEFAULT}_{j,k,t+1}$  es una variable binaria que es igual a 1 en caso que el deudor  $j$  presente un atraso de más de 60 días con el banco  $k$  en el período  $t+1$ ;  $F$  es la función logística;  $\text{DEUDOR}_j$  es un vector que contiene características invariantes en el tiempo del deudor  $j$  (tipo de empresa, país de residencia, etc.);  $\text{CREDITO}_{j,k,t}$  incluye información positiva sobre el crédito del deudor  $j$  en el banco  $k$  en el momento  $t$  (logaritmo del monto del crédito, porcentaje de la deuda cubierto con garantías, dolarización, plazo, etc.) así como características negativas (atrasos previos en los pagos);  $\text{DSECTOR}_j$  es un vector de variables dummy sectoriales, tomando el valor 1 en caso del sector del deudor  $j$ ;  $\text{BANCO}_{k,t}$  contiene un vector de 50 variables dummy, una por cada institución, y toma el valor 1 si el deudor tiene un saldo en la institución

<sup>23</sup> A partir del año 2005 se incorporan a la base una gran cantidad de personas, pasando de 6,320 deudores válidos para el análisis en 2004 a 70,442 en 2005 (de los que 28,192 corresponden al BROU). En 2007 son 145,633 deudores de los cuales 91,181 corresponden al BROU. De todas formas, el promedio de *default\_total* en el período pasa de 3.02% considerando al BROU a 4.1% sin considerarlo.

<sup>24</sup> Entendidas como créditos vencidos + gestión + morosos + castigados. Esta descripción es hasta 2008.

<sup>25</sup> No se realiza un análisis detallado de las garantías o de la Pérdida Dado el Default (Loss Given Default).

$k$  en el año  $t$ . Por último,  $MACRO_t$  contendrá variables del ciclo económico comunes a todos los sectores o a deudores dentro de un sector (tasa de interés real en la economía en el período  $t$ , variación del PIB sectorial, etc.).

La estimación de los errores estándar presenta desafíos. Los errores estándar se encuentran agrupados por 3 dimensiones: institución-sector-año<sup>26</sup>. De esta forma, se supone que, en cada año, los defaults de los deudores de cada uno de los sectores de actividad económica considerados a la interna de una institución se encuentran correlacionados. El cluster de los errores estándar, a diferencia de la inclusión de variables dummy, es robusto a que el efecto de la institución, del sector o del año, sea o no persistente en el tiempo (Petersen, 2009). En los caso de clustering multi-nivel “jerárquico” lo más apropiado es agrupar en el nivel superior (Cameron y Miller, 2010)<sup>27</sup>. En este caso, nos enfrentamos a clusters multinivel: los deudores en la misma institución pueden tener evidentemente PDs correlacionadas (ya que fueron seleccionados por la institución, y luego de otorgado el crédito pueden hacer default en esa institución ante determinada señal, o dependiendo del comportamiento del resto de los deudores); por otra parte, considerando el sector de actividad, es también evidente que los defaults estarán correlacionados entre deudores del mismo sector (independientemente de qué institución sea la acreedora): sequía en el agro, políticas de promoción sectoriales, etc. Pero si bien es un cluster en varias dimensiones, éstas no se encuentran anidadas (*non nested*), ya que no existe, por ejemplo, un nivel que sea superior entre sector de actividad e institución. Por tanto, no está claro cuál es el nivel más agregado, ya que se puede considerar la institución o el sector de actividad del deudor. Por este motivo, en el Anexo 5 se presentan distintas estimaciones de los errores estándar, variando la composición del cluster, en las estimaciones para empresas. Tener en cuenta una estructura de la base de datos agrupada en base a institución-sector-año, implica que los errores estándar reportados en el texto con cluster son casi 3 veces mayores, en promedio, que los que surgen si no se realizan ajustes. En lo que sigue, se utilizará la estructura de cluster institución-sector-año, y sólo 3 coeficientes dejarían de ser significativos (al 10%) en alguna de las otras 5 otras especificaciones planteadas (de entre 35 coeficientes relevantes; Anexo 5).

De forma complementaria, se plantea un modelo con datos de panel, de forma de aprovechar las 2 dimensiones de la base de datos: la cross-section (casi 280,000 deudores) y la temporal (11 años, entre 1999 y 2009). La PD varía con características específicas de cada deudor y también con el ciclo económico. Ambas formas de variación pueden ser exploradas con modelos de datos de panel, cuya estructura general es:

$$DEFAULT_{i,t+1} = \alpha_i + \beta DEUDOR_i + \delta MACRO_t + \gamma CREDITO_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

donde  $DEFAULT_{i,t+1}$  es una variable binaria que toma el valor de 1 en caso que el deudor<sup>28</sup>  $i$  haya hecho default en el período  $t+1$ , y 0 en caso contrario. Es por tanto un modelo de variable dependiente binaria para datos de panel. La heterogeneidad inobservable de cada crédito está capturada por el término  $\alpha_i$ . El vector  $DEUDOR_i$  incluye las características observables de cada deudor que no varían entre períodos (sector de actividad, país de residencia, etc.).  $CRÉDITO_{i,t}$  incluye las características de cada operación en el período  $t$  (logaritmo del monto, plazo, etc.);  $MACRO_t$  son las condiciones macroeconómicas que afectan a todos los créditos cada año. Los  $\varepsilon_{i,t}$  son el error para el crédito  $i$  en el período  $t$ .

Es importante notar que cualquier característica de heterogeneidad de las empresas, aun inobservable, que lleve a pagar o no un crédito, está incorporada en el término  $\alpha_i$ . Esta característica hace que la estimación por datos de panel sea muy atractiva.

<sup>26</sup> No se plantea la opción que sean robustos a heteroscedasticidad, ya que en modelos de variable dependiente binaria la varianza está siempre acotada (Cameron y Trivedi (2005)).

<sup>27</sup> Por ejemplo, en el caso de observaciones de individuos en hogares en distintas ciudades, lo apropiado sería agrupar simplemente en el nivel más agregado: ciudades, pero no en hogares.

<sup>28</sup> En esta ecuación, se plantea la unidad de observación como un deudor en distintos años. Agrupamos en cada deudor los créditos que tiene en las distintas instituciones. Se supone que las observaciones deudor-institución son independientes para el mismo deudor en diferentes bancos, ya que el 81% de los deudores tienen relación con un solo banco en cada año (el 13% en 2 instituciones).

Estimaremos modelos logit con efectos aleatorios para datos de panel, que permite eliminar la heterogeneidad individual inobservable (el término  $\alpha_i$ ). Un análisis de la variación en los regresores (no reportado en este texto) indica que la variación entre observaciones (*between variation*) es más importante que la variación dentro del deudor en distintos momentos de tiempo (*within variation*). Como el estimador de efectos fijos se centra en la variación *dentro* de cada deudor, no será tan eficiente, en este caso, como el de efectos aleatorios. En la elección entre el estimador con efectos fijos o aleatorios, hay que considerar que si utilizamos efectos fijos, se eliminan todas las observaciones que no presenten variación en la variable dependiente (que no hayan hecho *default* en ningún período, o que tengan *default* en todos los períodos, ya que no hay variación en  $y_{i,t+1}$ )<sup>29</sup>, y se eliminan las variables explicativas que no varían en el tiempo (efectos fijos de institución, sector de actividad o país). En cuanto a la elección de modelos logit o probit, si bien este modelo panel-logit es computacionalmente más demandante que el panel-probit (ya que no existen en general soluciones analíticas y se deben utilizar métodos numéricos de maximización, y en el caso del panel logit son más sencillos, ya que la combinación lineal de v.a. normales se distribuye normal), presenta la ventaja de que, bajo ciertos supuestos que son comunes a ambos modelos, se pueden obtener estimadores consistentes de betas sin hacer ningún supuesto sobre cómo se relacionan los efectos individuales inobservables con las  $X_i$ . Para una descripción de los supuestos de los modelos panel-probit con efectos aleatorios, y panel-logit con efectos fijos o aleatorios, y las ventajas y desventajas de cada uno, nos remitimos a Wooldridge (2002) y Cameron y Trivedi (2005)<sup>30</sup>.

Por estos motivos hemos creído conveniente comenzar el análisis con un modelo que si bien no es estrictamente de datos de panel, en particular porque no considera que los deudores están correlacionados con si mismos en distintas instituciones y momentos del tiempo, es un *pooled* con variables dummy sectoriales y temporales, cuya estimación es más conocida.

### **Variables Consideradas**

*Default* es una variable dicotómica que toma el valor de 1 en caso que el deudor haya realizado un default en su deuda con la institución tal en el año cual (tal como se encuentra definido en la sección correspondiente).

Las variables independientes las podemos agrupar con el siguiente esquema:

#### 1. Características de los deudores:

Información positiva<sup>31</sup>

- 1.1. *Monto de la deuda* (en logaritmo), en cada año. Esta variable puede funcionar, a falta de mejor aproximación, como *proxy* del endeudamiento. El signo que puede presentar creemos que es ambiguo. Por una parte, la institución financiera otorgaría menos crédito ante una mayor PD esperada (correlación negativa). Pero por otra parte el deudor que accedió a más crédito tiene mayores incentivos para hacer default (correlación positiva): es un problema de riesgo moral, en el que los beneficios de la actividad no están topeados y serán recibidos por el deudor (agente),

---

<sup>29</sup> Por este motivo, en caso de utilizar efectos fijos en lugar de efectos aleatorios, se perdería el 86% de las observaciones en las estimaciones para empresas y el 95 % de las observaciones en los modelos para personas físicas.

<sup>30</sup> Greene (2008) señala que los modelos de variable dependiente binaria para datos de panel no son sencillos de estimar: “este es un marco de modelización que se encuentra lleno de dificultades y problemas de estimación poco convencionales. Entre otros están los siguientes: la estimación del modelo de efectos aleatorios requiere supuestos muy fuertes sobre la heterogeneidad; el modelo de efectos fijos se enfrenta al problema de los parámetros incidentales que hace que los parámetros estimados por máxima verosimilitud sean inconsistentes”.

<sup>31</sup> Ricardo Schechtman (2006), comentando el caso brasilero, señala la peculiaridad de las centrales públicas como depósito de información no negativa de créditos de un gran conjunto de prestatarios. Esta es una ventaja única de las centrales públicas: frecuentemente las IFs son reacias a compartir información no negativa de modo voluntario, dado que no desean que sus competidores conozcan y tomen a sus mejores clientes. Brasil, la mayor parte del sector privado dedicado a la provisión de información de créditos se concentra en informaciones negativas y es la principal fuente de datos para las instituciones de crédito.

mientras que las pérdidas están topeadas y son asumidas parcialmente por el banco (principal) que por un problema de información asimétrica no puede establecer las acciones a ser tomadas por el agente.

- 1.2. *Garantías computables.* Porcentaje de la deuda cubierto con garantías computables. No se discriminan las garantías por monedas, ya que se puede presentar una garantía en dólares para un crédito en moneda nacional. Se pone un tope de 100% a las garantías (existen casos en que se presentan garantías por un monto superior al valor del crédito, en general en los casos de contingencias).

Las garantías teóricamente podrían identificar a los buenos deudores y por tanto permitir mitigar los problemas de riesgo moral y selección adversa asociados a la asimetría de información existente entre prestamista y prestatario en el mercado de crédito. En este sentido la garantía computable no sería vista por la institución que otorga el crédito como una posible alternativa de cobro sino como un mecanismo de señalización (selección adversa) o de incentivo (riesgo moral) como se explica en la visión tradicional de Barro (1976).

Por otro lado, citando a Vallcorba y Delgado (2007) en la discusión que sigue, existen otros enfoques que identifican una relación positiva entre ambas variables, basados en que los bancos exigirían a sus deudores de mayor riesgo la aportación de garantías como forma de cobertura. A su vez, la existencia de garantías podría reducir los incentivos que tienen las entidades bancarias para realizar un adecuado análisis de riesgo y seguimiento del crédito.

El papel de las garantías también puede ser diferente según se trate de créditos a empresas –para los que algunos trabajos empíricos encuentran una relación positiva [Berger y Udell (1990)]– o a familias, como ser los créditos con garantía hipotecaria para la adquisición de vivienda, que tienden a ser créditos de menor riesgo. Estos enfoques contrapuestos, hacen entonces que el signo esperado de dicha relación resulta, a priori, indeterminado [Jiménez y Saurina (2004) y Manove y Padilla (1999)].

- 1.3. *Moneda.* Distinguiendo entre pesos uruguayos y dólares americanos (a la cual se arbitran las otras monedas extranjeras). Expresadas en pesos de 2005 utilizando IPC. Esta variable se utiliza básicamente para construir el indicador de dolarización de la deuda que se verá a continuación, y para un análisis de las regresiones por monedas.
- 1.4. *Dolarización.* Se considera el porcentaje de dolarización del crédito (al nivel de deudor-institución<sub>*t*</sub>-año<sub>*t*</sub>) definido como:  $\text{saldo\_total\_vigente\_en\_moneda\_extranjera}_{j,k,t} / \text{saldo\_total\_vigente}_{j,k,t}$ . Y también la dolarización del deudor en todo el sistema (nivel de deudor<sub>*t*</sub>-año<sub>*t*</sub>). La dolarización se incluye como un elemento relevante de la morosidad bancaria<sup>32</sup>, principalmente explicando el impacto en la morosidad a través del *riesgo cambiario crediticio*, es decir el impacto negativo que una depreciación del peso genera en la capacidad de pago de aquellos prestatarios cuyas deudas se encuentran denominadas en moneda extranjera mientras que sus ingresos se generan básicamente en moneda local. En este sentido es posible que dicha variable no tenga el mismo impacto a través de toda la muestra, en la medida que la regulación bancaria vigente desde 2006 ha llevado a los bancos a internalizar este riesgo. La variable de dolarización se utiliza entonces como una *proxxy* del *riesgo cambiario crediticio* y como tal se espera que se correlacione positivamente con la PD en períodos de depreciación cambiaria.
- 1.5. *Plazo promedio* del crédito. Esta variable se construye como un promedio ponderado (por el monto) de los plazos de los saldos adeudados en cada cuenta, y se expresa en años. Los créditos a menos de un mes, se consideran de 0.5 meses, los créditos de hasta un año de plazo se consideran con un promedio de 6 meses de duración, hasta 3 años se consideran con un plazo medio de 1.5 años, y los de más de 3 años se consideran con un plazo medio de 5 años en el caso de las empresas, y de 10 años en el caso de personas físicas (créditos hipotecarios). La inclusión de esta variable pretende capturar diferencias en la probabilidad de default de distintos tipos de deudores, (solicitantes de crédito de capital de trabajo versus inversión de largo plazo en el caso de empresas y crédito al consumo versus crédito a la vivienda en caso de las personas).

---

<sup>32</sup> Ver Vallcorba y Delgado (2007)

- 1.6. *Destino del crédito*. Consiste en 14 variables Dummy sectoriales. Se incluyen a efectos de control, como forma de incorporar la heterogeneidad inobservable que pueda existir por sector de actividad.
- 1.7. País de residencia. Consiste en variables Dummy que indican el país de residencia del deudor: Uruguay, Argentina, Brasil, Chile, Paraguay y Otros. Se trata de variables de control que permitan incorporar heterogeneidad inobservable que pueda resultar invariante a nivel de país.
- 1.8. *Número de instituciones* con los que trabaja el deudor, en cada año. Esta variable aproximaría la cantidad de créditos que un deudor tiene en el sistema. La relación con la PD sería ambigua. Mejores deudores podrían tener acceso fácil a un mayor número de instituciones que querrían trabajar con ellos; aunque también se podría esperar que un deudor que no pueda obtener un determinado monto de crédito en una sola institución (por ser un deudor de alto riesgo), acuda a diferentes instituciones para obtener, fragmentado, el monto total de crédito solicitado (en Powell, Mylenko, Miller y Majnoni (2004) se muestra una correlación positiva entre el número de líneas de crédito en distintas instituciones y la PD, para Argentina y Brasil).

#### Información negativa

- 1.9. *Defaults previos*. Existencia de eventos previos de default del deudor en cualquier institución del sistema. La base teórica utilizada para la inclusión de esta variable es un intento de probar si la existencia de eventos previos de default puede servir como elemento de señalización, en el sentido de identificar deudores de mayor riesgo futuro.
2. Variables sectoriales y macroeconómicas<sup>33</sup>
- 2.1. *Variación del PIB general*. Considera la variación interanual del PIB, en la serie del nivel general a precios constantes, base 2005. (Fuente: BCU).
  - 2.2. *Variación del PIB sectorial*. Construida en base al producto interno bruto, por industrias, serie anual, a precios constantes de 2005, para la serie empalmada desde 1997-2009<sup>34</sup>. Se consideran 14 sectores. Al sector de las familias (P) se le asigna la variación en el índice medio de salarios reales (público+privado) promedio anual, base jul 2008=100. (Fuente: BCU<sup>35</sup>). Se entiende que las variables sectoriales aproximan la situación financiera de cada deudor mejor que el PIB de la economía en su conjunto, por lo que se priorizará su inclusión.
  - 2.3. *Tasas*. Son las tasas de interés activas por sector de actividad, considerando 4 sectores de actividad: Agro, Industria, Comercio y Servicios y Familias<sup>36</sup>. Su inclusión pretende testear la hipótesis que se encuentra detrás del fenómeno de racionamiento de crédito por riesgo moral o selección adversa (aumento del riesgo crediticio al incrementarse las tasas de interés)<sup>37</sup> (Fuente: BCU).
  - 2.4. *Tipo de cambio*. Se utilizó el promedio anual (en base a cotizaciones de cierre de mes de la compra del dólar interbancario billete) y la varianza.  
En principio, es posible que el efecto residual de esta variable luego de incluir el PIB sea poco significativo. (Fuente: BCU).
3. Variables a nivel de institución
- 3.1. *Dummy institución*. Se incluyen 50 variables dummy para incorporar la heterogeneidad inobservable entre las distintas instituciones.

<sup>33</sup> La importancia relativa de los factores macroeconómicos frente a variables de balance o idiosincráticas del deudor se pueden ver, respectivamente, en Bonfim (2009) y Ethan Cohen-Cole (2009).

<sup>34</sup> En la industria manufacturera, en el año 2008 no se incluye la variación en el sector de fabricación de papel. Valores preliminares de la serie para el año 2006 en adelante.

<sup>35</sup> En la serie del PIB, se utiliza una mayor desagregación sectorial que la que aparece en las series de acceso público.

<sup>36</sup> Se asignan las tasas de interés a los sectores de la siguiente forma: Agro (A,B,C), Industria (D,E,F), Comercio (G,H,I,K,M,N), Familias(P).

<sup>37</sup> Véase Stiglitz y Weiss (1981)

Existen otros factores que son difíciles de observar y que inciden en la probabilidad de default: por ejemplo factores sociales como el *estigma o vergüenza* (“qué dirán la familia y los vecinos”)<sup>38</sup>. De todas formas, estas y otras características individuales inobservables son capturadas en parte en las estimaciones por datos de panel que permiten realizar estimaciones depuradas de los efectos individuales inobservables.

La endogeneidad que presentan muchas de las variables explicativas (dolarización, garantías, plazo, etc.) no permite que se puedan realizar afirmaciones de causalidad entre estas variables y la probabilidad de default.

Como ya se indicó le período de análisis incorpora un ciclo económico completo, lo que se inscribe en las buenas prácticas internacionales. En efecto, Basilea II indica que los bancos, al estimar las características de la pérdida, la duración del período histórico de observación deberá ser como mínimo de cinco años<sup>39</sup>.

En el cuadro 6 se presentan las estadísticas descriptivas de las variables utilizadas:

Cuadro 6 - Estadísticas descriptivas					
Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Individuos	279,513	N/A	N/A	N/A	N/A
Default total	770,132	0.04	0.20	0	1
Default en MN	594,176	0.02	0.15	0	1
Default en ME	378,031	0.06	0.23	0	1
Default 2 total	741,832	0.08	0.27	0	1
Default 2 en MN	605,815	0.04	0.20	0	1
Default 2 en ME	384,672	0.08	0.28	0	1
Dolarización del crédito	776,810	0.37	0.45	0	1
Dolarización del deudor	776,823	0.40	0.43	0	1
Saldo vigente (ln)	776,810	11.24	2.12	-5	21
Garantizado (%)	776,830	0.13	0.30	0	1
Plazo medio del crédito (en meses)	776,830	3.64	4.06	0	10.0
Cantidad de defaults previos	776,830	0.01	0.11	0	3
Deudor en "x" instituciones	776,830	1.29	0.81	1	16
Variación PIB t+1	776,830	0.04	0.04	-0.08	0.09
Variación PIB Sectorial t+1	776,830	0.03	0.06	-0.53	0.58
País = Uruguay	776,830	0.99	0.12	0	1
País = Argentina	776,830	0.01	0.10	0	1
País = Brasil	776,830	0.00	0.04	0	1
País = Chile	776,830	0.00	0.01	0	1
País = Paraguay	776,830	0.00	0.01	0	1
País = Otro	776,830	0.00	0.05	0	1
Sector actividad A	776,830	0.07	0.25	0	1
Sector actividad B	776,830	0.00	0.01	0	1
Sector actividad C	776,830	0.00	0.02	0	1

<sup>38</sup> En este sentido, Cohen-Cole y Duygan (2008) señalan que, para explicar el aumento de la tasa de default, es más importante el rol del costo de acceso de los deudores a la información sobre cómo hacer default (filing for bankruptcy), que la disminución del estigma social asociada al impago.

<sup>39</sup> Aunque no será necesario que el banco conceda igual importancia a los datos históricos, siempre que pueda demostrar ante el supervisor que los datos recientes predicen mejor la tasa de pérdida (CSBB 2006, par. 466).

Sector actividad D	776,830	0.03	0.17	0	1
Sector actividad E	776,830	0.00	0.02	0	1
Sector actividad F	776,830	0.00	0.07	0	1
Sector actividad G	776,830	0.06	0.24	0	1
Sector actividad H	776,830	0.00	0.05	0	1
Sector actividad I	776,830	0.02	0.13	0	1
Sector actividad K	776,830	0.01	0.11	0	1
Sector actividad M	776,830	0.00	0.03	0	1
Sector actividad N	776,830	0.00	0.06	0	1
Sector actividad O	776,830	0.03	0.17	0	1
Sector actividad P	776,830	0.77	0.42	0	1
Institución 1	776,830	0.44	0.50	0	1
Institución 2	776,830	0.01	0.09	0	1
(Institución 4 a 50 - omitidas)					
Clusters	776,830	550.81	609.87	1	2,622
Nota: Período 1999:12 a 2009:12					

## Resultados

Se comienza estimado un modelo logit. La incorporación de efectos fijos por cada una de las 50 instituciones, de los 14 sectores, de los 10 años, lo que hace que tenga un espíritu de *pooled logit* para datos de panel<sup>40</sup>. En el cuadro 7 se presenta la estimación máximo verosímil del modelo de la ecuación (1), para todo el período de análisis, distinguiendo entre empresas y personas. La inclusión de variables dummy por institución, sector y año implican que la variación explicada es entre deudores dentro de una misma institución, sector y año. Además, la inclusión de estas variables dummy también disminuye el sesgo por variables omitidas. En el caso de la regresión para personas, no se incluyen las dummies por año porque quedan colineales con la variación (sectorial) del PIB que es una variable que para este análisis tiene más interés.

### Cuadro 7

<sup>40</sup> La estimación por máxima verosimilitud de modelos (logit o probit) con efectos fijos es generalmente inconsistente cuando T es fijo, debido al problema de los parámetros incidentales. Pero en este caso no incluimos un efecto fijo por cada una de las N observaciones, sino que son menos de 100 efectos fijos con más de 175.000 observaciones en el caso de empresas.

Probabilidad de default_total		
	(1)	(2)
	default_total	default_total
	empresas	personas
Dolarizacion (en %)	0.270 *** [0.069]	0.744 *** [0.024]
Saldo Total Vigente (ln)	0.158 *** [0.016]	0.310 *** [0.007]
Garantias computables (en %)	-0.228 *** [0.054]	-0.441 *** [0.029]
Defaults Previos	0.438 *** [0.101]	0.044 [0.067]
Cantidad instituciones	-0.046 *** [0.011]	-0.065 *** [0.018]
Plazo	-0.005 ** [0.003]	0.001 *** [0.000]
PIB sectorial variación	-2.171 *** [0.790]	-1.544 *** [0.191]
Sector FE	YES	NO
Country FE	YES	YES
Institution FE	YES	YES
Constant	-5.823 *** [1.468]	-3.445 *** [1.301]
Observations	175,549	592,891
Significación: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1		
Estimación Logit		
Errores estándar entre paréntesis agrupados por institución/sector/año.		
Periodo: 1999:12-2009:12		

Casi todas las variables son altamente significativas, salvo la cantidad de defaults previos en el caso de las familias. Esto puede estar relacionado con que menos del 1% de las familias presentan defaults previos en los 10 años de la muestra (probablemente las personas que hagan default se vean imposibilitadas para sacar nuevos créditos en el sistema bancario). La dolarización es significativa y con signo positivo, al igual que el saldo total vigente (deudores más grandes tienen mayor probabilidad de default). Las garantías computables parecen funcionar como mitigantes del riesgo moral, al reducir la PD. En el caso de las empresas, aquellas que presentaron eventos de default previos son significativamente más riesgosas. La cantidad de instituciones con las que opera el deudor presenta signo negativo, lo que puede parecer contradictorio con que los deudores más grandes (por monto de deuda) tienen menor probabilidad de default. Este hecho se puede entender si consideramos que deudores que tienen relación con varias instituciones pueden o bien tener más prestigio (y más costo reputacional de default) o existir una selección positiva en esta categoría (deudores mejores obtienen crédito en más bancos). En cuanto al plazo, que presenta coeficiente negativo para empresas y positivo para personas, la interpretación no es clara. Se podría pensar que en las empresas, los plazos largos pueden estar asociados a empresas de mayor porte o prestigio, con lo que la correlación negativa entre plazo y PD se puede justificar. En cuanto a las personas, a priori se podía suponer que los plazos largos están vinculados a hipotecas, con menor PD que créditos al consumo. Pero los créditos a las familias a largo plazo tienen una mayor PD en la estimación. Al controlar por las garantías (asociadas en este caso principalmente a hipotecas), se podría pensar que el efecto residual recogido por la variable plazo podría estar reflejando una capacidad de pago menor: para un monto de crédito dado, deudores de menores ingresos necesitarían plazos mayores a pagar<sup>41</sup>.

Además de indicar la significación estadística de los coeficientes, es interesante brindar una idea aproximada de la importancia económica de cada uno de los efectos en la PD. Para esto, se calculan los

<sup>41</sup> O también incluir "reestructuras encubiertas": deudores con mala capacidad de pago que al no poder hacer frente a su obligación (de corto plazo) obtienen un diferimiento en el pago mediante un crédito a largo plazo.

efectos marginales, evaluados en la media de las variables independientes. En cuadro 8 se presentan estos resultados.

**Cuadro 8**

<b>Probabilidad de default_total</b>		
<b>Efectos marginales (<math>\delta y/\delta x_i</math>) (en %)<sup>a</sup></b>		
	(1)	(2)
	default_total	default_total
	empresas	personas
Dolarizacion (en %)	1.261	1.480
Saldo Total Vigente (ln)	0.736	0.616
Garantias computables (en %)	-1.063	-0.876
Defaults Previos	2.044	0.000
Cantidad instituciones	-0.213	-0.129
Plazo	-0.023	0.002
PIB sectorial variación (en %)	-10.139	-3.070
Sector FE	YES	NO
Country FE	YES	YES
Institution FE	YES	YES
Observations	175,549	592,891
a. El coeficiente indica el aumento porcentual de la PD para un aumento del 100% (duplicación) de la variable independiente. Si el coeficiente es 1, implica que si se duplica la dolarización, la PD pasa, por ejemplo, del 3% al 4%.		
* Los coeficientes de las variables que no eran significativas al 10% aparecen como 0.000		
* Estimación Logit. Efectos marginales con los regresores evaluados en su media.		
* Período: 1999:12-2009:12.		

Se observa que si el deudor medio duplicara su dolarización, la PD aumentaría un 1.26%. Si la media del default en empresas es de 7.14%, pasaría al 8.40%. En el caso de las familias, partiendo de una dolarización menor, si ésta se duplicara, la PD aumentaría de 3.02% a 4.50%. Es llamativo que las variables que son significativas (y tienen el mismo signo) entre personas y empresas, presentan coeficientes de elasticidad similares entre ambos grupos. De las características idiosincráticas de las empresas, las que más pesan son los defaults previos, la dolarización y las garantías computables<sup>42</sup>. De todas formas, la variable cuya modificación parece impactar más en la PD es la variación del PIB sectorial. Si el PIB pasa de crecer un año al 3% a estancarse<sup>43</sup>, el aumento de la PD sería de un 10% para las empresas (pasando de una PD de 7% a 17%). Si la variación del PIB (o más propiamente el índice medio de salarios reales) experimenta una caída similar a la hipotética del caso de las empresas, la PD de las familias aumentaría de un 3% a un 6%.

### Modelo de datos de panel

El modelo panel-logit con efectos aleatorios brinda (casi) los mismos coeficientes que el modelo planteado en la sección anterior (Cuadro 9)<sup>44</sup>. Por este motivo, nos remitimos a la descripción realizada en el caso del modelo logit (que incluye sets de variables dummy). Asimismo, porque si bien los coeficientes  $\beta$  son estimados consistentemente, no se pueden predecir las probabilidades para cada individuo, ya que estas dependen del efecto inobservable  $\alpha_i$  que no está estimado. Por ese mismo motivo,

<sup>42</sup> En otro análisis se podría considerar en lugar de duplicaciones de las variables con independencia de su media, tomar en cuenta desvíos estándar de la variable respecto a ella.

<sup>43</sup> El crecimiento del PIB del 3% es el valor medio durante el período de la muestra, para los distintos sectores considerados.

<sup>44</sup> Aunque un test de razón de verosimilitud rechaza la hipótesis de que el modelo *pooled* sea igual al de panel, por lo que el componente de varianza propia del panel es significativo.

los efectos marginales también dependen de los  $\alpha_i$  y son estimados en el punto en que  $\alpha_i = 0$ , que puede no ser un punto representativo de la distribución. Por estos motivos, nos remitimos a los análisis de los efectos marginales de la sección anterior, teniendo en cuenta que el signo del efecto marginal es el mismo que el del  $\beta_j$  correspondiente, y que si un coeficiente es el doble que otro, también lo será el efecto marginal (cfr. Cameron y Trivedi 2005 y 2009).

**Cuadro 9**

<b>Probabilidad de default_total</b>		
Panel logit con efectos aleatorios		
	(1) default_total empresas	(2) default_total personas
Dolarizacion (en %)	0.273 *** (0.038)	0.922 *** (0.023)
Saldo Total Vigente (ln)	0.160 *** (0.007)	0.392 *** (0.007)
Garantias computables (en %)	-0.228 *** (0.031)	-0.603 *** (0.030)
Defaults Previos	0.399 *** (0.061)	-0.083 (0.075)
Cantidad instituciones	-0.046 *** (0.007)	-0.063 *** (0.018)
Plazo	-0.005 ** (0.001)	-0.001 *** (0.000)
PIB sectorial variación	-2.186 *** (0.128)	-4.089 *** (0.203)
Sector FE	YES	NO
Country FE	YES	YES
Institution FE	YES	YES
Constant	-4.901 *** 1.267	-6.411 *** 1.123
Observations	176,603	593,799
Groups	75,438	286,228
Significación: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1		
Estimación Logit con Datos de Panel		
Grupos: Deudor/Institución		
Errores estándar entre paréntesis		
Periodo: 1999:12-2009:12		

En el caso de las familias, los resultados generales se mantienen incambiables al utilizar datos de panel. Salvo el caso del plazo, que revierte su signo, el resto de las variables contribuyen a la PD con la dirección estimada anteriormente. Los coeficientes aumentan en el entorno de 25% en su efecto sobre la PD, salvo el caso del PIB sectorial (que es el IMSalariosReales) cuyo efecto estimado pasa a ser sustancialmente mayor al considerar los efectos individuales en el panel.

### Conclusión y líneas futuras de trabajo

Se realizó una estimación de la probabilidad de default (PD) de los créditos bancarios concedidos en el país, utilizándose por primera vez información de la Central de Riesgos del BCU a nivel de deudores. El período de análisis comprende un ciclo económico completo (1999 a 2009) y 776.830 observaciones deudor-institución-año. Se trabajó con estimaciones logit y con modelos para datos de panel con variable dependiente binaria, buscándose contribuir a la comprensión de los factores (individuales y macroeconómicos) que influyen en el incumplimiento de los créditos.

Entre los hallazgos obtenidos, para el caso de las empresas, los factores asociados a una mayor PD son: la dolarización del crédito, el monto adeudado y la cantidad de defaults previos. Los factores asociados a una menor PD son el porcentaje cubierto por garantías computables, la cantidad de instituciones en las que el deudor mantiene saldo y la duración del crédito (a mayor plazo, menor PD). Para el caso de las

personas físicas, un aumento en la dolarización del crédito o en el monto adeudado está vinculado con una mayor PD; mientras que el ingreso de los hogares, el porcentaje cubierto por garantías computables, la cantidad de instituciones en la que la persona mantiene deudas influyen disminuyendo la PD del deudor. Nuestra estimación preferida sugiere que la evolución del PIB sectorial (o la variación en términos reales del Índice Medio de Salarios en el caso de las personas), y no las variables idiosincrásicas de los deudores, parece ser el factor que más impacta en la PD. Si el PIB sectorial pasa de crecer al 3% a estancarse, entonces la PD de las empresas crecería en 10 puntos porcentuales (pasando de una PD promedio de 7% al 17%) y la de las familias en (al menos) 3 puntos porcentuales.

Las relaciones detectadas en este análisis, entre el default y las variables del deudor, del crédito y del sector, no pueden ser entendidas como relaciones causales, ya que no se ha realizado un análisis que contemple formalmente la endogeneidad de algunas de éstas variables.

Como ya se comentó, una gran parte del tiempo de la investigación se dedicó a elaborar la base de datos, a partir de la cual se piensa seguir trabajando. Las líneas futuras de trabajo incluyen los siguientes aspectos:

- 1) Los modelos planteados han sido más descriptivos que predictivos. Plantear un modelo predictivo y analizar la bondad de su ajuste.
- 2) Cómo mejora la performance de las estimaciones al incluir variables contables específicas de cada empresa. A estos efectos, se utilizarán balances de deudores del sistema bancario. Si bien la utilización de ratios contables es plausible que aumente el poder predictor de un eventual modelo de predicción de default, este tipo de información contable que podemos llegar a conseguir fácilmente es para pocas empresas.
- 3) Analizar con más detalle las correlaciones en los defaults entre distintitos individuos (“efectos contagio”).
- 4) El hecho de incluir variables dummy por institución presenta muchas ventajas para el análisis como el efectuado de las características de los deudores correlacionadas con el default. Pero no permite analizar las características de las instituciones (liquidez, propiedad, variación interanual en los créditos otorgados, etc.) que puedan estar correlacionados con la probabilidad de default de sus clientes. Un trabajo futuro puede avanzar en esta línea.
- 5) Otra extensión del trabajo tiene relación con los métodos econométricos empleados. Se procurarán plantear modelos de supervivencia o duración: estimar el tiempo en que una empresa o persona ingresa en default y cuáles son los determinantes. También se propondrá realizar una estimación por un modelo multinomial (ordenado) para aprovechar el orden natural que presentan las clasificaciones: vigente, vencido, gestión y moroso. Por otra parte, en una próxima etapa se pretenden implementar técnicas semiparamétricas para variable dependiente binaria para contrastar con las técnicas utilizadas. Las técnicas semiparamétricas brindan ventajas sobre los modelos paramétricos, porque imponen menos supuestos restrictivos, y también sobre las técnicas no paramétricas, ya que permiten utilizar más variables explicativas. La cantidad de observaciones contenidas en la Central de Riesgo permiten el uso de estos métodos que no son factibles si existen pocas observaciones. En particular, procuraremos implementar el Semiparametric Maximum Likelihood Estimator de Klein & Spady y el Maximum Score Estimation de Manski (con la corrección propuesta por Horowitz).

## Referencias bibliográficas

- Ahumada, L. y D. Oda (2008).** “Probabilidad de Incumplimiento y Clasificaciones de Riesgo de las Empresas Registradas en la SVS”. Mimeo, Banco Central de Chile.
- Antunes, António, Nuno Ribeiro y Paula Antão, (2006).** “The Distribution Of Losses In Credit To Non-Financial Firms”, Financial Stability Report, Banco de Portugal.
- Banco Central del Uruguay (2006).** “Normas para la Clasificación de los Riesgos Crediticios, N. Particular 3.8”, Normas Contables para Empresas de Intermediación Financiera.
- Banco Central del Uruguay (2009),** Comunicaciones de Central de Riesgos N°2009/079 y anteriores.

- Bardos, Mireille (2007)** "What is at stake in the construction and use of credit score?" *Computational Economics*, vol. 29, issue 2, pages 159-172.
- Barro, Robert (1976)** "The Loan Market, Collateral and Rates of Interest", *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol. 8, No. 4 (Nov., 1976), pp. 439-456
- Bebczuk, Ricardo y Máximo Sangiácomo, (2008)**. "Determinantes de la cartera irregular de los bancos en Argentina", *Ensayos Económicos*, Vol 51, Banco Central de la República Argentina.
- Bonfim, Diana (2009)**. "Credit risk drivers: evaluating the contribution of firm level information and of macroeconomic dynamics", *Journal of Banking & Finance*, Vol. 33, N° 2.
- Brown, Martin, Tullio Jappelli and Marco Pagano, (2009)**. "Information sharing and credit: Firm-level evidence from transition countries", *Journal of Financial Intermediation*, Vol. 18, Issue 2, pp.151-172.
- Cameron, A. Colin, Jonah B. Gelbach and Douglas Miller (2010)**. "Robust Inference with Multi-way Clustering", forthcoming in *Journal of Business & Economics Statistics*.
- Cameron, A. Colin and Douglas Miller (2010)**. "Robust Inference with Cluster Data", A. Ullah and D. E. Giles eds., *Handbook of Empirical Economics and Finance*, forthcoming.
- Cameron, A. Colin and Pravin K. Trivedi (2005)**. *Microeconometrics. Methods and Applications*. Cambridge University Press, New York.
- Cameron, A. Colin and Pravin K. Trivedi (2009)**. *Microeconometrics using Stata*. Stata Press.
- Cohen-Cole, Ethan and Burcu Duygan-Bump (2008)**. "Household Bankruptcy Decision: The Role of Social Stigma Vs. Information Sharing", Federal Reserve Bank of Boston, Working Paper No. QAU08-6.
- Cohen-Cole, Ethan (2009)**. "The Option Value of Consumer Bankruptcy", Federal Reserve Bank of Boston, WP N° QAU09-1.
- Greene, William (2008)**. *Econometric Analysis*, 6th Edition, Prentice Hall.
- Janvry, Alain de, Craig McIntosh and Elisabeth Sadoulet (2010)**. "The Supply- and Demand-Side Impacts of Credit Market Information", *Journal of Development Economics*, vol. 93, 2, pp. 173-188.
- Jappelli, Tullio and Marco Pagano (2002)**. "Information Sharing, Lending and Defaults: Cross-country Evidence", *Journal of Banking & Finance*, Vol. 26, Issue 10, pp. 2017-2045.
- Jiménez, Gabriel y Jesús Saurina (2006)**. "Credit cycles, credit risk, and prudential regulation", *International Journal of Central Banking* (June) pp. 65-98.
- Pagano, Marco and Tullio Jappelli (1993)**. "Information Sharing in Credit Markets", *Journal of Finance*, Vol. 48, No. 5, pp. 1693-1718.
- Petersen, Mitchell (2009)**. "Estimating Standard Errors in Finance Panel Data Sets: Comparing Approaches", *Review of Financial Studies*, vol. 22, n° 1.
- Powell, Andrew, Nataliya Mylenko, Margaret Miller, and Giovanni Majnoni (2004)**. "Improving Credit Information, Bank Regulation and Supervision: On the Role and Design of Public Credit Registries", World Bank Policy Research Working Paper No 3443.
- Rodríguez Dupuy, Analía (2007)**. "Loan portfolio loss distribution: Basel II. Unifactorial approach vs. Non parametric estimations", MPRA Paper No. 10697.
- Schechtman, Ricardo, Valeria Salomao, Sergio Mikio, Guilherme Cronemberger (2004)**. "Credit Risk Measurement and the Regulation of Bank Capital and Provision Requirements in Brazil – A Corporate Analysis", Central Bank of Brazil, working paper series n° 91, November.
- Schechtman, Ricardo (2006)** "A Central de Risco de Crédito no Brasil: uma análise de utilidade de informação" Central Bank of Brazil, working paper series n° 119, October.
- Stiglitz, Joseph and Andrew Weiss (1981)**. "Credit Rationing in Markets with Imperfect Information", *American Economic Review*, Vol. 71, No. 3, pp. 393-410.
- Vallcorba, Martín y Javier Delgado (2007)**. "Determinantes de la morosidad bancaria en una economía dolarizada. El caso uruguayo", Documentos de Trabajo N.º 0722, Banco de España.
- Wooldridge, Jeffrey M. (2002)**. *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. The MIT Press.

## Anexos

### Anexo 1 – Instituciones

Instituciones consideradas		
Número	Nombre	Tipo Institución
1	Banco de la República Oriental del Uruguay	Bancos oficiales
103	Banco La Caja Obrera S.A.	Bancos privados
107	Banco Comercial S.A.	Bancos privados
108	ING Bank (Uruguay) S.A.	Bancos privados
109	BANCO DE CREDITO S.A.	Bancos privados
110	Banco Bandes Uruguay S.A.	Bancos privados
113	Banco Itaú Uruguay S.A.	Bancos privados
114	Crédit Uruguay Banco S.A.	Bancos privados
118	Banco de Montevideo S.A.	Bancos privados
120	American Express Bank (Uruguay) S.A.	Bancos privados
126	Banco Exterior de América S.A.	Bancos privados
128	Nuevo Banco Comercial S.A.	Bancos privados
134	Discount Bank (Latin America) S.A.	Bancos privados
137	Banco Santander S.A.	Bancos privados
153	Banco Bilbao Vizcaya Argentaria Uruguay S.A.	Bancos privados
157	HSBC Bank (Uruguay) S.A.	Bancos privados
162	Banco Surinvest S.A.	Bancos privados
174	Banca Nazionale del Lavoro S. A.	Bancos privados
189	Banco Galicia Uruguay S.A.	Bancos privados
202	Banco do Brasil S.A.	Bancos privados
205	Citibank N.A. Sucursal Uruguay	Bancos privados
211	Banco Sudameris	Bancos privados
212	ABN Amro Bank N.V. Sucursal Montevideo	Bancos privados
213	BankBoston N.A.	Bancos privados
216	Lloyds TSB Bank plc	Bancos privados
246	Banco de la Nación Argentina	Bancos privados
264	Banco Europeo para América Latina	Bancos privados
316	OCA Casa Financiera S.A.	Casas financieras
321	Hapoalim (Latin America) S.A.	Casas financieras
323	Leumi (Latin America) S.A.	Casas financieras
356	Exprinter (Uruguay) S.A.	Casas financieras
361	BAPRO URUGUAY	Casas financieras
364	Beal Uruguay	Casas financieras
374	BNL de Uruguay S.A.	Casas financieras
375	Crédit Lyonnais (Uruguay) S.A.	Casas financieras
376	BNP (Uruguay) S.A.	Casas financieras
380	Deutsche Bank S.A.-Banco Alemao (Uruguay) I.F.E.	Instituciones Financieras Externas
382	Institución Financiera Externa Exterbanca (Uruguay) S.A.	Instituciones Financieras Externas
383	Compañía General de Negocios (Uruguay) S.A. I.F.E.	Instituciones Financieras Externas
384	Intercontinental Bank (Uruguay) S.A. I.F.E.	Instituciones Financieras Externas
385	Banca Privada d'Andorra (Uruguay) S.A. I.F.E.	Instituciones Financieras Externas
395	Institución Financiera Externa Banco Rural (Uruguay) S.A.	Instituciones Financieras Externas
397	I.F.E. Banco Bemge (Uruguay) S.A.	Instituciones Financieras Externas
398	HSBC Banco Roberts (Uruguay) S.A.I.F.E.	Instituciones Financieras Externas
600	Primera Cooperativa de Ahorro y Crédito de Paysandú, C.A.C.D.U.	Cooperativas de Intermediación F.
601	COFAC - Cooperativa Nacional de Ahorro y Crédito	Cooperativas de Intermediación F.
602	FUCAC - Federación Uruguaya de Cooperativas de Ahorro y Crédito	Cooperativas de Intermediación F.
606	CAYCU - Cooperativa de Ahorro y Crédito de Uruguay	Cooperativas de Intermediación F.
607	Cooperativa de Ahorro y Crédito - FUCEREP	Cooperativas de Intermediación F.
628	F.A.E.	Cooperativas de Intermediación F.

## Anexo 2 – Cuentas utilizadas y su importancia relativa

Tipo de créditos considerados e importancia relativa de cada uno (En millones de pesos)				
	Moneda Extranjera	Moneda Nacional	% del saldo total en me	% del saldo total en mn
Préstamos a plazo fijo no reajustables	308,500	22,530	40.07	24.96
Préstamos amortizables no reajustables	205,600	24,110	26.70	26.72
Préstamos para prefinanciar exportaciones	96,990	806	12.60	0.89
Varios (agrupados)	47,190	8,207	6.13	9.09
Colocación reestructurada	40,550	1,431	5.27	1.59
Adelantos sobre documentos de terceros	25,010	9,233	3.25	10.23
Deudores por créditos documentarios	18,030	21	2.34	0.02
Préstamos con recursos administrados por el Banco Central del Uruguay	8,761	1,145	1.14	1.27
Préstamos garantizados con prenda de depósitos	7,040	254	0.91	0.28
Créditos utilizados en cuentas corrientes - Con autorización previa	3,538	3,415	0.46	3.78
Documentos comprados	3,071	1,596	0.40	1.77
Deudores por utilización de tarjeta de crédito	2,710	3,640	0.35	4.03
Préstamos amortizables reajustables	1,588	12,680	0.21	14.04
Créditos utilizados en cuentas corrientes - Sobregiros transitorios	1,201	855	0.16	0.95
Créditos utilizados en cuentas vista o con preaviso	88	5	0.01	0.01
Certificados de participación en el dominio fiduciario	36	-	0.00	-
Préstamos a plazo fijo reajustables	18	332	0.00	0.37
Títulos representativos de deuda de fideicomisos financieros	-	-	-	-
<b>TOTAL</b>	<b>769,921</b>	<b>90,261</b>	<b>100</b>	<b>100</b>

Nota: suma de los saldos contenidos en cada una de las cuentas, en pesos constantes de 2005 ajustado por IPC. Período: 1999.12-2009.12. Considera la base después de aplicados los filtros (776.830 observaciones).

## Anexo 3 – Criterios de permanencia en las cuentas según la Norma Particular 3.8.

	CRÉDITOS VIGENTES	COLOCACIÓN VENCIDA	CRÉDITOS EN GESTIÓN	CRÉDITOS MOROSOS
<b>Créditos al consumo</b>		Préstamos con atrasos mayores o iguales a 60 días y menores a 90 días. En el caso de sobregiros transitorios, se incluirán aquellos que presenten atrasos mayores al plazo previsto en el artículo 159 de la RNRCFS <sup>(1)</sup> y menores a 90 días.	Préstamos con atrasos mayores o iguales a 90 días y menores a 120 días	Préstamos con atrasos mayores o iguales a 120 días y menores o iguales 2 años o al plazo establecido para el cómputo de las garantías cuando éste sea mayor
<b>Créditos para la vivienda</b>	Préstamos vigentes y con menos de 60 días de atraso	Préstamos con atrasos mayores o iguales a 60 días y menores a 180 días	Préstamos con atrasos mayores o iguales a 180 días y menores a 240 días	Préstamos con atrasos mayores o iguales a 240 días y menores o iguales 2 años o al plazo establecido para el cómputo de las garantías cuando éste sea mayor

<p style="text-align: center;"><b>Créditos comerciales</b></p>		<p>Préstamos con atrasos mayores o iguales a 60 días y menores a 120 días. En el caso de sobregiros transitorios, se incluirán aquellos que presenten atrasos mayores al plazo previsto en el artículo 159 de la RNRCSF <sup>(1)</sup> y menores a 120 días</p>	<p>Préstamos con atrasos mayores o iguales a 120 días y menores a 180 días</p>	<p>Préstamos con atrasos mayores o iguales a 180 días y menores o iguales 2 años o al plazo establecido para el cómputo de las garantías cuando éste sea mayor</p>
--	--	---	--	--

#### Anexo 4 – Saldos vencidos por sector de actividad

<b>Saldos en cuentas "vencidos"</b> (En millones de pesos)	
Sector	Total
P	1,810
A	1,530
D	1,350
G	1,050
I	405
O	319
K	292
F	287
N	268
H	112
E	26
C	23
M	14
B	4
<b>Total</b>	<b>7,489</b>
<p>Total: es la suma de saldos en cuentas de vencidos, gestión, morosos y castigados. Expresado en millones de pesos constantes de 2005. Período 1999.12-2009.12</p>	

## Anexo 5 – Errores estándar

Análisis de errores estándar con distintos clusters							
VARIABLES	Coeficiente	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
		Errores estándar					
		Cantidad de clusters:					
		Ningún ajuste	40 instituciones	13 sectores	266 institución-año	130 sector-año	2255 institución-sector-año
Dolarización (en %)	0.27	0.038	0.110	0.080	0.087	0.108	0.069
Saldo Total Vigente (ln)	0.158	0.007	0.036	0.044	0.024	0.021	0.016
Garantías computables (en %)	-0.228	0.030	0.127	0.065	0.076	0.063	0.054
Defaults Previos	0.438	0.060	0.179	0.106	0.123	0.099	0.101
Cantidad instituciones	-0.046	0.007	0.020	0.021	0.013	0.023	0.011
Plazo	-0.005	0.001	0.005	0.003	0.003	0.002	0.003
PIB sectorial variación	-2.171	0.127	0.759	1.221	0.853	1.444	0.790
Sector FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Country FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Institution FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Constant	-5.823	-1.261	-0.739	-1.278	-1.41	-1.655	-1.468
Observations	175,549	175,549	175,549	175,549	175,549	175,549	175,549

Errores estándar entre paréntesis. Muestra de empresas. Estimación logit.  
 En gris, los errores estándar que hacen que el coeficiente deje de ser significativo al 10%.  
 Período: 1999:12-2009:12

## Anexo 6 – PD por monedas. Estimación Logit.

Probabilidad de default por monedas				
	(1)	(2)	(3)	(4)
	Empresas		Personas	
	default_mn	default_me	default_mn	default_me
Dolarización (en %)	-0.364 *** [0.079]	0.428 *** [0.087]	-0.265 [0.194]	1.620 *** [0.180]
Saldo Total Vigente (ln)	0.101 *** [0.017]	0.172 *** [0.017]	0.140 *** [0.038]	0.470 *** [0.046]
Garantías computables (en %)	-0.228 *** [0.073]	-0.219 *** [0.060]	-1.145 *** [0.191]	-0.176 [0.108]
Defaults Previos	0.732 *** [0.163]	0.449 *** [0.113]	0.339 * [0.195]	0.310 ** [0.137]
Cantidad instituciones	-0.027 [0.018]	-0.047 *** [0.011]	0.009 [0.049]	-0.103 ** [0.042]
Plazo	-0.003 [0.002]	-0.005 * [0.003]	0.006 *** [0.001]	-0.006 *** [0.002]
PIB sectorial variación	-2.305 *** [0.864]	-2.120 ** [0.843]	-2.550 [4.160]	0.858 [3.153]
Sector FE	YES	YES	NO	NO
Country FE	YES	YES	YES	YES
Institution FE	YES	YES	YES	YES
Constant	-3.515 *** [1.187]	-6.030 *** [1.297]	-3.200 *** [1.156]	-8.017 *** [1.126]
Observations	65,476	157,062	528,049	219,378

Significación: \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1  
 Estimación Logit  
 Errores estándar entre paréntesis agrupados por institución/sector/año.  
 Período: 1999:12-2009:12

## Anexo 7 – PD por monedas. Efectos Marginales. Estimación Logit.

Probabilidad de default_total				
Efectos marginales ( $\delta y/\delta x$ ) (en %) <sup>a</sup>				
	(1)		(2)	
	default_total		default_total	
	Empresas		Personas	
	MN	ME	MN	ME
Dolarizacion (en %)	-1.047	2.014	0.000	2.896
Saldo Total Vigente (ln)	0.289	0.811	0.213	0.840
Garantias computables (en %)	-0.655	-1.030	-1.745	0.000
Defaults Previos	2.106	2.113	0.517	0.555
Cantidad instituciones	0.000	-0.221	0.000	-0.185
Plazo	0.000	-0.024	0.009	-0.011
PIB sectorial variación (en %)	-6.627	-9.987	0.000	0.000
Sector FE	YES	YES	NO	NO
Country FE	YES	YES	YES	YES
Institution FE	YES	YES	YES	YES
Observations	65,476	157,062	528,049	219,378

a. El coeficiente indica el aumento porcentual de la PD para un aumento del 100% (duplicación) de la variable independiente. Si el coeficiente es 1, implica que si se duplica la dolarización, la PD por ejemplo pasa del 3% al 4%.

\* Los coeficientes de las variables que no eran significativas al 10% aparecen como 0.000

\* Estimación Logit. Efectos marginales con los regresores evaluados en su media.

\* Período: 1999:12-2009:12.