

UNIVERSIDAD DEL CEMA
Buenos Aires
Argentina

Serie
DOCUMENTOS DE TRABAJO

Área: Finanzas

**MEDIDAS DE ESTABILIDAD FINANCIERA Y PRUEBAS
DE ESTRÉS APLICANDO EL MODELO DE ANÁLISIS
DE DERECHOS CONTINGENTES EN ARGENTINA**

Emiliano Delfau

Julio 2019
Nro. 698

www.cema.edu.ar/publicaciones/doc_trabajo.html
UCEMA: Av. Córdoba 374, C1054AAP Buenos Aires, Argentina
ISSN 1668-4575 (impreso), ISSN 1668-4583 (en línea)
Editor: Jorge M. Streb; asistente editorial: Valeria Dowding jae@cema.edu.ar

Medidas de Estabilidad Financiera y Pruebas de Estrés aplicando el Modelo de Análisis de Derechos Contingentes en Argentina

Emiliano Delfau*

*Universidad del CEMA,
PhD en Finanzas,
Argentina*

Julio 2019

Resumen

El objetivo del presente trabajo es desarrollar indicadores de riesgos de estabilidad financiera para un grupo importante de bancos en Argentina a modo de que los responsables de la administración de las políticas macro-prudenciales de estabilidad financiera puedan construir un tablero de gestión. La metodología de construcción de dicho índice se basa en la teoría del *Análisis de Derechos Contingentes* (CCA de aquí en adelante)^[1]. Veremos que los indicadores de riesgos obtenidos mediante el modelo CCA se encuentran relacionados tanto al desarrollo como la situación particular macroeconómica y financiera del país. Asimismo veremos que las respuestas de las entidades analizadas son heterogénea respecto a las variables macroeconómicas y financieras antes mencionadas, por lo tanto, se aplicará la técnica de Análisis de Componentes Principales (PCA de aquí en adelante)^[2] para disminuir su dimensión. Finalmente, para poder ver la reacción de los indicadores de riesgo ante distintos *shocks* se procederá a desarrollar un modelo de Vectores Autorregresivos mediante los cuales podemos extraer las funciones de impulso-respuesta y generar *shock* (escenarios) puntuales o aplicar simulación de Montecarlo para obtener intervalos de confianza o lo que se denomina Prueba de Estrés Inversa.

Palabras Claves: Análisis de Derechos Contingentes (CCA), Análisis de Sustentabilidad de Deuda (DSA), Modelo de Merton, Distancia hacia el *Default*, Análisis de Componentes Principales, Modelo unifactorial, VAR (Vectores Autorregresivos), Funciones de impulso-respuesta, Simulación de Montecarlo.

Introducción

Lograr un entendimiento y medición sobre las vulnerabilidades financieras ante distintos *shocks* macroeconómicos y financieros es uno de los desafíos e intereses más relevantes para las autoridades responsables de administrar la estabilidad financiera; tarea más que importante principalmente en países emergentes. El camino requerido para lograr dichos objetivos requiere un modelo consistente para medir de manera homogénea el riesgo del sector bancario como una metodología directa de administración de simulación de *shocks* para lograr obtener finalmente, la sensibilidad de los factores de riesgo.

La metodología utilizada para medir el grado o nivel de riesgo bancario es la de CCA. El objetivo final de dicha metodología es lograr obtener la probabilidad de que una entidad (en nuestro caso bancos) entre en *Default*. Adicionalmente se obtienen otros indicadores de riesgo tales como la pérdida esperada^[3] para los tenedores de deuda de los bancos, y también una medida de “fragilidad” financiera basada en la distancia (medida como desviación estándar de los rendimientos de los activos) a la que los activos de un banco exceden sus pasivos u obligaciones (para más detalles ver: Gapen, Gray, Lim y Xiao (2004)^[1] (2008)^[2] y Gray y Malone (2008)^[3]). Finalmente cabe señalar que la metodología de CCA empleada en el presente trabajo es también ampliamente utilizada por profesionales financieros tales como Moody’s KMV en el proceso de estimación de grado de solvencia de las empresas y está altamente correlacionada con los *ratings* asignados por dicha agencia, como con las probabilidades de *Default* históricas.

*Las opiniones vertidas en este trabajo son personales del autor y no reflejan necesariamente los puntos de vista de la UCERMA o CEBaFi. Comentarios son bienvenidos en: emiliano.delfau@hotmail.com

¹Por sus siglas en inglés *Contingent Claim Approach* (CCA).

²Por sus siglas en inglés *Principal Component Analysis* (PCA).

³O “EL” por sus siglas en inglés *Expected Loss*.

El enfoque CCA viene ganando popularidad debido a su foco en medidas de riesgo como la probabilidad de *Default* y la utilización de base de datos de información vinculada a precios de las acciones, deuda, tasa de interés, capitalización de mercado (valor patrimonial de mercado) y su volatilidad a lo largo del tiempo. Y es debido a estas características propias inherentes en la construcción del modelo CCA que se puede establecer entre los supuestos subyacentes a dicho enfoque que en él, se incorpora la visión colectiva de los agentes de mercado. Es decir, se asume de manera implícita que los agentes evalúan los precios de mercado incorporando información prospectiva sobre la posible evolución de las entidades financieras (emisores de deuda) y la economía en general, logrando capturar de alguna manera las expectativas del mercado.

Una vez obtenidas las diferentes medidas de riesgos a partir del modelo CCA, se evalúa cómo éstas se ven afectadas por variables macroeconómicas y financieras. Resulta interesante el análisis de grado de homogeneidad de los bancos. Las entidades analizadas en Argentina muestran un cierto grado de heterogeneidad que se explica entre la correlación de las variables históricas macroeconómicas y financieras y las variables obtenidas del modelo CCA. Esto limita, de alguna manera, poder trabajar sobre un enfoque sistémico en donde los *shocks* se propagan de manera similar en todos los bancos. Para solucionar este problema se reduce el espacio muestral de variables mediante la implementación de PCA. A grandes rasgos podemos mencionar que esta metodología elimina aquellas variables cuyo movimiento pueden ser explicador (es decir, se encuentran marginalmente explicados) por movimientos pequeños en otras variables macroeconómicas o financieras. De esta manera obtenemos cinco factores principales que explican o representan la mayor parte de la varianza de las variables.

Finalmente, estos cinco factores principales y el valor de mercado de los activos implícitos de los bancos obtenidos del modelo CCA son insertados en un modelo de Vectores Autorregresivos (VAR) con sus respectivas funciones de impulso-respuesta. Finalmente, las funciones de impulso-respuesta nos muestran tanto cómo los diversos factores macroeconómicos y financieros afectan el riesgo de *Default* de los bancos cómo, además, el momento máximo de impacto de los *shocks* y la evolución de la recuperación posterior⁴.

CCA y factores de riesgo

El enfoque CCA permite combinar información contable tradicional junto a herramientas de gestión de riesgo de modo tal que nos permita construir un balance *marked-to-market* que refleje mejor los riesgos subyacentes de las empresas. Estos balances ajustados por riesgo utilizan herramientas de valuación de opciones a modo de valorar los pasivos de una compañía como derechos sobre los activos estocásticos de ésta. Más específicamente podemos decir que un “derecho contingente” es cualquier activo financiero cuyo *payoff* depende del valor de otro activo. Los derechos contingentes más comunes son las opciones denominadas *Call* (opción de compra) y *Put* (opción de venta) y el valor de cada opción depende del precio del activo subyacente que se va a comprar o vender. CCA es una generalización del modelo de clásico de Black-Scholes (1973)^[5] y Merton (1973, 1974)^[6, 7].

Una de las bondades del modelo CCA es su simpleza, dado que éste se basa sólo en tres principios: El valor de los pasivos deriva del valor de los activos; Los pasivos tienen distintas jerarquías (*junior* o *senior*) y; los activos siguen un proceso estocástico. Dado que el valor y la volatilidad de los activos de una compañía no es directamente observable, el enfoque CCA estima sus valores “implícitos”. Para lograr estimar estos valores implícitos se construye un pasivo que sea observable directamente del mercado. Se parte del valor de Patrimonio de mercado, es decir la capitalización de mercado de la empresa, y su volatilidad histórica, es decir, la volatilidad de cotización de las acciones.

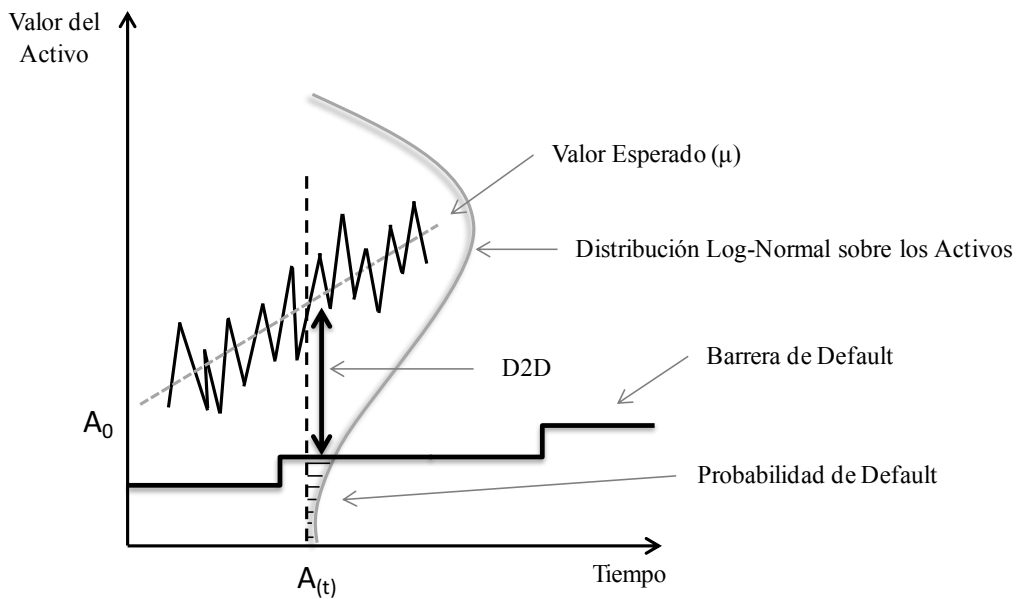
Se establece que el valor de Patrimonio de una empresa es deuda “*junior*” mientras que los pasivos son deuda “*senior*”. Esta relación se explica por el hecho de que el Patrimonio de una empresa puede ser diluido o inflado mediante nuevas emisiones o *splits*. Por lo tanto el valor del patrimonio es un derecho residual sobre los excedentes o ganancias. Si las ganancias de una compañía no son suficientes ésta debe “inflar” o diluir su deuda o declararse en *Default*. En contraposición, el valor de deuda de una compañía es considerada “*senior*” debido a que no puede inflarse o diluirse.

De esta manera el modelo CCA nos permite construir un balance ajustado por riesgo, el cual es un elemento clave para lograr entender el riesgo de crédito y la probabilidad de *Default*. Tal como hemos mencionado, el *Default* ocurre cuando los activos no pueden honrar los servicios de deuda o, en términos del modelo CCA, los activos caen por debajo de la barrera de estrés. Siendo que el valor futuro de los activos es incierto, estos pueden representarse como una distribución de probabilidad al momento t . Al final del período, el valor de los activos puede

⁴El proceso metodológico mencionado sobre la implementación de Análisis de Componentes Principales y la subsiguiente estimación de un modelo VAR sigue el mismo lineamiento presentado por D. Gray y J. Walsh (2008)^[4]

estar por encima del valor de los pagos prometidos (deuda), lo que indica que puede materializarse el servicio de la deuda, o por debajo de los pagos prometidos, lo que lleva a *Default*. La Figura 1 de abajo muestra estas relaciones. La incertidumbre en el activo se encuentra representada por una distribución de probabilidad en el momento t . Al final del período, el valor de los activos se puede encontrar por encima de las obligaciones, lo que indica que la empresa puede realizar el servicio de la deuda, o por debajo del valor de los activos, situación en la cual la empresa se encuentra en *Default*. El área sombreada debajo de la distribución en la Figura 1 corresponde a la probabilidad de *Default* “real”⁵. Sin embargo, la distribución de probabilidades subyacente a la evolución del retorno de los activos de la empresa utilizada para estimar los derechos contingentes no corresponde a una distribución “real” sino a una distribución de probabilidades “ajustada por riesgo” o “neutral a riesgo”, la cual sustituye la tasa de interés libre de riesgo por la rentabilidad real esperada en la distribución. Esta distribución “neutral a riesgo” se encuentra desplazada más hacia el dominio de la función (eje de las x) con una tasa de rendimiento esperada r , la tasa libre de riesgo. Por lo tanto, la probabilidad de *Default* “ajustada por riesgo” calculada utilizando la distribución “neutral a riesgo” es mayor que la probabilidad “real” de *Default* para todos los activos que tienen un rendimiento esperado real (μ) mayor que la tasa r libre de riesgo (que es, una prima de riesgo positiva).

Figura 1: Estimación de la Probabilidad de *Default*



Donde $D2D$ se refiere a la “distancia al estrés”⁶ y se corresponde con la cantidad de desvíos estándar que el valor de los activos se encuentra de la barrera de estrés. Formalmente: $d_{2,\mu}$.

Como ya hemos mencionado, el modelo CCA establece que la evolución de los activos sobre un balance determinado es incierta. Llamaremos a los mismos $A_{(t)}$ para un momento en el tiempo (t). La evolución en el tiempo se encuentra determinada mediante dos componentes: uno que denominaremos *drift* o nivel que representa el valor esperado (promedio) sobre la tasa de crecimiento de los activos (ver Figura 1). El otro término de incertidumbre (estocástico o aleatorio) que es lo que se denomina *random walk* donde la varianza es proporcional al tiempo y por lo tanto el desvío estándar es proporcional a la raíz del tiempo (ver Figura 1). Por lo tanto la dinámica del valor de los activos del sector público se encuentra determinada mediante el proceso de difusión⁷.

$$\frac{dA}{A} = \mu_A dt + \sigma_A dZ$$

Para dicho proceso el valor de A en el momento t puede ser estimado mediante:

$$A_t = A_0 e^{\left[\left(\mu_A - \frac{\sigma_A^2}{2} \right) t + \sigma_A \varepsilon \sqrt{t} \right]}$$

Ahora bien, el modelo CCA establece que si al momento t tenemos que $A_t \leq B_t$, entonces ocurre el *Default*.

⁵En inglés comúnmente llamada *Actual Probability of Default*.

⁶Siglas que corresponden al origen en inglés *Distance to distress*.

⁷En tiempo continuo, tal proceso, se lo denomina *Geometric Brownian Motion*

Tal como mencionamos anteriormente, B_t representa la barrera de estrés (promesa de pago).

$$Prob(A_t \leq B_t) = Prob\left(A_0 e^{\left[\left(\mu_A - \frac{\sigma_A^2}{2}\right)t + \sigma_A \varepsilon \sqrt{t}\right]} \leq B_t\right)$$

En términos del componente aleatorio de los activos ε :

$$Prob\left(\varepsilon \leq -\frac{\ln\left(\frac{A_0}{B_t}\right) + \left(\mu_A + \frac{\sigma_A^2}{2}\right)t}{\sigma_A \sqrt{t}} = -d_{2,\mu}\right)$$

$$Prob(\varepsilon \leq -d_{2,\mu})$$

Dado que $\varepsilon \sim N(0, 1)$, la probabilidad de *default* “real” es $N(-d_{2,\mu})$. Donde:

$$d_{2,\mu} = \frac{\ln\left(\frac{A}{B}\right) + \left(\mu_A + \frac{\sigma_A}{2}\right)t}{\sigma_A \sqrt{t}}$$

Corresponde a la “distancia al estrés” con *drift* μ y $N(\cdot)$ a la distribución normal estándar acumulada.

Sin embargo, como el modelo CCA asume que la evolución del retorno de los activos y su respectiva distribución de probabilidades no corresponde a una distribución “real” sino a una distribución de probabilidades “ajustada por riesgo” o “neutral a riesgo”. Sustituimos el *drift* μ_A con la tasa de rendimiento esperada r , la tasa libre de riesgo y $N(-d_2)$ la probabilidad de *Default* “ajustada por riesgo” .

$$d_2 = \frac{\ln\left(\frac{A}{B}\right) + \left(r + \frac{\sigma_A}{2}\right)t}{\sigma_A \sqrt{t}}$$

Ahora bien, dado que existe riesgo de impago sobre la deuda, el valor de la misma presenta incorporado una “prima de descuento” bajo el concepto de riesgo. Es decir, el valor de “deuda riesgosa” (en contraposición a la deuda libre de riesgo) es igual al valor de la deuda libre de riesgo menos la pérdida esperada. Es por esto que el valor de la deuda deriva del valor incierto de los activos $A_{(t)}$. Donde la deuda (*senior* o *junior*) para el acreedor, representa un derecho contingente sobre los activos inciertos $A_{(t)}$. Cualquier tipo de deuda (derecho) ya sea un título público, bono o préstamo tiene que satisfacer la siguiente ecuación:

$$Deuda + Seguro\ contra\ Default = Deuda\ Libre\ de\ riesgo$$

O de manera equivalente:

$$Deuda = Deuda\ Libre\ de\ riesgo - Seguro\ contra\ Default$$

Es por esto que siempre el valor de la deuda es menor al valor de la deuda libre de riesgo. Es decir, si la deuda se encuentra colateralizada por un activo específico, entonces la garantía (seguro) contra el *Default* puede ser modelada como una opción *Put* contra dicho activo cuyo precio de ejercicio será igual a valor nominal de la deuda. Por lo tanto, el tenedor de la deuda (Bono, Obligación Negociable, etc.), se dice, esta “ofreciendo” una garantía implícita ya que se encuentra obligado a absorber las pérdidas si es que existiese *Default* . Mientras que las “garantías financieras” pueden verse como una opción *Put*, el Patrimonio (*Equity*) de una firma endeudada puede ser analizado como una opción *Call* sobre los activos de la misma.

Más específicamente, el modelo clásico CCA con dos tipos de derechos contingentes, uno *junior* (*Equity*) y otro *senior* (Deuda), puede modelarse, como opciones implícitas *Put* y *Call* respectivamente. Donde la deuda *junior* se determina como una opción *Call* sobre los Activos de la firma y la deuda *senior* se modela como el valor libre de riesgo menos una opción *Put* sobre los activos de la firma. Esta opción *Put* no es más que el valor de pérdida esperada ante el evento de *Default*, que ocurre al momento inmediato en el que el valor de los Activos cae por debajo de la Barrera de Estrés. Es decir, podemos establecer que los acreedores de deuda (o tenedores) cuando se encuentran “*long*” (tienen el derecho de recibir) el valor libre de riesgo de la deuda y si están “*short*” (tienen la obligación de ceder) una garantía implícita para cubrir la pérdida esperada. El valor

de esta pérdida esperada es equivalente al valor de una opción de *Put* sobre los Activos de la firma cuyo *Strike price* corresponde a la Barrera de Estrés. Para más detalle ver Gray y Malone (2008)^[3].

De la relación anterior entonces podemos establecer la relación de balance del *Equity*:

$$Activos = Deuda + Equity$$

El valor del *Equity* se estima como una opción *Call* sobre los activos de la firma mediante BSM^[8]:

$$E = Call = \max [A - DB, 0]$$

Entonces:

$$E_t = A N (d_1) - B e^{-rt} N (d_2)$$

Donde $d_1 = d_2 + \sigma_A \sqrt{t}$.

Mientras que la Deuda se estima como la deuda libre de riesgo menos la pérdida esperada (opción *Put* sobre los activos de la firma):

$$Activos = Deuda + Equity$$

$$Deuda = Deuda libre de riesgo - Seguro$$

$$D_t = B e^{-rt} - P_t$$

Donde:

$$P_t = Put = \max [DB - A, 0]$$

De manera equivalente:

$$D_t = B e^{-rt} - EL$$

Donde *EL* representa la Pérdida Esperada^[9].

El valor del *Put* se estima mediante BSM:

$$P_t = B e^{-rt} N (-d_2) - A N (-d_1)$$

$$EL = N (-d_2) \left[B e^{-rt} - A \left(\frac{N (-d_1)}{N (-d_2)} \right) \right]$$

Finalmente, dado que el valor y la volatilidad de mercado de los Activos no son directamente observables. Sus valores implícitos se estiman por medio de un proceso iterativo sobre dos ecuaciones. La primer ecuación corresponde a la opción de *Call* (*Equity*) y la segunda ecuación corresponde a una derivación del lema de Itô:

Equity:

$$E = A N (d_1) - B e^{-rt} N (d_2)$$

Lema de Itô:

$$E \sigma_E = A \sigma_A N (d_1)$$

Reordenando:

$$\sigma_E = \frac{A \sigma_A N (d_1)}{E}$$

Podemos utilizar estas dos ecuaciones y calcular, mediante un proceso iterativo, el valor implícito de Activo y su volatilidad.

⁸Donde DB corresponde a *Distress Barrier* o Barrera de Estrés y A a *Assets* o Activos

⁹Por su sigla en inglés *Expected Loss*

Estabilidad Financiera

A través del enfoque de opciones detallado anteriormente, se puede expresar el riesgo de *Default* como una medida de probabilidad y/o de pérdida nominal. La primera medida refleja el riesgo de que un sector (en nuestro caso bancos) solicite su “garantía” es decir, la probabilidad de que efectivamente se ejerza la opción *Put* (corresponde a: $ProbabilidadDefault = N(-d_2)$)¹⁰. La medida nominal de pérdida es igual al valor de la opción *Put* ($Put = \max[DB - A, 0]$). Este último indica la importancia de un sector dentro del sistema y determina un nivel de pérdida dado un evento de estrés. Mientras no se ejerza la opción *Put*, su valor puede verse como costos ocultos para el garante. Estos costos se traducen en capital retenido (por los bancos, (re)aseguradores o bancos centrales) para absorber las pérdidas residuales. En el caso que se utilicen estas medidas de probabilidad y pérdida en sectores como: bancario, seguros y pensiones, los diversos riesgos dentro del sistema financiero pueden reducirse al mismo denominador y, por lo tanto, evaluarse entre sí. Además, las medidas de pérdida de los diferentes sectores financieros (las opciones *Put*) se pueden agregar en una sola medida para el sistema financiero en su conjunto. Esto representa un posible enfoque para una medida de estabilidad financiera, basado en los costos (ocultos) de preservar la estabilidad financiera. Cuanto menor sea el grado de estabilidad sistémica, mayores serán estos costos, expresados como el valor agregado de las garantías (implícitas).

Estimación de parámetros y medidas de Riesgo

El modelo CCA para entidades financieras utiliza la serie de tiempo de cotizaciones de acciones y capitalización de mercado (frecuencia diaria) y los pasivos de las entidades (depósitos) como barrera de estrés a modo de lograr estimar el valor y la volatilidad implícita de los activos de dichas entidades. A partir de la metodología CCA pueden ser estimados varios indicadores de riesgo útiles para cada banco o institución: (i) distancia al estrés; (ii) las probabilidades de *Default* “ajustadas por riesgo” y “reales”; (iii) las pérdidas esperadas (opción de venta - *Put*) de los depositantes y los tenedores de deudas; (iv) la sensibilidad de los indicadores de riesgo a cambios en valor o volatilidad de los activos bancarios subyacentes u otros factores.

Deuda

Cabe hacer una importante aclaración en lo que respecta al análisis de instituciones financieras. Usualmente cuando se utiliza el modelo CCA para una empresa no financiera, se utiliza el valor libro de sus pasivos de corto y un porcentaje (usualmente 50 por ciento) de la deuda de largo plazo. Un análisis más serio sobre la elección de la barrera de estrés consiste en determinar si el umbral de interés se corresponde, de hecho, a un *Default*. Lo que se trata de exponer en este apartado es que los bancos rara vez se encuentran en situación de *Default*. Además, es probable que los reguladores estén menos interesados en la probabilidad de tal evento que en la posibilidad de que los activos bancarios caigan por debajo del nivel en el que se espera que intervengan las autoridades, o en el que los depositantes puedan entrar en pánico. Por lo tanto, tal medida de “distancia al estrés” requiere otra suposición sobre “qué” nivel deberían alcanzar los activos de una entidad financiera para justificar el “estrés”. Una de estas suposiciones sería estimar el nivel de activos implícitos por el CCA de manera consistente con un nivel mínimo de capital regulatorio. Otra metodología (utilizada en el presente trabajo) es considerar los depósitos sin vencimiento y aquellos con vencimiento contractual de hasta un año con una tasa de fuga de aproximadamente entre 10 y 15 por ciento. Dichos porcentajes surgen de la norma de Basilea III impulsada por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea denominada “Coeficiente de Cobertura de Liquidez” (o LCR)¹¹ y se encuentra aplicado en Argentina por medio de la Comunicación “A” 6633 emitida por el BCRA denominada “Ratio de Cobertura de Liquidez”. Estos índices se encuentran disponibles (con frecuencia trimestral) en los informes de disciplina de mercados divulgados por las entidades.

Equity

El *Equity* de cada entidad surge del múltiplo de cantidad de acciones emitidas por su valor de mercado, es decir, el precio de la acción en cada momento de tiempo. En nuestro modelo utilizamos información de frecuencia diaria.

¹⁰Esta probabilidad de *Default* se encuentra en línea con los modelos de riesgo de crédito denominados *point in time*.

¹¹LCR por su sigla en inglés *Liquidity Coverage Ratio*. El objetivo del LCR es promover la resistencia a corto plazo del perfil de riesgo de liquidez de los bancos. Con este fin, el LCR garantiza que los bancos tienen un fondo adecuado de activos líquidos de alta calidad y libres de cargas, que pueden convertirse fácil e inmediatamente en efectivo en los mercados privados, a fin de cubrir sus necesidades de liquidez en un escenario de problemas de liquidez (estrés) de 30 días naturales. Para más detalle ver: https://www.bis.org/publ/bcbs238_es.pdf

Volatilidad del *Equity*

Uno de los problemas habituales al trabajar con estimaciones de volatilidad es que las circunstancias de mercado cambian durante el transcurso del tiempo. Usualmente los mercados de acciones atraviesan períodos de calma o relativamente estables con tendencia alcista, períodos con comportamiento de precio de rango limitado y períodos en que los precios caen rápidamente y (a menudo) rebotan y se recuperan. Es decir, existen regímenes diferentes. Si tomamos, por ejemplo, un mercado de acciones que se ha mantenido relativamente estable (con alguna tendencia) pero que previamente experimentó un largo período de alta volatilidad obtendremos una volatilidad alta salvo que capturemos el régimen actual de volatilidad relativamente más calmo. Por el contrario, si el mercado se encuentra particularmente volátil en este momento pero fue estable durante un tiempo, realizar un análisis de volatilidad por simulación histórica tenderá a subestimar la volatilidad actual.

A modo de resolver el problema planteado se adopta la metodología presentada por C. Alexander^[9] la cual establece una “ponderación” de la volatilidad en el tiempo^[2]. La idea central es ponderar los rendimientos de tal manera que podamos ajustar su volatilidad a la volatilidad actual. Los pasos para lograr esto son sencillos. En primer lugar tenemos que estimar una serie temporal de volatilidad de la muestra histórica. Esto se logra mediante un modelo GARCH asimétrico apropiado (CAROL2), un modelo simple de EWMA también puede ser bastante efectivo.

Dada una serie histórica de retornos sin ajuste $\{r_t\}_{t=1}^T$ y una serie histórica estimada de volatilidad (mediante modelo GARCH o EWMA) $\{\hat{\sigma}_t\}_{t=1}^T$ donde T corresponde al final del período muestral. Entonces, el retorno para cada momento de tiempo $t < T$ se multiplica por la volatilidad en T y se divide por la volatilidad estimada a cada momento t . Es decir, la volatilidad ajustada es:

$$\tilde{r}_{t,T} = \left(\frac{\hat{\sigma}_T}{\hat{\sigma}_t} \right) r_t$$

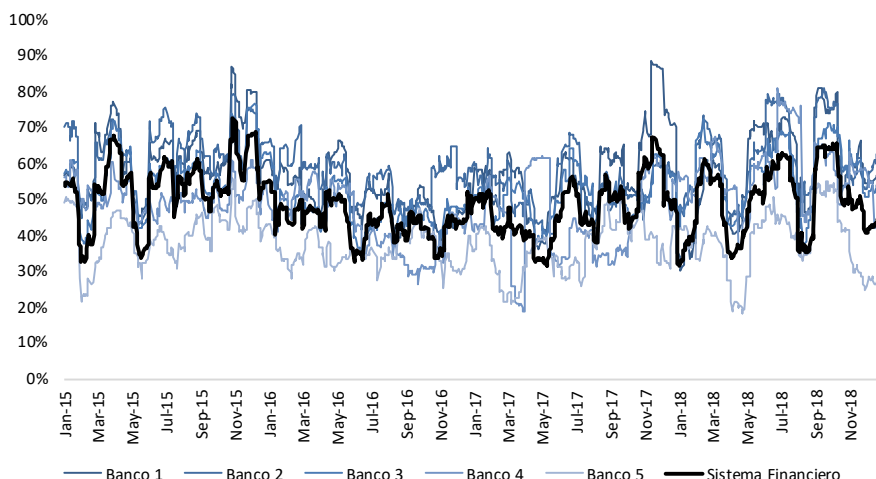
Para la estimación de la serie histórica de volatilidad diaria de cada entidad, se toma el precio de cotización de la acción y se realiza un modelo GARCH(1,1) asimétrico denominado GJR-GARCH.^[13] En términos generales, la razón por la cual se utilizan modelos asimétricos GARCH para acciones es que los aumentos de volatilidad en estos mercados son más pronunciados después de un gran rendimiento negativo que de un rendimiento positivo del mismo tamaño. Este efecto de “apalancamiento” surge debido a que en medida que el precio de las acciones cae, el ratio deuda-capital aumenta, ya que la financiación de la deuda generalmente toma algún tiempo para acomodarse, la empresa adquiere un mayor apalancamiento. Como resultado, el futuro de la empresa se vuelve más incierto y, en consecuencia, el precio de las acciones se vuelve más volátil. No obstante, cuando el precio de las acciones aumenta en una cantidad similar, no se experimenta la misma volatilidad debido a que una subida de precios es una “buena noticia”. El resultado final es una correlación negativa entre los rendimientos de las acciones y la volatilidad.^[8] Los gráficos sobre el resultado del ajuste de volatilidad de cada uno de los bancos se encuentra en el Anexo (apartado: Ajuste de volatilidad mediante modelo GJR-GARCH).

A partir del ajuste sobre los retornos se estima la volatilidad de cada entidad y la del sistema financiero como un proceso de media móvil de 30 días, dicho proceso es similar al GARCH(1,1) antes mencionado. De esta manera la Figura 3 muestra las siguientes series históricas de volatilidad:

¹²Como la autora menciona, metodología sugerida por Duffie y Pan (1997) y Hull-White (1998).

¹³Existe una gran variedad de modelos GARCH que modifican el supuesto de varianza condicional del modelo GARCH simétrico *plain vanilla*. La especificación del modelo GARCH asimétrico depende del tipo de activo que se quiera modelar y de la frecuencia de la serie temporal. Por ejemplo, el modelo tradicional simétrico GARCH para series de tipo de interés o tipo de cambio con frecuencia semanal. Sin embargo un modelo asimétrico GARCH siempre tiene mejor ajuste para series de frecuencia diaria y para índices de *Equity* o *commodities* cualquier frecuencia. El modelo GJR-GARCH fue propuesto por Glosten et al. (1993). El mismo considera un parámetro extra de “apalancamiento” cuya respuesta asimétrica es especificada para aumentar la reacción o respuesta de volatilidad solo ante los *shocks* negativos del mercado.

Figura 2: Volatilidad bancos y Sistema Financiero



Tasa Libre de Riesgo y Prima de Riesgo

El modelo CAPM establece la siguiente relación entre el exceso de retorno esperado de un activo riesgoso y un portafolio mediante:

$$E(R_i) - R_f = \beta_i (E(R_M) - R_f)$$

Donde R_i es el exceso de retorno sobre el activo, R_f es el exceso de retorno sobre el activo libre de riesgo, R_M es el exceso de retorno sobre el mercado (generalmente se utiliza un índice de mercado como el SP500, o en nuestro caso el Merval) y β_i es el “beta” del activo sobre el mercado. El CAPM implica la siguiente relación lineal para la relación entre rendimientos ordinarios en lugar de rendimientos en exceso:

$$E(R_i) = \alpha_i + \beta_i E(R_M)$$

Donde α_i mide el rendimiento esperado del activo relativo al índice de mercado o *benchmark* (un $\alpha_i > 0$ indica que se espera el activo rinda más que el índice o *benchmark* y viceversa), β_i es la sensibilidad del factor de riesgo del activo.

Si bien los modelos estándar de estimación por medio de OLS son los más conocidos, estos aplican mejor desde el punto de vista de un *asset managers* (que puede comparar distintos portafolios para recomendar a sus inversores utilizando datos históricos semanales o mensuales), cuando queremos realizar un análisis de gestión de riesgo usualmente se trabaja con datos diarios y los parámetros obtenidos mediante OLS no reflejarán las condiciones actuales de mercado. El modelo OLS simplemente representará un valor promedio respecto al período de tiempo cubierto por la muestra utilizada en el modelo de regresión. Para estimar un modelo que logre mapear los riesgos de un portafolio con un β variable en el tiempo partimos de:

$$Y_t = \alpha_t + \beta_t X_t + \varepsilon_t$$

Donde X_t e Y_t denotan los rendimientos en el factor de mercado y en la acción (o cartera) en el momento t , respectivamente. Es decir, los riesgos sistemáticos y específicos ya no se suponen constantes a lo largo del tiempo.

Una forma simple de estimar los parámetros del modelo anterior es mediante el modelo de “Media Móvil Ponderada Exponencialmente” (EWMA)¹⁴. El β variable en el tiempo se estima como la covarianza de los rendimientos del activo y factores dividida por la varianza del rendimiento de los factores. Es decir, el β que se observa en el momento t es:

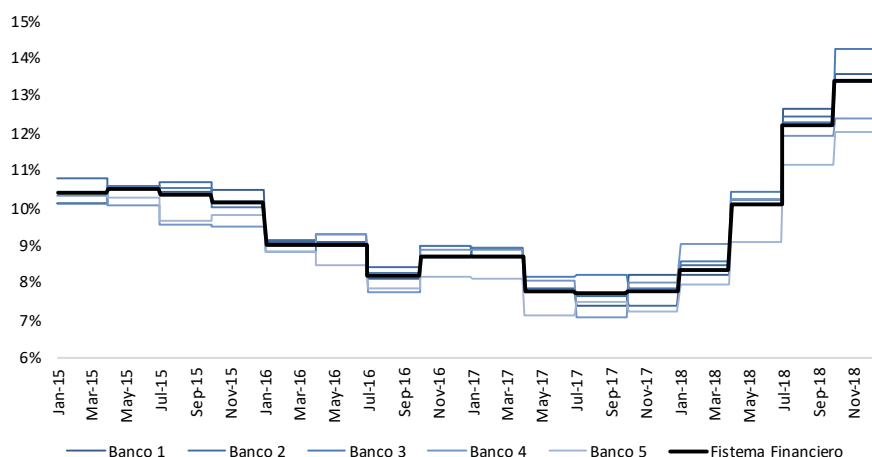
$$\hat{\beta}_t^\lambda = \frac{Cov_\lambda(X_t, Y_t)}{Var_\lambda(X_t)}$$

Finalmente se elige un factor de λ entre 0 y 1, nosotros utilizamos 0.95 medida comúnmente empleada para datos diarios.

La prima de riesgo relativa a cada activo (banco) se puede apreciar en la Figura 3 a continuación:

¹⁴Corresponde a la siglas en inglés *Exponentially Weighted Moving Average*.

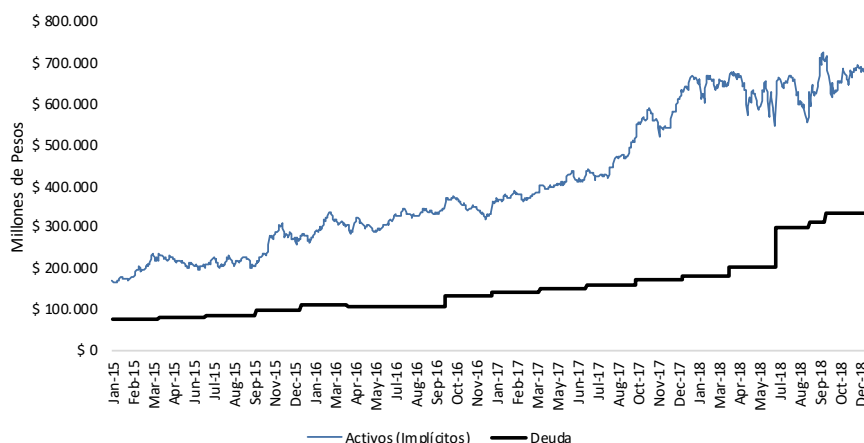
Figura 3: Estimación MRP



Deuda y *Equity*

Finalmente los últimos parámetros necesarios para la construcción del modelo CCA son el valor de la Deuda y el *Equity*. Como hemos mencionado anteriormente el valor de la Deuda, para el caso de entidades financieras, se desprende del valor obtenido en el rubro “Salidas de Efectivo Total” ponderado del informe de LCR. Mientras que, el valor del *Equity* de las entidades financieras es directamente observable mediante el valor de capitalización de mercado de cada una de las compañías financieras. Por último, mediante el modelo de Merton antes presentado y el lema de Itô, se ejecuta un proceso iterativo que nos permite hallar el valor de mercado (implícito) de cada entidad tal y como se puede observar en el Anexo del presente trabajo (ver apartado: Evolución Deuda y *Equity*). La Figura 4 a continuación muestra evolución del valor implícito de los activos y el valor de Deuda del grupo de cinco entidades a modo de *proxi* de Sistema Financiero o “Gran Banco” que a diciembre 2018 representa un 55 % del Activo total del Balance de las Entidades Financieras Privadas del país.

Figura 4: Estimación CCA para el conjunto de Entidades (Sistema Financiero)



Indicadores de Riesgo

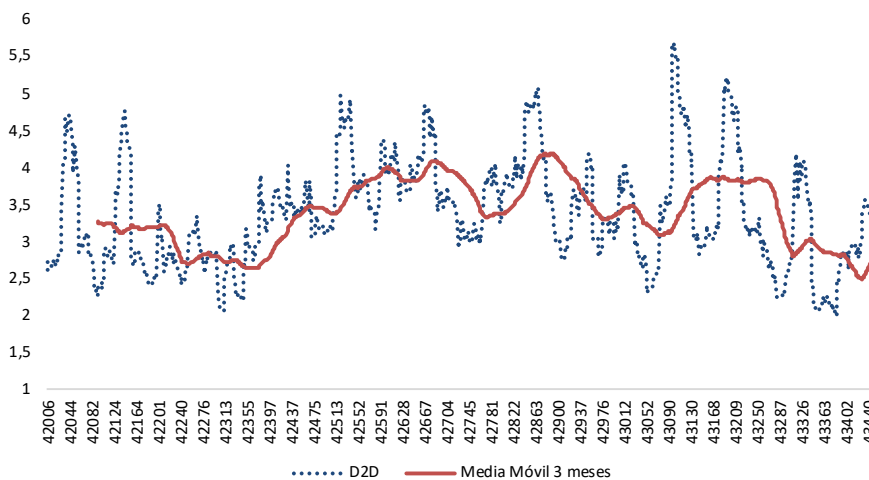
Del resultado sobre la evolución de valor de Activos implícitos y Deuda del apartado anterior podemos obtener los siguientes indicadores de riesgo:

D2D: Distancia hacia el Estrés

Uno de los indicadores de riesgo financiero útil es la denominada “Distancia hacia el *Default*” (o simplemente D2D) donde $D2D = d_2$. Como hemos mencionado anteriormente, esta medida nos indica la cantidad de desvíos estándar que se encuentra la entidad del *Default*. La Figura 5 a continuación nos muestra la evolución de la D2D y su media móvil a 3 meses sobre el grupo de entidades, mientras que en el Anexo presentamos la evolución de

dicho indicador de riesgo para cada una de las entidades analizadas (ver apartado: Evolución Distancia hacia el Estrés).

Figura 5: Evolución D2D para el conjunto de Entidades (Sistema Financiero)

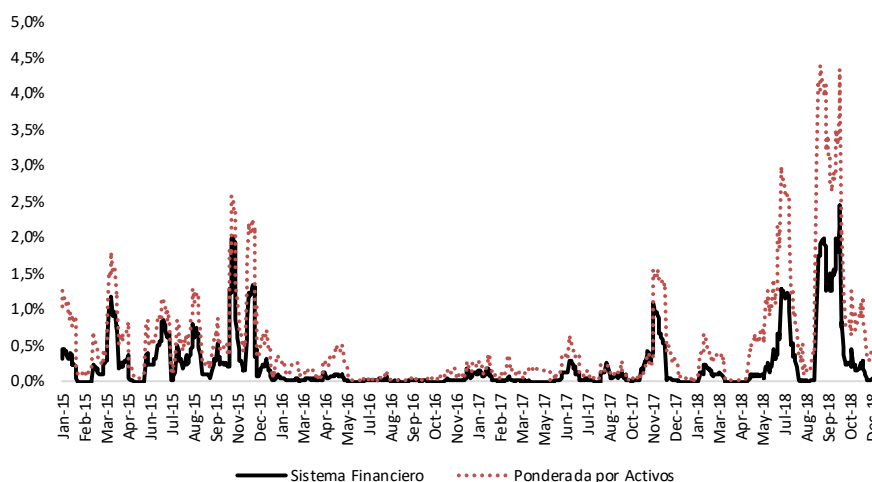


Observando la evolución de la media móvil de la D2D en Figura 5, queda en evidencia dos períodos de estrés vinculados al primer *shock* devaluatorio ocurrido a fines del 2015 y la inminente crisis que surge a partir del último trimestre de 2018.

Probabilidades de *Default*

La Figura 6 a continuación muestra no solo la evolución de la PD para el *proxi* del Sistema Financiero agregado (como si fuera un único “Gran Banco”), sino que también muestra la evolución de la PD promedio ponderada por los Activos de las distintas entidades y sus respectivas probabilidades de *Default*. Es interesante notar como la medida ponderada muestra un riesgo ligeramente más alto durante los períodos de crisis o estrés, ya que los bancos relativamente “chicos”, que de alguna manera se diluyen en la agregación de la cartera sobre la estimación del “gran banco”, tienen un impacto relativamente mayor en un promedio ponderado de probabilidad de *Default*. Podemos concluir que la PD promedio ponderada por activos indica de mejor manera si un banco individual puede correr riesgos, mientras que la agregación o la PD del “gran banco” muestra una preocupación más amplia en todo el sistema. Finalmente podríamos decir que la diferencia entre ambas PDs es una especie de indicador simplificado (aproximado) del tamaño de los bancos más afectados.

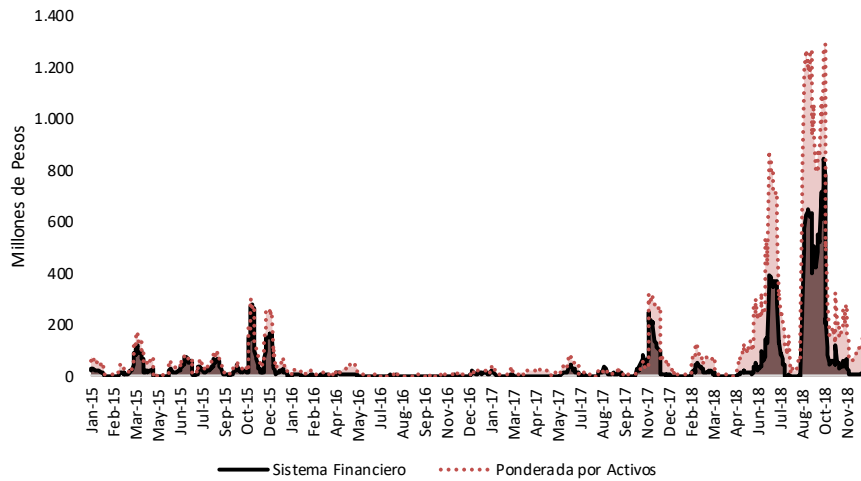
Figura 6: Estabilidad Financiera: Evolución Probabilidad de *Default*



El gráfico a continuación presenta la medida o cuantía de pérdida esperada (*Put*) agregada de estabilidad financiera. Para el caso de las entidades financieras, estos costos se traducen en capital retenido por parte de las entidades. Como puede observarse dicho costo se incrementó considerablemente durante el último trimestre

del 2018. Cabe aclarar que este aumento no se debió a un cambio de perfil de riesgo en las entidades bajo consideración, es decir, un cambio de apetito de riesgo desde el punto de vista de balance, descalce o apalancamientos (esto puede observarse en los informes trimestrales de disciplina de mercado informado por las entidades financieras) sino más bien, surgen de costos indirectos de estabilidad financiera y cambiaria ocurrida durante dicho período. Como consecuencia de dicha inestabilidad, el valor subyacente de la opción de venta (*Put*) ha aumentado y, por lo tanto, aumentan los costos para salvaguardar la estabilidad.

Figura 7: Estabilidad Financiera: Costo o Medida de Pérdida de preservar la Estabilidad Financiera (*Put*)



Finalmente, otra forma de analizar el modelo CCA es mediante la correlación de la medida de riesgo que surge de este modelo contra una de las medidas de riesgo tradicional bancario, la mora. La figura 8 a continuación, muestra las correlaciones para distintos plazos (rezagos y adelantos) entre dos medidas de riesgo bancario para el sistema financiero: la Mora de la Cartera Consumo y la Mora de la Cartera Comercial contra la variable D2D. En la Figura 9 podemos apreciar que la mora para la Cartera Comercial se encuentra fuertemente correlacionada con una disminución en la D2D de unos pocos meses anteriores; es decir la caída de la D2D predice el aumento de la Mora Comercial unos meses más tarde.

Figura 8: Evolución Mora Cartera Comercial y Consumo contra D2D

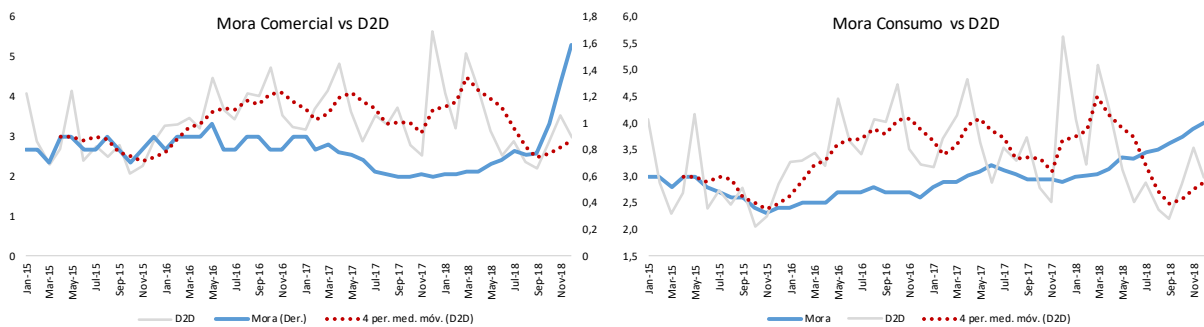
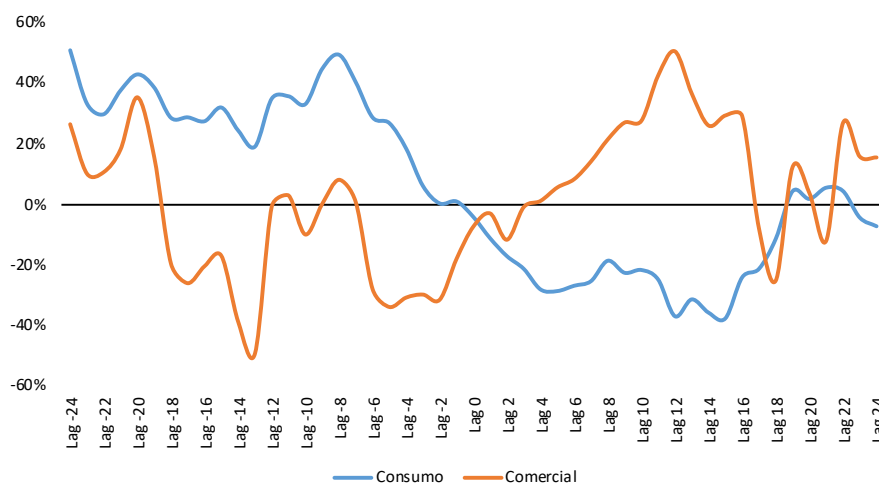


Figura 9: Correlación: Mora Cartera Comercial y Consumo contra D2D



Modelo de Estrés

El objetivo de este apartado es poder desarrollar un modelo que ayude a los tomadores de decisiones a monitorear y medir el riesgo de *Default* de las instituciones financieras ante cambios o *shocks* macroeconómicos o financieros.

A grandes rasgos podemos decir que existen varias variables sobre las cuales podemos esperar de manera razonable que se encuentren correlacionadas con el riesgo del sector bancario financiero. Para el ejercicio a continuación tomaremos aquellas variables con frecuencia mensual.

Las variables seleccionadas se presentan en la tabla a continuación. Las mismas se pueden dividir en macroeconómicas, financieras domésticas e internacionales y de mercados financieros.

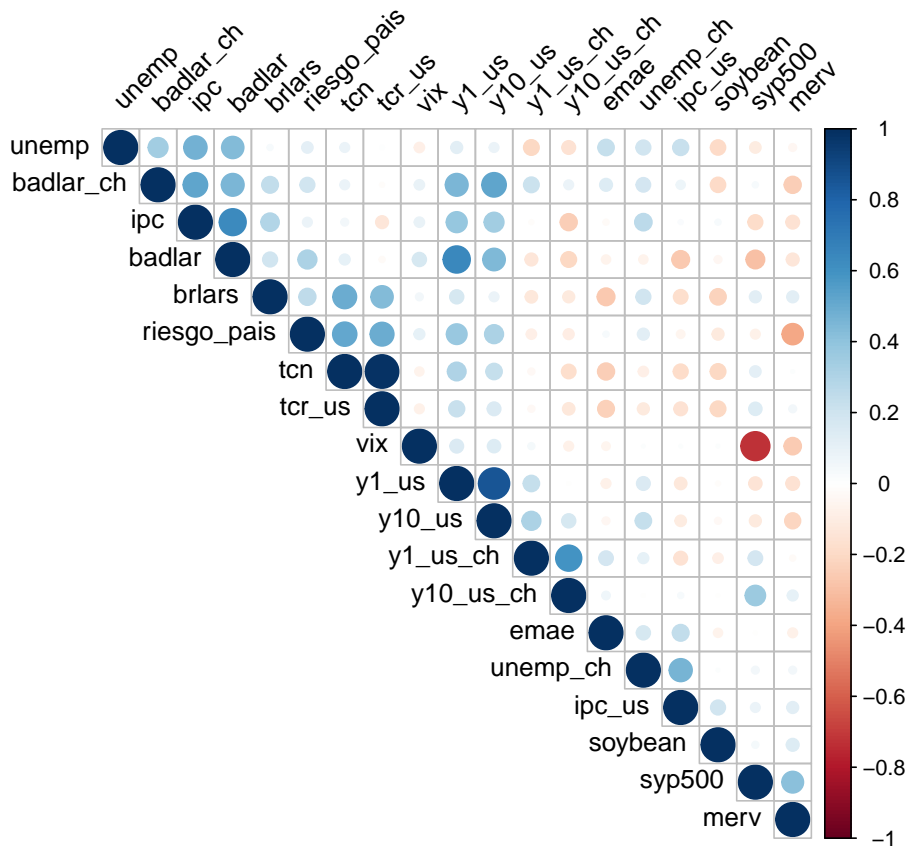
Cuadro 1: Variables seleccionadas

Variable	Descripción
ema	Estimador Mensual de Actividad Económica.
ipc	Índice de Precios del Consumidor.
unemp	Tasa de Desempleo.
unemp_ch	Diferencia sobre la tasa de Desempleo.
rp	Riesgo País: Medida de riesgo de <i>Spread</i> sobre bonos soberanos en USD.
tcn	Tipo de Cambio Nominal.
badlar	Tasa de referencia interbancaria a 30 días por Depósitos mayores a 1 millón de pesos.
badlar_ch	Diferencia de la Tasa BADLAR.
ipc_us	Índice de Precios del Consumidor de USA.
tc_real_us	Tipo de Cambio Real.
y1_us	Tasa de Interés de Bonos soberanos USA con vencimiento a un año.
y1_us_ch	Diferencia sobre tasa de Interés de Bonos soberanos USA con vencimiento a diez año.
y10_us	Tasa de Interés de Bonos soberanos USA con vencimiento a un año.
y10_us_ch	Diferencia sobre tasa de Interés de Bonos soberanos USA con vencimiento a diez años.
s&p500	Índice de Bolsa USA.
vix	Índice de Volatilidad USA.
merv	MERVAL: Índice de Bolsa Argentina.
brlars	Tipo de Cambio Real y Peso Argentino.
soybean	Precio de la Soja.

Finalmente cabe señalar que se consideraron variables con correlación relativamente baja para lograr mantener la dimensionalidad de las regresiones baja. La Figura 10 a continuación muestra la correlación entre las

mismas:

Figura 10: Correlación entre variables



Heterogeneidad de Entidades

Dado que contamos con un grupo heterogéneo de bancos, la muestra de variables explicativas para su conjunto no sería suficiente para explicar la evolución del retorno de los activos de dichas entidades. A modo de diagnóstico se llevó a cabo una regresión lineal para cada entidad (retorno de los activos) con el conjunto de las variables detalladas anteriormente. La metodología empleada es la de “pasos” es decir, esta metodología elige un modelo mediante un algoritmo iterativo (“pasos” hacia adelante y hacia atrás) mediante AIC¹⁵. Los resultados son expuestos en la Cuadro 2 a continuación¹⁶.

¹⁵Criterio de información de Akaike.

¹⁶Los coeficientes marcados con un * tienen una significancia del 10%, el resto menor o igual al 5%

Cuadro 2: Bondad de ajuste de las variables

Variable	Banco 1	Banco 2	Banco 3	Banco 4	Banco 5
Constante	0.097	-0.039	0.222	0.232 *	0.0614 *
emae	-0.399	-0.249 *			-0.406
ipc					
badlar	-0.344				-0.238 *
badlar ch	1.176				0.951 *
tcn	-0.420	2.109			
unemp			-2.435	-2.62 *	
unemp ch					
riesgo pais	0.278	-0.194 *			
ipc us					
tcr us		-1.823	-0.189		-0.285
y1 us					
y1 us ch			20.506		18.718 *
y10 us					
y10 us ch			-9.252		
syp500	-1.644	-0.483 *	-0.817		-1.139
vix	-0.130		-0.111		-0.150
merv	1.047	1.113	0.813	0.49	0.916
soybean					
brlars		-0.348			
Adj. R-Squared	0.59	0.79	0.75	0.36	0.65
F-statistic	9.268	25.32	20.8	13.7	11.63

Análisis de Componentes Principales - PCA

PCA es una metodología por la cual, entre otras cosas, se utiliza para extraer información común sobre un número de series de tiempo y sintetizar la misma en un número de factores reducidos. En nuestro trabajo queremos lograr reducir las 19 variables (macroeconómicas y financieras) en un conjunto menor de datos que sean más fácil de manejar luego para realizar el modelo VAR. Para alcanzar dicho objetivo, primero hemos empleado regresiones simples sobre cada una de las entidades analizadas (ver cuadro arriba) sobre ese análisis se han seleccionado aquellas variables que han sido estadísticamente significativas y se aplica PCA sobre este grupo.

Una vez que aplicamos PCA a nuestros datos obtenemos 13 factores ortogonales, siendo cada uno una combinación lineal de cada una de las variables. A modo de lograr reducir la dimensión de las series de tiempo se procede a seleccionar aquellos factores principales que tengan una varianza mayor a uno. Es decir, cuando aplicamos PCA cada componente obtenido posee un autovalor el cual mide la varianza explicada por cada uno de estos componentes. Los primeros componentes principales explican una mayor varianza. Se elijen aquellos componentes principales cuya varianza es mayor a uno dado que dicho valor indica que el componente principal explica más la varianza que cada variable de la serie de tiempo estandarizada. Es por eso que esta referencia se utiliza comúnmente al momento de disminuir la dimensión de los datos. En nuestro ejercicio nos quedamos con cinco Componentes Principales los cuales explican el 76 por ciento de la varianza de las series de tiempo según se expone en el Cuadro 3.

Cuadro 3: Análisis de Componentes Principales

Componente Principal	PC.1	PC.2	PC.3	PC.4	PC.5
Varianza	2.95	2.43	1.78	1.54	1.15
Desvío Estándar	1.72	1.56	1.33	1.24	1.07
Proporción de Varianza	0.23	0.19	0.14	0.12	0.09
Proporción Acumulada	0.23	0.41	0.55	0.67	0.76

Finalmente, sobre los cinco componentes principales se les aplica un procedimiento llamado “rotación varimax” el cual no cambia la ortogonalidad de los factores. Este procedimiento realiza una transformación en la cual elige cada factor y maximiza los mayores y minimiza los más pequeños. Este procedimiento establece las cargas de los componentes lo más cerca posible de uno o cero, por lo cual nos permite interpretar los factores de cada componente como algo similar a una suma de un pequeño número de variables, en lugar una combinación de 13 variables. El Cuadro 4 a continuación muestra el resultado:

Cuadro 4: Factores y asignación de grupo

Variable	PC.1	PC.2	PC.3	PC.4	PC.5
ema	-0.11	0.09	0.10	0.15	-0.77
badlar	0.05	-0.24	-0.18	0.78	0.13
badlar ch	0.09	-0.07	0.33	0.80	-0.03
tcn	0.92	0.10	-0.08	0.04	0.25
unemp	0.02	0.15	-0.32	0.70	-0.27
riesgo pais	0.76	-0.23	-0.03	0.21	-0.22
tcr us	0.92	0.13	-0.06	-0.09	0.22
y1 us ch	-0.01	-0.02	0.88	-0.03	-0.10
y10 us ch	-0.13	0.18	0.83	-0.06	-0.02
syp500	0.11	0.87	0.31	-0.07	0.04
vix	-0.06	-0.87	0.06	0.03	0.20
merv	-0.24	0.60	-0.06	-0.11	0.45
brlars	0.43	0.08	-0.02	0.31	0.61
	Monetario	Financiero	Monetario Internacional	Tasa de Interés	Macro y Regional

Vectores Autorregresivos - VAR

En el presente apartado realizaremos las estimaciones de los modelos VAR para cada entidad (es decir la variación logarítmica del retorno sobre el valor del activo implícito antes calculado) y los cinco componentes principales extraídos anteriormente. Dado que utilizamos como variables explicativas los componentes principales podemos decir que la ordenación del sistema es, hasta cierto punto, trivial. Es decir, si bien cada uno de los factores puede causar cambios¹⁷ en los activos implícitos del banco, los factores no pueden afectarse mutuamente por construcción, ya que son ortogonales. No obstante, pueden ser autocorrelacionados y pueden causar¹⁸ cambios en otros factores.

Los retornos de los activos implícitos y las variables macroeconómicas utilizadas (todas en cambios logarítmicos menos las de tasas de interés) son estacionarios bajo el criterio de Dickey-Fuller con un nivel de significancia al 5 por ciento. Cada modelo VAR se especificó en un rezago, es decir un AR(1) dado que los criterios de AIC y SIC fueron los más frecuentes.

Funciones Impulso-Respuesta

Las funciones de Impulso-Respuesta (IRF) señaladas anteriormente tienen una particularidad respecto al tratamiento de variables macroeconómicas tradicionales que radica en el hecho de que no podemos separar, por ejemplo, el efecto de cambio del S&P500 por el VIX (PC2), pero como los factores derivados del análisis PCA son por construcción ortogonales, el impulso-respuesta obtenido del factor denominado Financiero Internacional (PC2) muestra el impacto de un *shock* a ese factor en el valor de los activos implícitos de cada banco manteniendo todos los demás factores constantes.

Más precisamente, debemos tener presente que cada factor es una combinación lineal de las variables macroeconómicas o financieras subyacentes. Es decir, cuando hablamos sobre el impacto en el PC2 (Factor Financiero Internacional) explica una agrupación de *shocks* que tienden a afectar a un subconjunto de las variables macroeconómicas o financieras de manera simultánea, con quizás un efecto mínimo o nulo a otras variables macroeconómicas o financieras. En nuestro ejemplo, un *shock* (salto) en el VIX se correlaciona con rendimientos negativos del Merval y el índice S&P500, lo que interpretamos como un *Shock* Financiero Internacional¹⁹

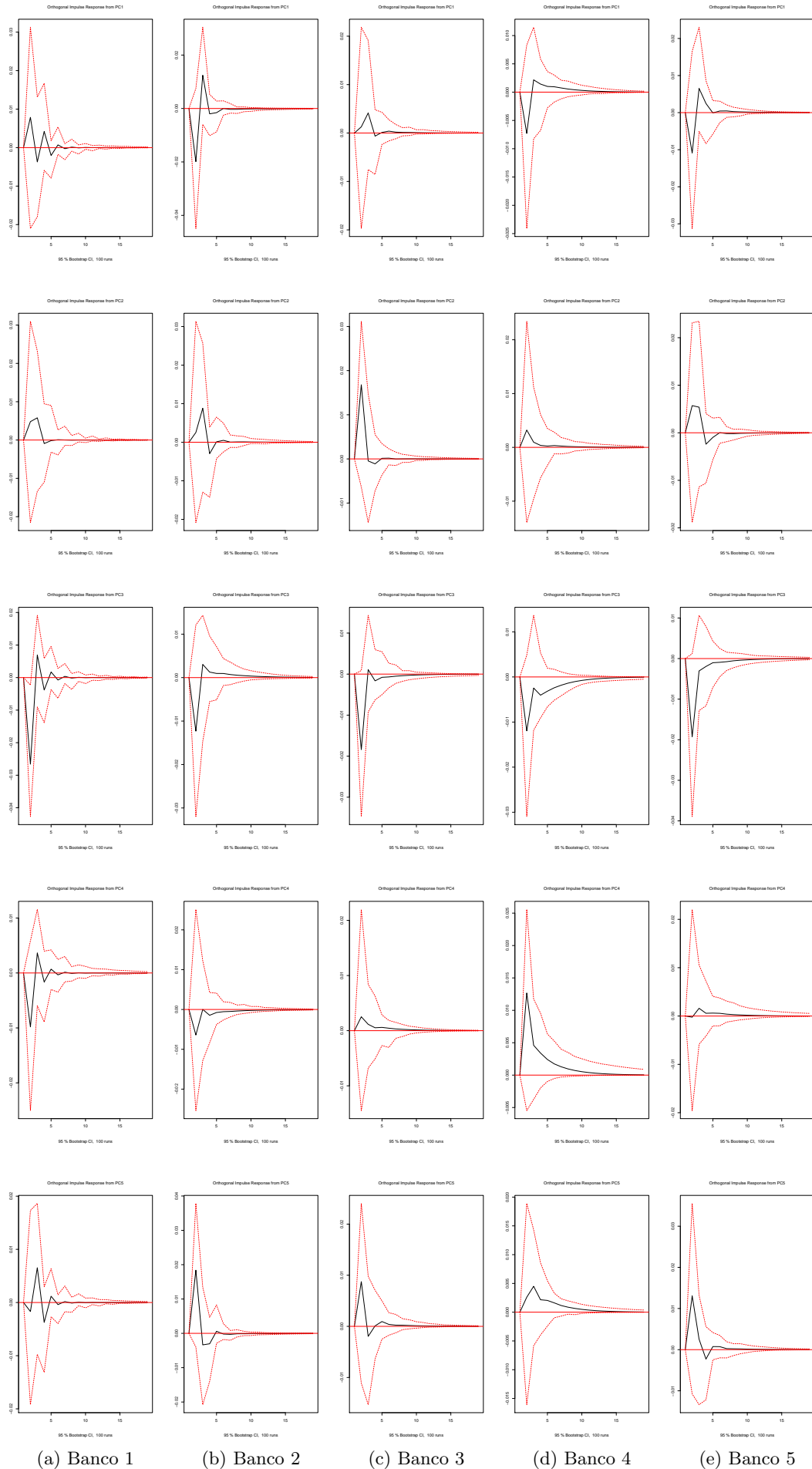
Del cuadro anterior podemos resumir que un *shock* en el PC1, es decir, un aumento del tipo de cambio y el riesgo país, provoca una disminución en los activos implícitos para los bancos 2, 4 y 5, mientras que para el banco 3 no tiene impacto significativo. En el caso del banco 1, este impacto es positivo, siendo un poco contra intuitivo. El segundo componente principal, PC2, que refleja un componente principalmente financiero, nos muestra que ante un *shock* (positivo) todos los bancos presentan un aumento en el valor implícito de sus activos,

¹⁷En el sentido de Granger.

¹⁸En el sentido de Granger.

¹⁹Aunque no todos los *shocks* al VIX tendrán la misma transmisión al Merval y al S&P500, ni será realmente independiente de otras variables macroeconómicas o financieras.

Figura 11: Funciones Impulso-Respuesta



(a) Banco 1

(b) Banco 2

(c) Banco 3

(d) Banco 4

(e) Banco 5

siendo el banco 4 el menos afectado (quizás porque es un banco más pequeño y de capital nacional). El tercer componente, PC3, que refleja principalmente componentes de política monetaria de la FED (cambio en la curva soberana de USA a 1 y 10 años) impacta de manera negativa en el valor de activos implícitos de cada una de las entidades. Por su parte el PC4 (explicado en mayor parte por variaciones en la tasa Badlar y el Desempleo) impacta de manera negativa en el banco 1 y 2 (en este último con impacto poco significativo), mientras que en el banco 3 y 5 prácticamente no tiene efecto y al banco 4 lo afecta positivamente, cabe señalar que este banco posee características bien distintas al resto de los bancos, por lo tanto es esperable que su impacto sea distinto. Finalmente, el *shock* en el componente principal 5 (que denominamos Macro-Regional) que reflejaría una caída en la actividad económica (EMAE) y un aumento en el tipo de cambio del Peso Argentino contra el Real²⁰ que refleja un tipo de cambio más competitivo, afecta de manera positiva al valor de los activos implícitos de cada banco. Entendemos que este *shock* es difícil de explicar dado que la devaluación mejora los términos de intercambio con los socios comerciales pero afecta de manera interna los salarios, costos de producción internos y el consumo (entre otros).

Simulación de Escenarios

Las Funciones de impulso-respuesta estimadas anteriormente nos permiten simular distintos escenarios. A continuación presentaremos varios *shock* a los distintos componentes principales de manera tal que afecten las medidas de riesgo del modelo CCA.

Presentaremos tres escenarios distintos. Para cada escenario estimaremos la D2D y la Probabilidad de *Default*. Como hemos mencionado anteriormente, la estimación de la D2D requiere como dato de entrada el valor y la volatilidad de los activos implícitos, el valor de mercado del patrimonio, el valor de la deuda y la tasa libre de riesgo. Tomaremos como dato los valores obtenidos al último día de la muestra (28 diciembre 2018) salvo para la volatilidad del banco 5 que se encuentra muy por debajo de su nivel promedio, para la cual aplicamos el promedio del último año²¹. Dado que la intención es generar escenarios que representen *shocks* negativos para las condiciones económicas y financieras, esperamos que la volatilidad de los activos, que está estrechamente relacionada con la volatilidad del *Equity*, aumente. Por lo tanto, esta mayor volatilidad en los activos implícitos implicará una menor D2D.

El primer escenario presentado en la Figura 12 representa un *shock* Doméstico puntual. Es decir, se aplica un único *shock* al inicio del período. Este *shock* puntual trata, en menor magnitud, de representar lo ocurrido durante el último trimestre del 2018 donde la Argentina se encontró fuertemente afectada por variables domésticas representadas en parte por el Componente Principal 1²² que posee como principales variables al tipo de cambio y el Riesgo País. El componente Principal 4 representado principalmente por movimientos en la tasa Badlar y el desempleo y, finalmente, el Componente Principal 5 que es explicado en mayor parte por el EMAE y el tipo de cambio Peso contra Real. Podemos ver que los bancos 3 (banco nacional grande) y 5 (banco internacional grande) son los menos afectados. Mientras que los bancos 2 (banco internacional grande) y 4 (banco nacional chico) son los más afectados.

El segundo escenario representa un *shock* Internacional puntual. Es decir, se aplica la misma metodología de aplicar un único *shock* al inicio del período tratando de reflejar en parte lo ocurrido con las variables internacionales más significativas que se encuentran representadas por el Componente Principal 2 y el 3. El primer Componente Principal mencionado tiene como principales variables al S&P500 y el VIX. Mientras que en menor medida la tercer variable significativa corresponde al Merval. El último Componente Principal mencionado se explica principalmente por la volatilidad de las tasas soberanas de USA a 1 y 10 años. La Figura 13 a continuación se puede apreciar que si bien existe un impacto negativo en las entidades, podemos decir que, en términos relativos, éste es menor al *shock* Doméstico puntual.

Finalmente la Figura 14 representa un *shock* Global. Es decir, se aplica de manera conjunta el *shock* Doméstico puntual y *shock* Internacional puntual. De esta manera aplicamos al *shock* los cinco componentes principales. Podemos apreciar que el banco 2 es el más afectado, luego el banco 4, banco 1, banco 5 y finalmente el banco 3.

²⁰Se encontraba cerca de los 6 pesos por real a principios de 2018 y luego de la devaluación ocurrida a partir de julio de 2018 termino promediando los 10 pesos.

²¹La volatilidad promedio de los activos implícitos para el resto de los bancos es muy cercana a su último valor informado.

²²La manera de determinar la magnitud del impacto, es decir, los desvíos estándar fue mediante el análisis de distribución del período muestral. Por ejemplo: el Tipo de Cambio al final del período aumentó 2,5 desvíos respecto de la media de la muestral; la tasa Badlar al final del período alcanzó el 51 %, valor que representa más de tres desvíos de la serie histórica; y la tasa de desempleo más alta se encuentra en marzo 2015 y representa dos desvíos de la media de la distribución.

Figura 12: Escenario 1 - *Shock*: Estrés Doméstico

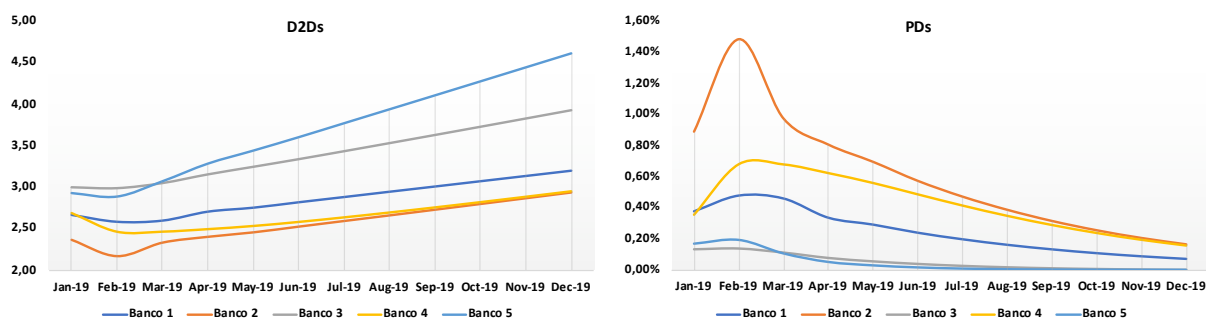


Figura 13: Escenario 2 - *Shock*: Estrés Internacional

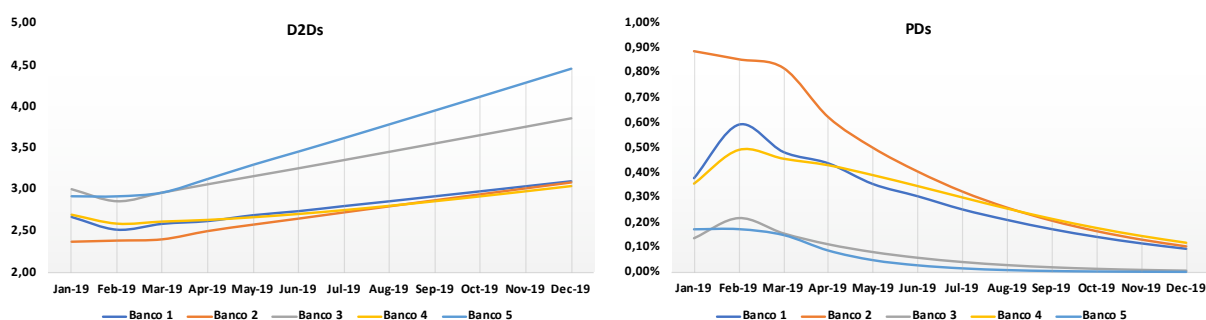
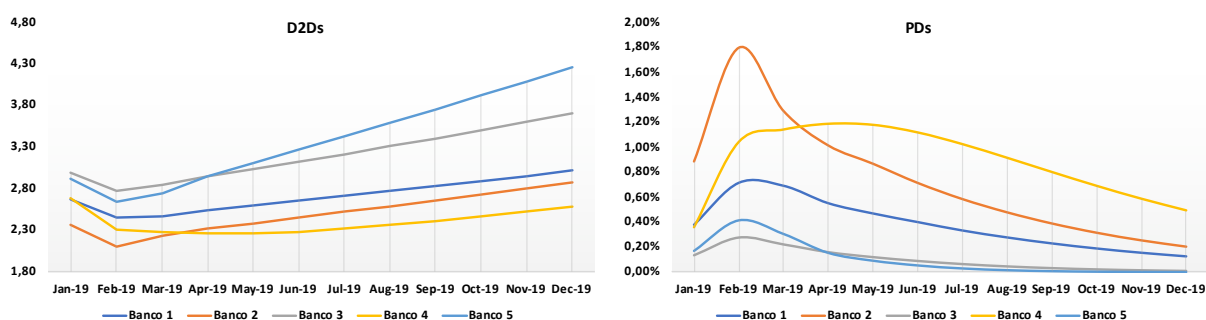


Figura 14: Escenario 2 - *Shock*: Estrés Global



Analizando el *shock* Global podemos ver que los cinco bancos muestran recuperaciones luego del *shock*. La entidad más reactiva al *shock* es la número dos, si bien se aprecia un importante salto (caída) en la PD (D2D) la recuperación es rápida dado que a los dos meses del *shock* vuelve a su PD de inicio. En contraposición, el banco que presenta más persistencia al *shock* es el número 4, que no comienza a revertirse hasta un año después del *shock*. Como hemos mencionado anteriormente, el banco 4 es de tamaño relativamente pequeño sobre el resto de los bancos, mientras que el banco 1 es considerado grande. Es pertinente señalar que para el regulador, este ritmo diferente de recuperación debería implicar que, si bien algunos bancos históricamente han podido recuperarse rápidamente después de una crisis, otros han tardado más tiempo en recuperarse y deben ser monitoreados más de cerca luego de repercusiones o turbulencias financieras.

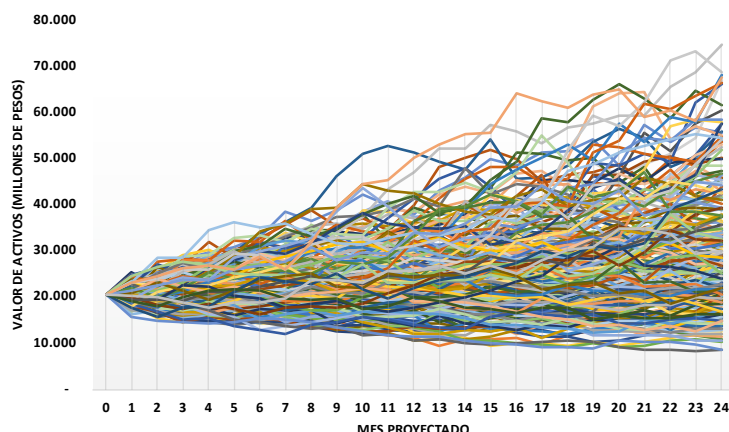
Simulación de Montecarlo

Finalmente, al análisis de escenarios puntuales presentado anteriormente, se lo complementa con un análisis de simulación. Entendemos que este tipo de metodología es necesaria, dado que desde el punto de vista estadístico siempre es recomendable trabajar con intervalos de confianza como complemento a una estimación puntual.

La metodología de trabajo consiste en generar 1,000 números aleatorios para una distribución normal multivariante con media cero y desvío (sigma) que surge de aplicar Descomposición (factorización) de Choleski

sobre la matriz de Covarianzas de los residuos. La figura 15 a continuación muestra, a modo de ejemplo, la evolución del valor implícito de los activos del Banco 4.

Figura 15: Banco 4- 255 simulaciones sobre simulación de 1,000 escenarios próximos 24 meses.



El resultado de las simulaciones se encuentra resumido en los Cuadros 5 y 6. Se puede apreciar que el valor esperado de PD para cada entidad y el Sistema Financiero en su conjunto se encuentra por debajo del 0.5%. No obstante es interesante destacar los resultados obtenidos a un nivel de confianza del 99% (valor comúnmente utilizado para establecer la pérdida máxima que puede experimentar una inversión dentro de un horizonte temporal) donde el banco 4, una de las entidades más pequeñas y de capital nacional, parece ser el más vulnerable.

En ambos cuadros podemos ver que la simulación de Montecarlo se ejecutó tanto a nivel de cada entidad como *proxi* del Sistema Financiero agregado (un único “Gran Banco”). Y, además la PD también se estimó como promedio ponderada por los Activos de las distintas entidades. Cabe destacar, al igual que antes (apartado Probabilidades de *Default*) como la PD ponderada por activos muestra un riesgo más alto durante los períodos de crisis o estrés. Esto ocurre debido a que en el *proxi* del Sistema Financiero los bancos relativamente “chicos” se diluyen en la agregación de la cartera sobre la estimación del “Gran Banco”. Mientras que en la estimación de la PD ponderada tienen un impacto relativamente mayor. Por lo tanto, al igual que antes, podemos concluir que la PD promedio ponderada por activos indica de mejor manera si un banco individual puede correr riesgos, mientras que la agregación o la PD del “único Gran Banco” muestra una preocupación más amplia en todo el sistema. Finalmente podríamos decir que la diferencia entre ambas PDs es una especie de indicador simplificado (aproximado) del tamaño de los bancos más afectados.

Cuadro 5: Distribución Activos Implícitos

Quantil	0.1 %	1 %	50 %
Banco 1	102,890	121,720	211,240
Banco 2	91,093	109,548	198,595
Banco 3	140,706	164,191	284,326
Banco 4	9,210	11,750	23,306
Banco 5	95,049	114,211	220,556
Sist. Financiero	487,703	557,438	933,247

Finalmente las Figuras 16 y 17 muestran la distribución del Activo para el *proxi* de Sistema Financiero agregado y la distribución de la PD y la PD promedio ponderada por los Activos de cada entidad (como mencionamos anteriormente a diciembre 2018 las cinco entidades representan un 55% del Activo total del Balance de las Entidades Financieras Privadas del país). Las líneas punteadas marcan los cuantiles 0.1%, 1% y 50% para la Figura 16 y los cuantiles 99.9%, 99% y 50% para la Figura 17 (en el apartado del Anexo titulado: Distribución sobre Simulación de Montecarlo se encuentra el detalle por cada una de las entidades).

Cuadro 6: Distribución Probabilidad de Default

Quantil	99.9 %	99 %	50 %
Banco 1	17.77	3.47	0.09
Banco 2	2.80	5.83	0.15
Banco 3	4.89	1.67	0.01
Banco 4	95.06	65.14	0.08
Banco 5	43.50	14.25	0.00
Sist. Financiero	3.90	1.19	0.00
Sist. Financiero Pond.	14.16	7.98	0.35

Figura 16: Escenario 1 - Shock Tipo de Cambio y Riesgo País

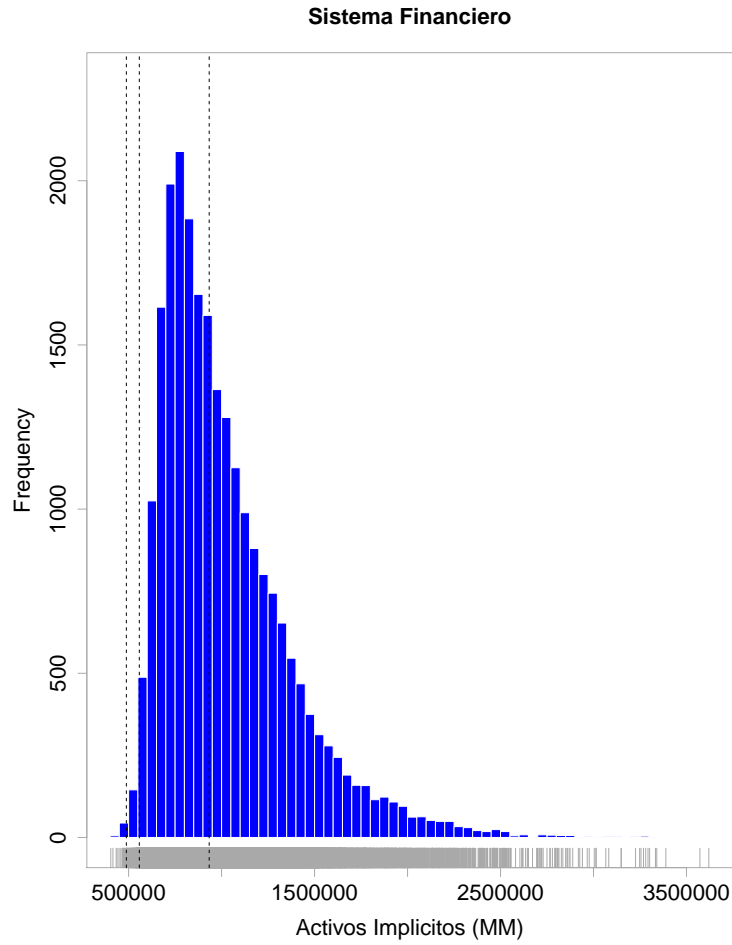
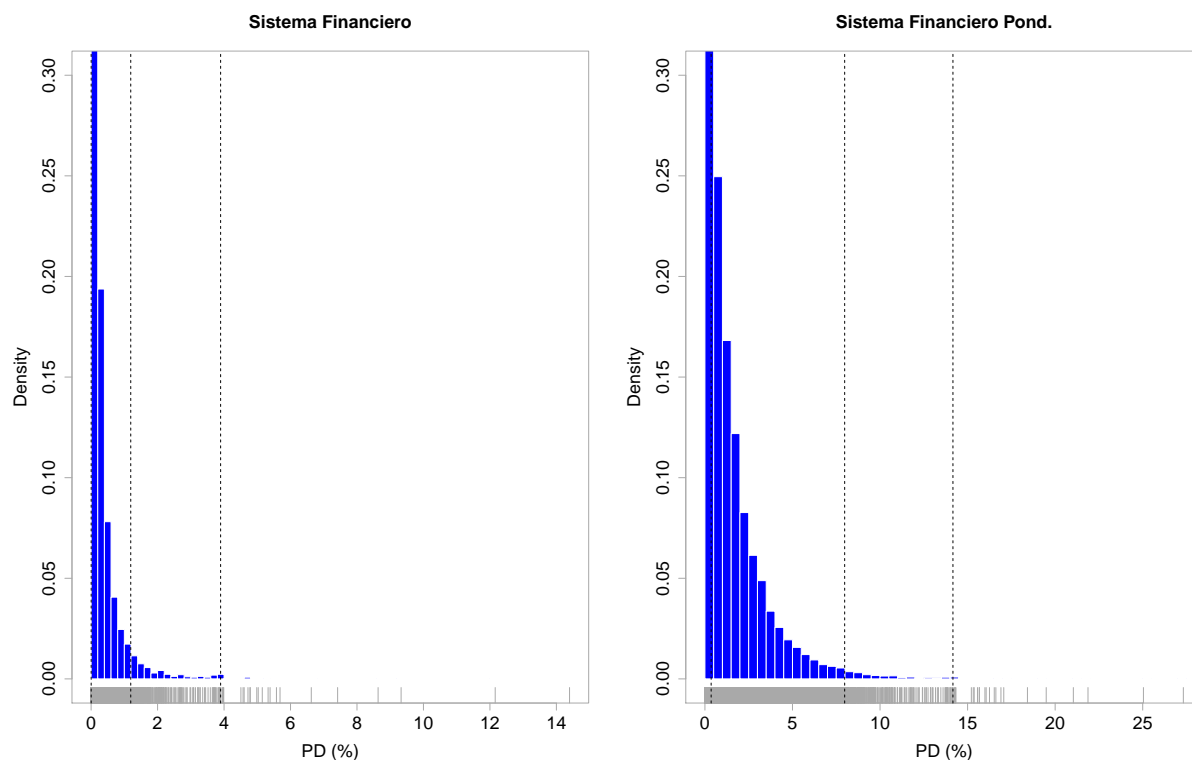


Figura 17: Escenario 1 - *Shock* Tipo de Cambio y Riesgo País



Conclusiones

En el análisis de los principales bancos del Sistema Financiero Argentino podemos ver que el modelo captura una mejora gradual en la “salud” de los bancos durante 2016 y 2017, mientras que 2015 y principalmente 2018 se verifica un aumento del riesgo debido a *shock* locales e internacionales. También se pudo observar la diferencia de tamaño de las entidades y cómo esta puede afectar la PD *proxi* del Sistema Financiero²³, el costo implícito de mantener la “Estabilidad Financiera” y como se correlacionan estas medidas de riesgo con las medidas de riesgo tradicional bancaria (mora).

La estimación de un modelo VAR que nos permitió relacionar variables macroeconómicas y financieras (locales e internacionales) con los indicadores de riesgo del modelo CCA es un avance interesante. Esta metodología trata de replicar de alguna manera la práctica de las entidades al momento de desarrollar sus modelos de pruebas de estrés. Es decir, es frecuente observar que las entidades parten de un modelo “satélite” que incluye distintas variables coyunturales que pueden afectar a la entidad y la proyección de los escenarios que surgen se los impacta al balance. Los resultados son también interesante dado que la evolución de las PDs es heterogénea entre entidades, es decir, los bancos argentinos difieren en su reacción de corto y mediano plazo ante *shocks*. Asimismo las funciones de impulso-respuesta derivadas de los VAR también muestran una amplia variedad de efectos significativos.

También encontramos que los componentes principales señalados como Domésticos (Monetario, Tasa de Interés y Macroeconómico) o Regionales son mucho más significativos que aquellos componentes principales señaladas como Financieros (Internacionales o locales) y Monetarios Internacionales. Por lo tanto podemos concluir que la economía doméstica tiene un impacto directo sobre la estabilidad financiera Argentina. Sobre la base de los resultados podemos decir que tanto los bancos de capital nacional como los de capital internacional son sensibles a los *shock*. También es importante señalar la diferencia en la persistencia de los *shocks*, en algunos casos el *shock* se disipa relativamente rápido mientras que en otros tenemos más persistencia (la reacción, por ejemplo, del banco 4 comienza más tarde y dura más que en el caso de los otros bancos). Es más, podemos ver que en cierto momento de tiempo, algunos bancos están saliendo del *shock* mientras que el riesgo asociado con otros bancos esta aumentando.

²³Como mencionamos anteriormente a diciembre 2018 las cinco entidades que conforman al Gran Banco como *proxi* del Sistema Financiero representan un 55% del Activo total del Balance de las Entidades Financieras Privadas del país.

Como comentario final cabe destacar que si bien hemos visto que el modelo CCA puede ser útil para estimar el riesgo de los bancos (o compañías) o como *proxi* de Sistema Financiero, cabe señalar que, como toda medida de riesgo, ésta tiene ventajas y desventajas. Por ejemplo, si bien podemos decir que este tipo de modelo incorpora las expectativas del mercado (ya que se encuentra basado en información de mercado y de sus participantes), a veces los mercados no prevén eventos de crisis o estrés.

Otras Consideraciones

Otras líneas de investigación futuras a aplicar sobre el trabajo podría ser permitir interacción (o *feedback*) entre los bancos. Es decir, el presente trabajo aplica el modelo CCA a cada banco de manera individual. Esta restricción puede ser no significativa en caso que las entidades financieras no posean en sus balances préstamos interbancarios, dada la competencia y la heterogeneidad de los bancos no sería un supuesto del todo acertado. Un enfoque interesante sería aplicar en el modelo VAR cierta dependencia de bancos pequeños hacia bancos más grandes.

Otro tema a tratar puede ser el supuesto de normalidad de los retornos que se encuentra implícito en el modelo CCA. La asimetría es ampliamente conocida y más aún en el sector financiero. Las maneras más sencillas de abordar esto es modificando los supuestos del modelo CCA hacia distribuciones log normales (corrige el sesgo de asimetría como también una curtosis más alta).

Finalmente cabe señalar que uno de los principales objetivos del regulador al momento de realizar pruebas de estrés en el sector financiero es poder lograr evaluar la suficiencia de capital de varias instituciones financieras bajo diferentes *shocks* potenciales. Bajo el modelo CCA los *shock* plausibles de implementar son sobre el valor y la volatilidad de los activos implícitos de la entidades, las tasas de interés, etc. Es decir, bajo los modelos CCA la suficiencia de capital puede estar relacionada con el nivel y la volatilidad de los activos y la probabilidad de *Default* sobre los pasivos de las entidades y otros factores²⁴

²⁴Ver modelo Merton-STV. Deventer e Imai (1997 y 2003) y Belmont (2004) para más información.

ANEXO

Ajuste de volatilidad mediante modelo GJR-GARCH

A continuación se presenta la evolución de los retornos y los retornos ajustados mediante un modelo asimétrico denominado GJR-GARCH para cada una de las entidades bajo análisis.

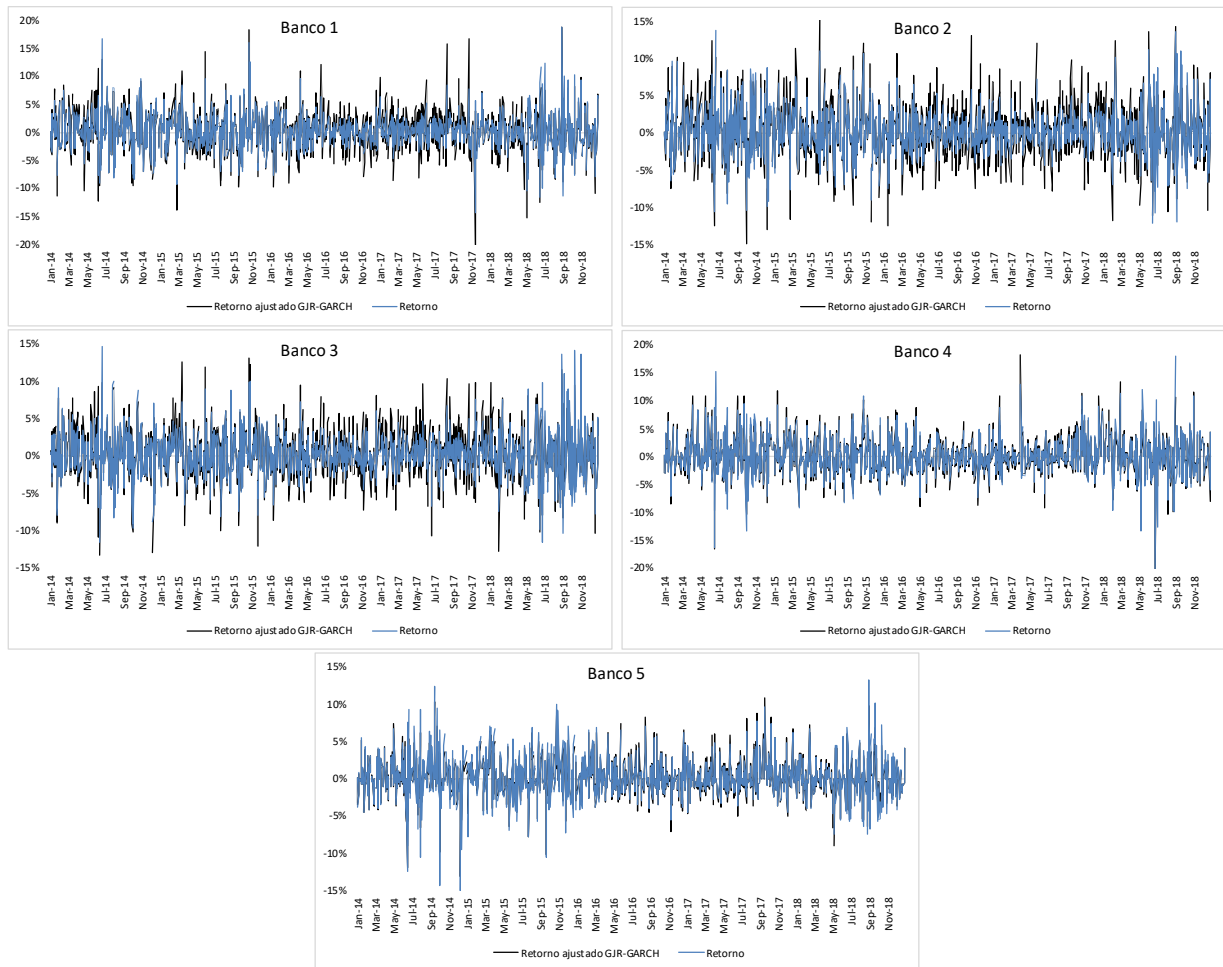


Figura 18: Volatilidad: Ajuste de retornos

Evolución Deuda y *Equity*

A continuación se presenta la evolución del *Equity* (estimado sobre el outstanding y el precio de la acción para cada momento de tiempo) y la Deuda (estimada a partir de la Comunicación “A” 6633 emitida por el BCRA denominada “Ratio de Cobertura de Liquidez”) para cada una de las entidades bajo análisis.

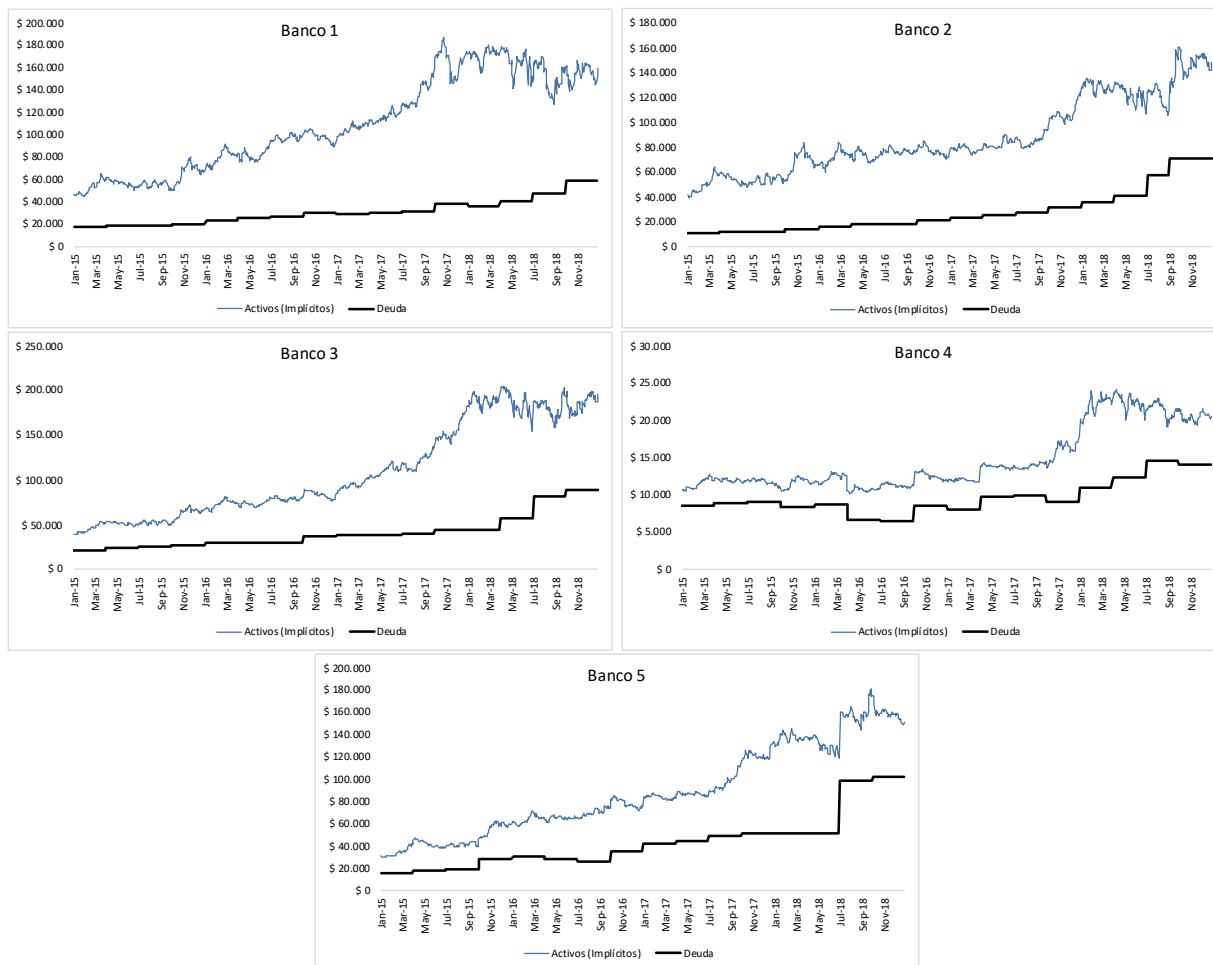


Figura 19: Estimación CCA

Evolución Distancia hacia el Estrés

A continuación se presenta la evolución de la D2D y su media móvil a 3 meses para cada una de las entidades bajo análisis.

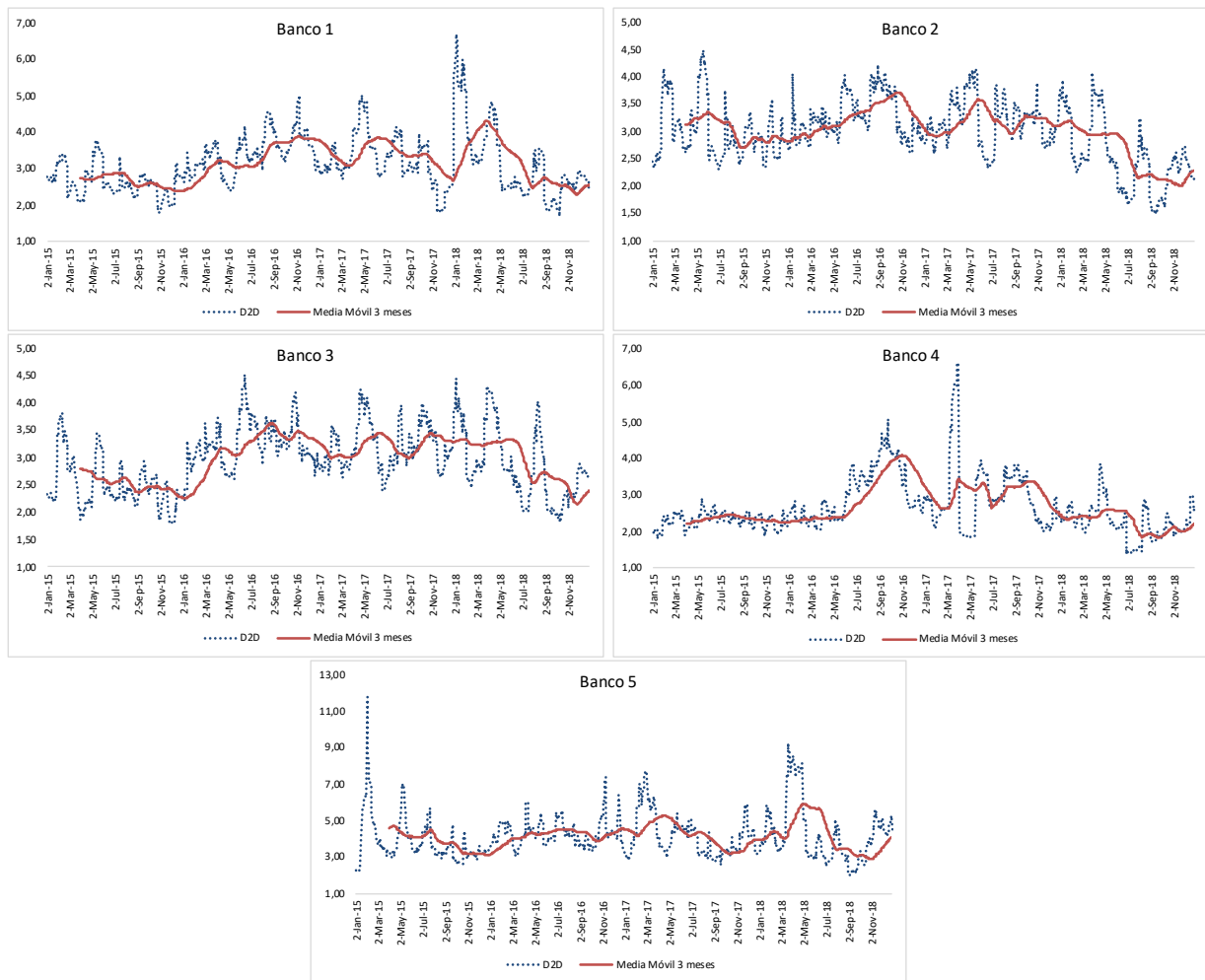


Figura 20: Estimación CCA

Distribución sobre Simulación de Montecarlo

El presente apartado muestra la distribución del valor implícito de los activos y su respectiva PD obtenidas a partir de aplicar Simulación de Montecarlo sobre el modelo VAR de cada una de las entidades bajo análisis.

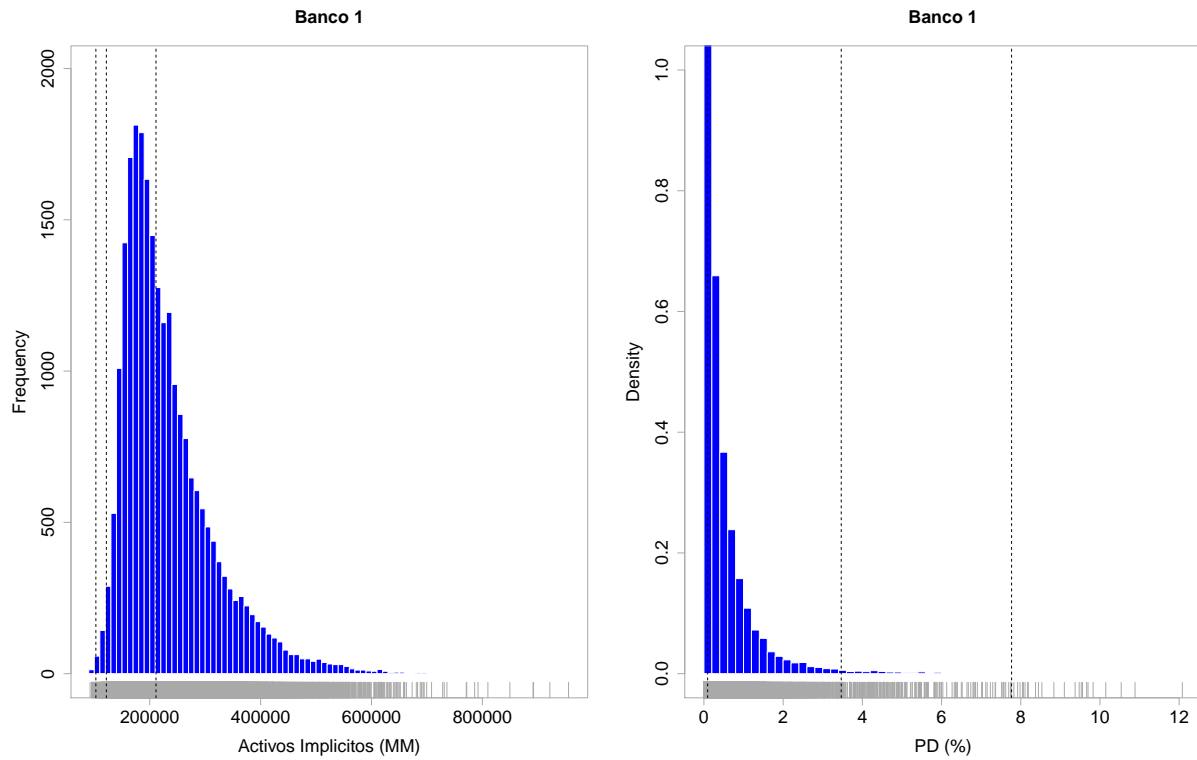


Figura 21: Distribuciones- Banco 1

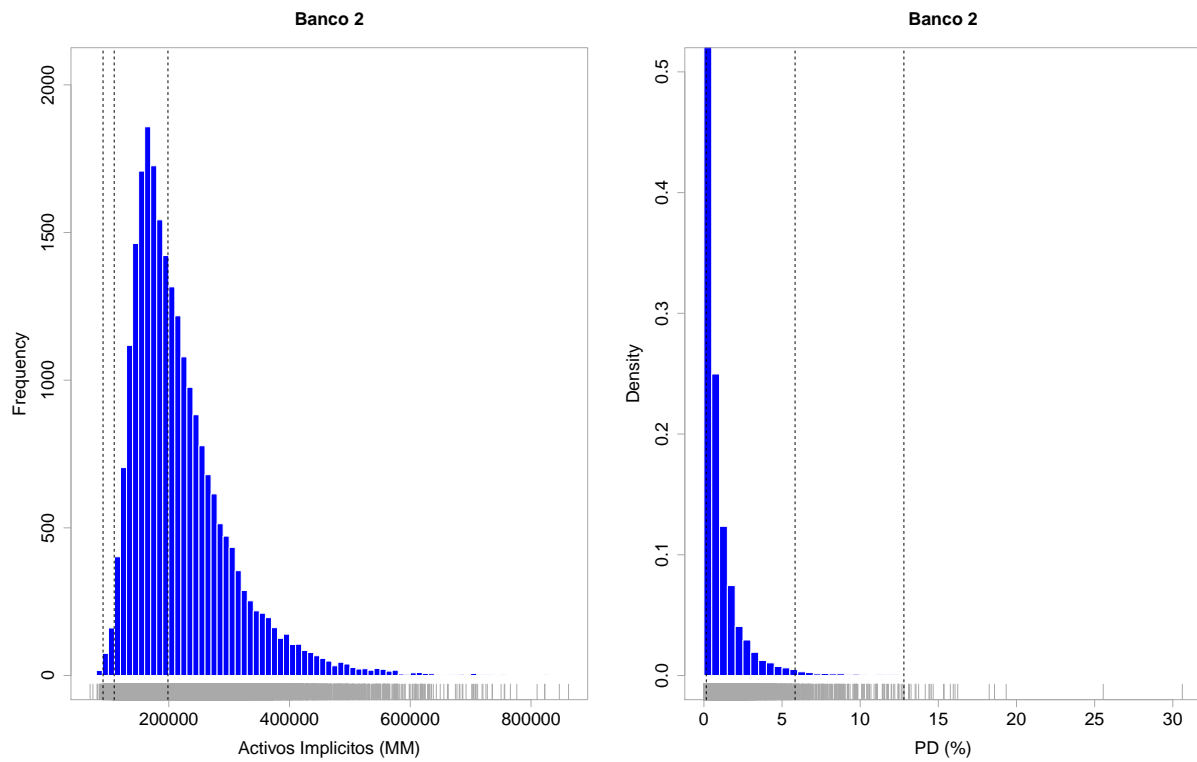


Figura 22: Distribuciones- Banco 2

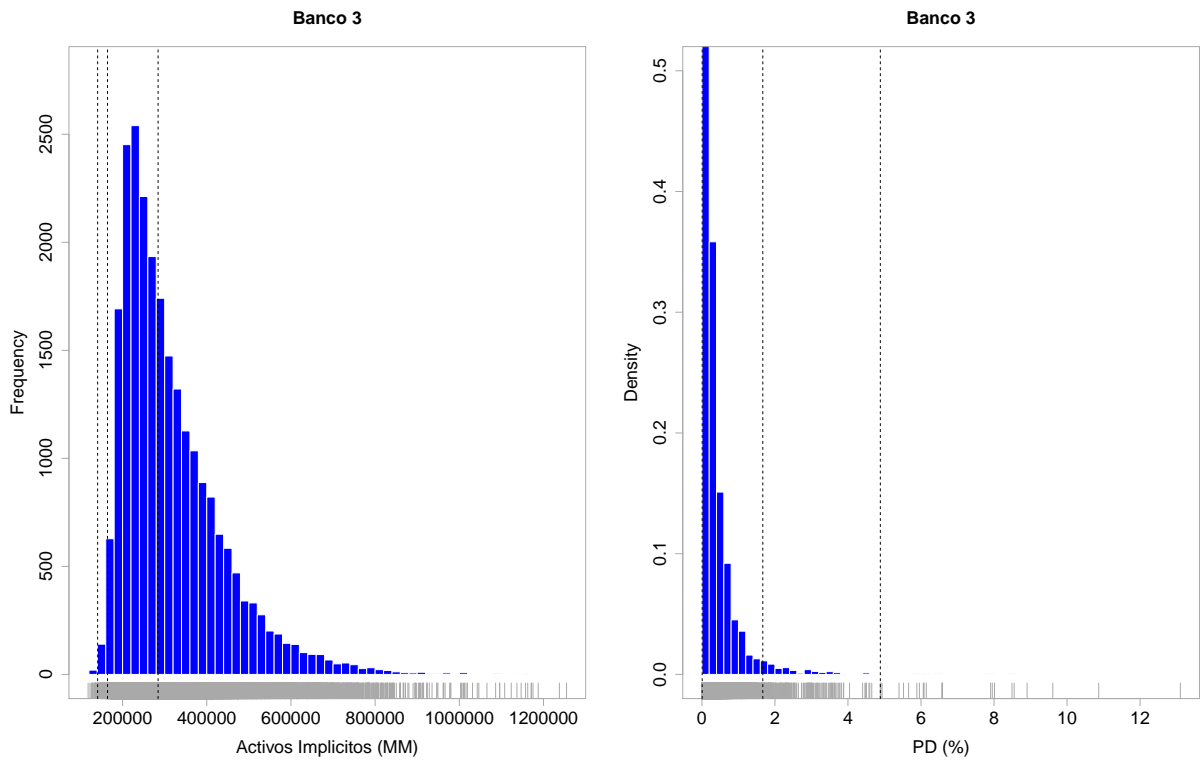


Figura 23: Distribuciones- Banco 3

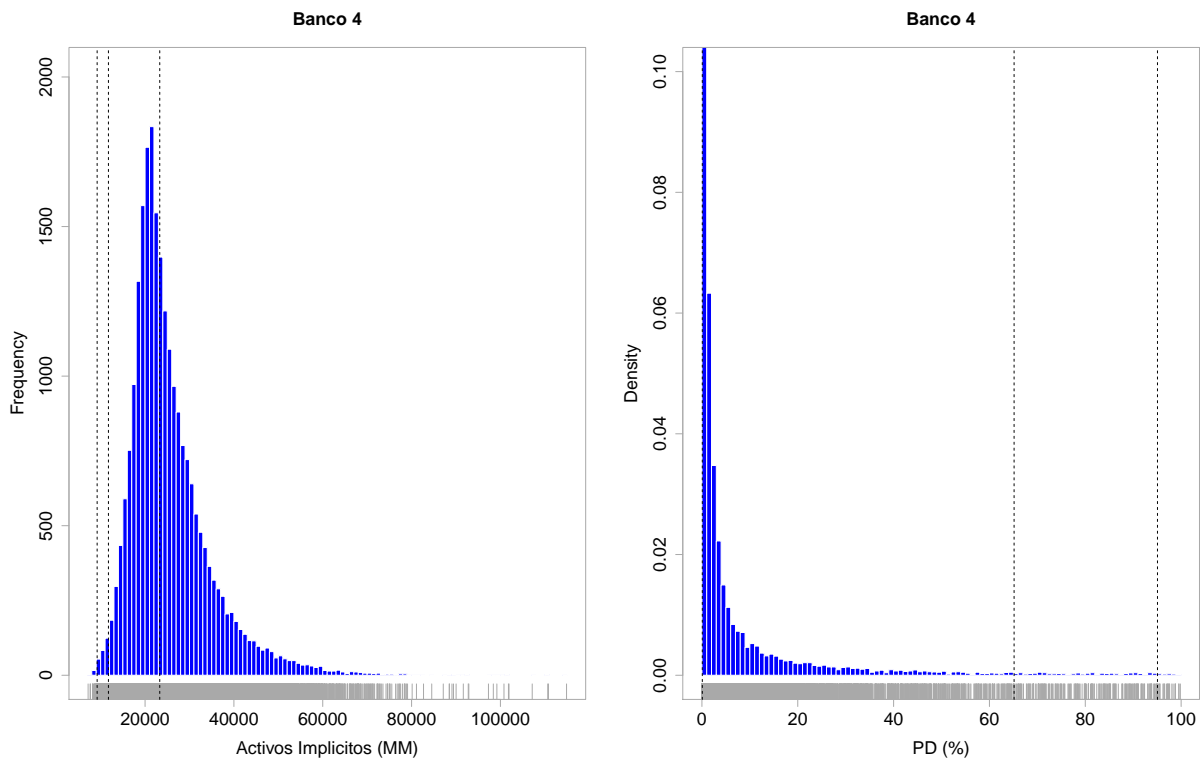


Figura 24: Distribuciones- Banco 4

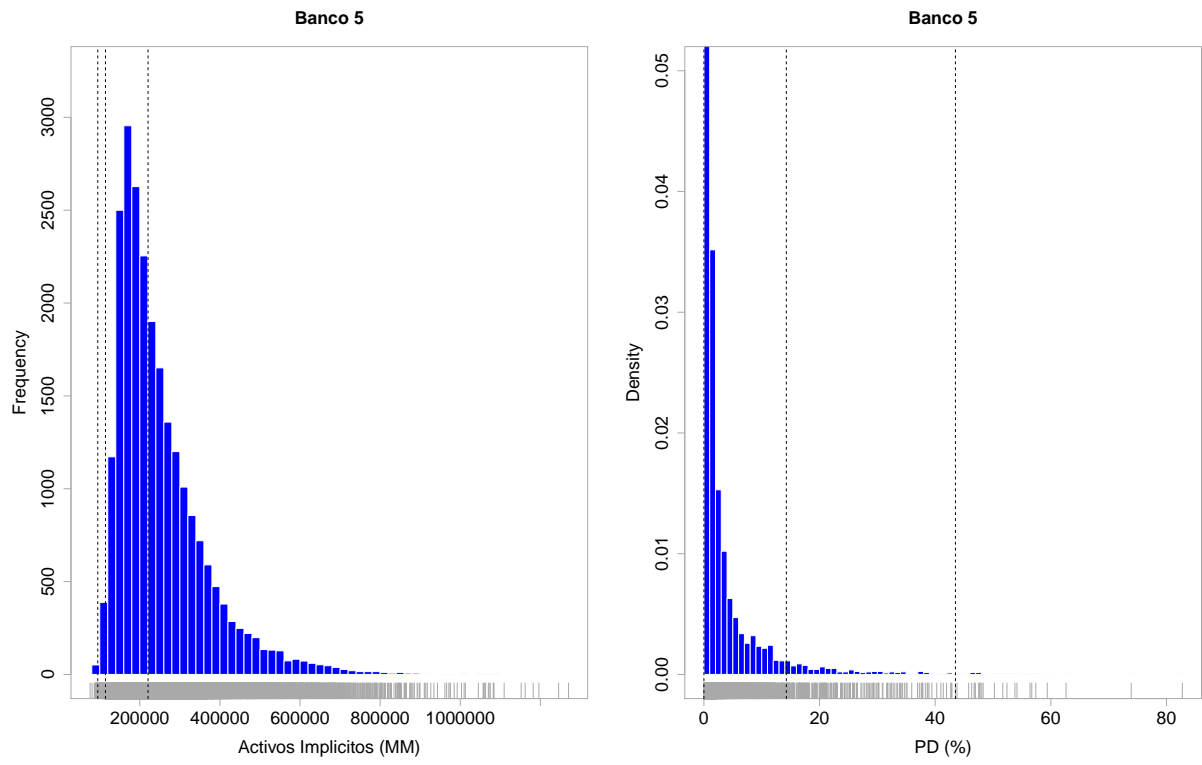


Figura 25: Distribuciones- Banco 5

Referencias

- [1] Gapen, Michael T., Dale F. Gray, Cheng Hoon Lim, and Yingbin Xiao, *The Contingent Claims Approach to Corporate Vulnerability Analysis: Estimating Default Risk and Economy-Wide Risk Transfer*, 2004. IMF Working Paper 04/121, Washington: International Monetary Fund.
- [2] Gapen, Michael T., Dale F. Gray, Cheng Hoon Lim, and Yingbin Xiao, *Measuring and Analyzing Sovereign Risk with Contingent Claims*, 2008. IMF WP/05/155, advance online publication.
- [3] Gray, D. and S.Malone, *Macrofinancial Risk Analysis*, 2008. London John Wiley & Sons.
- [4] Gray, D. and Walsh, James P., *Factor Model for Stress-testing with a Contingent Claims Model of the Chilean Banking System*, 2008. JIMF WP/08/89, advance online publication.
- [5] Black, F. and M. Scholes, *The Pricing of Options and Corporate Liabilities*, 1973. Journal of Political Economy, 81 (May-June): 637-54.
- [6] Merton, Robert C., *Theory of Rational Option Pricing*, 1973. Bell Journal of Economics and Management Science, Vol. 4: 141–83.
- [7] Merton, Robert C., *On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates*, 1974. Journal of Finance, Vol. 29: 449–70.
- [8] Alexander, C., *Market Risk Analysis, Volume II: Practical Financial Econometrics.*, 2008. Wiley & Sons.
- [9] Alexander, C., *Market Risk Analysis, Volume IV: Value at Risk Models*, 2008. Wiley & Sons.