Medición del riesgo de crédito de un portafolio a través de simulación Monte Carlo

Extracto del Reporte de Estabilidad Financiera – Junio de 2022, Recuadro 7, pp. 74 – 75. Documento publicado el 15 de junio de 2022.

1. Introducción

En este recuadro se presenta una metodología para estimar la distribución de pérdidas de una cartera de créditos a través de técnicas de simulación Monte Carlo.[1] Esta metodología es suficientemente general y se puede aplicar en la medición del riesgo de crédito de portafolios de un número arbitrario de acreditados con exposiciones heterogéneas, contemplando distintas estructuras de correlación entre estas, permitiendo generar las distribuciones de pérdida en un tiempo reducido.

A partir de la distribución de pérdidas de riesgo de crédito, el modelo permite estimar distintas medidas de riesgo tales como la esperanza y varianza de las perdidas, el Valor en Riesgo (*VaR*) y el Valor en Riesgo Condicional (*CVaR*), y sirve para analizar la sensibilidad del riesgo de crédito en las carteras ante cambios en sus componentes de riesgo[2] así como herramienta para la realización de pruebas de estrés.

La metodología combina el poder de cómputo actual con algunas propiedades estadísticas que hacen eficiente el cálculo del riesgo de crédito. Además, una de las ventajas es que permite identificar tanto el impacto de las grandes exposiciones como la alta concentración en las métricas de riesgo del portafolio.

Los paradigmas de medición de riesgo de crédito se clasifican en modelos estructurales y de forma reducida.[3] Dentro de los modelos de forma reducida, unos hacen supuestos sobre la forma y parámetros de la distribución de pérdidas, lo que simplifica la modelación; otros, recurren a técnicas de simulación, lo que elimina restricciones, pero exige mayor demanda computacional. La metodología de este Recuadro se encuentra en esta última categoría.

2. Descripción de la metodología

La metodología se basa en Vasicek (2002), que modela el incumplimiento de un acreditado a través de una variable no observable, que puede interpretarse como el valor de los activos del acreditado. El incumplimiento del acreditado en este modelo se presenta si los activos se encuentran por debajo de cierto nivel. Por su parte, la dependencia entre los incumplimientos surge al incorporar una variable común que afecta al valor de los activos de todos los acreditados.[4] Dado lo anterior, la pérdida por riesgo de crédito del portafolio corresponde a

[1] Técnica que permite aproximar la distribución de una variable aleatoria a través de una muestra representativa de realizaciones de la misma.

[2] Se consideran las exposiciones crediticias, como las probabilidades de incumplimiento y la estructura de dependencia entre los incumplimientos, así como las tasas de recuperación.

[3] Ver para mayor detalle Jarrow y Protter (2004).

[4] Bajo el modelo de Vasicek el incumplimiento del crédito i, $i = 1, \dots, N$, se modela a través de la variable no observable de dicho crédito (X_i) con la siguiente variable indicadora: $I_i = \begin{cases} 1 & si\ X_i \le u \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$ con $X_i = \sqrt{\rho}Z + \sqrt{1-\rho}\,\varepsilon_i$ y $Z \sim N(0,1)$, $\varepsilon_i \sim N(0,1)$ independientes entre sí. Donde Z representa a la componente común, ε_i representa a la componente idiosincrásica, u representa al umbral de incumplimiento y ρ la correlación entre las variables no observables. Estas últimas dos obtenidas con la probabilidad y la correlación de incumplimientos observados de la cartera. Este modelo tiene una versión multifactorial, la cual permite modelar las pérdidas cuando se tienen varios segmentos homogéneos de cartera con probabilidades y correlaciones de incumplimiento específicos para cada uno de ellos y entre ellos. Para mayor detalle ver Rutkowski y Tarca (2015).

la suma de las exposiciones de los acreditados que incumplieron.[5] Si bien la distribución de pérdidas se puede estimar vía simulación Monte Carlo, para carteras con una gran número de acreditados, la estimación puede volverse inviable pues se tienen que considerar una gran cantidad de combinaciones de incumplimientos de los acreditados.

La contribución de este trabajo consiste en utilizar un *modelo colectivo de pérdida agregada*[6] que permite simular el número total de incumplimientos del portafolio sin tener que analizar la situación crediticia a nivel individual.[7] Este cambio reduce de forma significativa el número de simulaciones al número de incumplimientos de la misma. Para una descripción más detallada ver De la Vega et al. (2022).

3. Ejemplos de la implementación del modelo

Para ilustrar la capacidad del modelo, se presenta un ejemplo de dos distribuciones simuladas, utilizando cien mil escenarios, bajo un horizonte de riesgo anual y tomando la pérdida relativa al valor de la cartera. La primera distribución corresponde a una cartera de 5.5 millones de créditos, contemplando once segmentos de cartera[8] con una estructura de correlación entre los mismos. La segunda corresponde a la cartera de todos los préstamos personales y de nómina del sistema bancario.

Los resultados de la simulación muestran cómo el primer portafolio tiene un riesgo relativo a su cartera mayor, lo cual se refleja en un mayor peso en la cola derecha de la distribución (i.e. pérdidas extremas con mayor probabilidad), mientras que en el segundo portafolio las pérdidas extremas pueden ocurrir con una menor probabilidad (Gráfica 1). Si bien las pérdidas esperadas en ambos ejemplos son de similar magnitud, las métricas de *VaR* y *CVaR* son diferentes. Los resultados indican que para el primer portafolio el *VaR* es 120% mayor a su pérdida esperada y el *CVaR* 140% mayor, lo que contrasta con el segundo portafolio cuyo *VaR* es apenas 44% mayor que su pérdida esperada mientras que el *CVaR* es 49% mayor.

Con esta herramienta es posible estimar de manera más precisa las pérdidas potenciales de las distintas carteras de crédito del sistema, ya sea agregando por tipo de crédito, por institución, o incluso por segmento de actividad económica. Además, se puede asociar la dinámica de variables macrofinancieras con algunos de los parámetros utilizados, como las probabilidades y correlaciones de incumplimiento. Cuando la estimación es posible, se puede estimar la sensibilidad del riesgo de crédito del sistema a posibles cambios en dichas variables.

4. Consideraciones finales

En este trabajo se presenta una metodología para modelar la distribución de pérdidas por riesgo de crédito de un portafolio, la cual está basada en Vasicek (2002) y los *modelos colectivos de pérdida agregada*. Estos modelos, junto con las técnicas de simulación Monte Carlo permiten generar la distribución de pérdidas de una manera más eficiente. La metodología combina el poder de cómputo actual con algunas propiedades estadísticas que

[5] La pérdida asociada a los incumplimientos de la cartera, bajo el modelo individual de pérdida agregada, se expresa así: $L=\sum_{i=1}^{N} I_i f_i$ donde L representa la pérdida de la cartera total, I_i la indicadora del incumplimiento definida previamente y f_i el saldo del crédito $i=1,\dots,N$. Para mayor detalle ver Klugman et al. (2012).

[6] En el modelo colectivo de pérdida agregada se modelan los incumplimientos para que, condicional a la realización de estos, se determine la pérdida agregada total.

[7] Bajo el modelo colectivo de pérdida agregada propuesto, la pérdida del portafolio (L) se obtiene al condicionar el número de incumplimientos (K) con la realización de la componente común (Z), obteniéndola como sigue: $L=\sum_{j=1}^{K} f_j$ donde f_j es el saldo del j-ésimo crédito que incumplió en la cartera, con: $K|Z\sim\text{Binomial}(p(Z),N)$ con $p(Z)=\Phi\left(\frac{u-\sqrt{\rho}Z}{\sqrt{1-\rho}}\right)$ donde $p(Z)$ representa la probabilidad de incumplimiento condicional a Z y $\Phi(\cdot)$ es la función de distribución acumulada de una variable aleatoria normal estándar. Finalmente, la selección de los créditos que incumplen se hace con un muestreo de K elementos sobre la población de créditos.

[8] Segmentos: Agricultura, Comercio, Construcción, Comunicaciones y Transportes, Industria, Servicios, Tarjetas de crédito, Préstamos y Nómina, Automotriz, Otros créditos al consumo, y Vivienda.

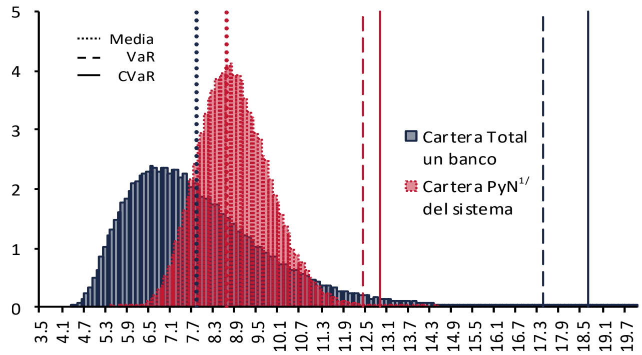
hacen eficiente el cálculo del riesgo de crédito, particularmente en el caso de grandes carteras con bajas probabilidades de incumplimiento. Además, permite identificar el impacto de las grandes exposiciones del portafolio, así como la alta concentración en las métricas de riesgo del mismo.

Gráfica 1

Distribución de pérdidas crediticias simulada

Eje horizontal: por ciento de cartera

Eje vertical: por ciento



Cifras a enero de 2022

Fuente: Banco de México, CNBV y Buró de Crédito

1/ PyN: préstamos personales y a nómina.

5. Referencias

De la Vega J., Ochoa G., Piñera J., Romero A. (2022). "A simulation approach for credit risk measurement for large portfolios". Mimeo.

Jarrow, R., & Protter, P. (2004). "Structural versus reduced form models: a new information based perspective". Journal of Investment management, 2(2), 1-10.

Klugman, S. A., Panjer, H. H., & Willmot, G. E. (2012): "Loss models: from data to decisions" (Vol. 715). John Wiley & Sons.

Rutkowski, M., y Tarca, S. (2015). "Regulatory capital modeling for credit risk". International Journal of Theoretical and Applied Finance, 18 (5), 1-44.

Vasicek, O. A. (2002). "The distribution of loan portfolio value". Risk, 15 (12), 160-162.