

DOCUMENTOS DE TRABAJO

ISSN 2409-1863
DT 031 - Octubre 2013
Banco Central de Nicaragua

Matrices de Transición del Crédito en Nicaragua

Luz Amanda Peña Espinoza



Banco Central de Nicaragua
Emitiendo confianza y estabilidad



Banco Central de Nicaragua

Matrices de Transición del Crédito en Nicaragua

Luz Amanda Peña Espinoza

DT 031-October 2013

La serie de documentos de trabajo es una publicación del Banco Central de Nicaragua que divulga los trabajos de investigación económica realizados por profesionales de esta institución o encargados por ella a terceros. El objetivo de la serie es aportar a la discusión de temas de interés económico y de promover el intercambio de ideas. El contenido de los documentos de trabajo es de exclusiva responsabilidad de su(s) autor(es) y no reflejan necesariamente la opinión del Banco Central de Nicaragua. Los documentos pueden obtenerse en versión PDF en la dirección <http://www.bcn.gob.ni/>

The working paper series is a publication of the Central Bank of Nicaragua that disseminates economic research conducted by its staff or third parties sponsored by the institution. The purpose of the series is to contribute to the discussion of relevant economic issues and to promote the exchange of ideas. The views expressed in the working papers are exclusively those of the author(s) and do not necessarily reflect the position of the Central Bank of Nicaragua. PDF versions of the papers can be found at <http://www.bcn.gob.ni/>.



Matrices de transición del crédito en Nicaragua

Luz Amanda Peña Espinoza¹

Resumen:

La naturaleza riesgosa de la actividad crediticia justifica una medición adecuada del riesgo de crédito bancario. Una de las principales herramientas utilizadas para lograr este objetivo son *las matrices de transición*; en este sentido, este trabajo tiene como objetivo analizar las matrices de la SIBOIF para estimar la probabilidad de incumplimiento (PD) por la migración en la calidad de los créditos de las carteras comercial, microcrédito e hipotecaria, a través de la proyección de estas matrices y aplicando una metodología que utiliza una de las propiedades de los coeficientes binomiales. Este análisis es complementado con la construcción de indicadores de mejora y deterioro de las carteras, utilizando el método empleado por el Banco Central de Colombia en su Reporte de Estabilidad Financiera. Los resultados fueron útiles para determinar un nivel de provisiones que debería ser el adecuado para cubrirse del riesgo de incumplimiento de pago. Asimismo, se realizó un ejercicio que correlaciona la PD con el IMAE, utilizando este último como indicador del crecimiento económico, encontrándose que el deterioro en la capacidad de pago de los deudores no siempre conserva una correlación negativa con el desempeño de la economía, como debería esperarse.

Abstract:

The risky nature of lending activity justifies a proper measurement of bank credit risk. One of the main tools used to achieve this goal are *the transition matrices*; in this sense, this paper aims to analyze the SIBOIF matrices to estimate the probability of default (PD) for migration in the credit quality of commercial, microfinance and mortgage portfolios, through the projection of these matrices and using one of the properties of binomial coefficients as a methodology. This analysis is complemented with indicators of improvement and underperformance of portfolios, using the method employed by the Central Bank of Colombia in its Financial Stability Report. The results were useful in determining an optimal level of provisions that should be adequate to cover the default risk. Also, a correlation exercise between PD and IMAE, used as an indicator of economic growth, was performed; finding that the deterioration in the repayment capacity of borrowers not always hold a negative correlation with the performance of the economy, as should be expected.

Palabras claves: Cartera de crédito, deudores, Sistema Financiero, Riesgo de crédito, matrices de transición, probabilidad de incumplimiento.

Código JEL: E51, G11, G21, G28

¹ El autor agradece a Marvin Miranda, Milton Alfaro y Oknan Bello, del BCN por sus valiosos aportes; y a Ruth Sobalvarro Guerrero y equipo de la Central de Riesgos de la Superintendencia de Bancos y de Otras Instituciones Financieras, por aclarar dudas y proveer las bases de datos, matrices e Informe Final sobre Pruebas de Estrés y de Matrices de Transición, elaborado por una misión del FMI.
Correo del autor: lpena@bcn.gob.ni

1. Introducción

Para conocer el riesgo de crédito de los bancos nicaragüenses, se realizó un análisis de las matrices de transición construidas por la SIBOIF, las que fueron proyectadas y a las que se les aplicó una metodología utilizando una de las propiedades de los coeficiente binomiales, que recoge todas las posibles combinaciones de pérdida por deterioro de los créditos, con el objetivo de estimar la probabilidad de incumplimiento (PD) de los deudores por tipo de cartera (microcrédito, comercial e hipotecaria). Además se estimaron indicadores de mejora y de empeoramiento de las carteras, para fortalecer el análisis de la PD. Lo anterior condujo a determinar un nivel de provisiones, que debería ser el adecuado para cubrirse de los riesgos inherentes de cada cartera bajo estudio. Además se hizo un análisis de correlación entre la PD encontrada y el desempeño económico.

Dada la naturaleza riesgosa de la actividad de intermediación financiera, es imprescindible contar con medidas cuantificables de la magnitud de la exposición en la que se encuentran los bancos respecto a sus deudores, con el objetivo de encontrar una estimación razonable de la probabilidad de incumplimiento que afecte de forma sistémica a la banca en su conjunto y que deteriore significativamente sus ratios de adecuación de capital.

Dado que la cartera de crédito es el principal activo de riesgo de la banca nicaragüense, representando en Nicaragua entre el 50 y 60 por ciento del total de activos del sistema bancario, en períodos de estabilidad económica y de poco más de 44 por ciento durante la reciente crisis financiera internacional, las matrices de transición se constituyen como una herramienta determinante para estimar la probabilidad de incumplimiento por la migración de los créditos; es decir, que un crédito con una calificación dada, cambie de calificación crediticia durante un período específico.

Para estimar de forma adecuada el riesgo de crédito, es preciso analizar tres factores que inciden en él: La Probabilidad de Incumplimiento, la Exposición y la Severidad (Pérdida dado el incumplimiento). Siendo la primera de las tres, en la que se centrará el desarrollo de la matrices expuesto en este documento.

A nivel mundial se ha comprobado que al concluir un ciclo económico expansivo, se desencadenan crisis financieras provocadas fundamentalmente por créditos excesivos otorgados a deudores que, producto de la bonanza económica de un determinado período, eran considerados buenos pagadores; y que sin embargo, resultaron tener escasa o nula capacidad para honrar sus obligaciones, producto de una fragilidad financiera elevada.

La literatura relacionada al estudio del riesgo de crédito sugiere que el desempeño económico incide fuertemente en el comportamiento de las carteras de créditos, debido a la relación estrecha que existe entre la capacidad de pago de los deudores y su situación económica.

Existe evidencia, desde Thomas C. Wilson (1997), en su trabajo sobre "Riesgo del Portafolio de Crédito", pasando por Saurina (1998), hasta trabajos recientemente elaborados por los Bancos Centrales en Latinoamérica, que aseguran que la actividad crediticia tiene un comportamiento procíclico. Es decir, que la fase contractiva del ciclo tiende a agudizarse cuando se cometen errores de medición adecuada de los deudores en las fases expansivas, en las que el crédito crece fuertemente y la morosidad es baja.

Dada la importancia de la cartera crediticia, como uno de los principales componentes del activo de la industria bancaria nicaragüense, se hace especialmente significativo conocer el problema subyacente que ocasiona el deterioro de los créditos y responder a la pregunta de ¿Qué tan resistente es la banca nicaragüense, ante un deterioro en las condiciones económicas de los beneficiarios de crédito?

Para dar respuesta al planteamiento anterior, este documento analiza el comportamiento de los deudores y el posible deterioro que pudiera representar una cartera en el futuro, considerando la transición. Con esto, es posible encontrar la probabilidad de incumplimiento (PD) de pago y relacionarla con el ciclo económico, para determinar un posible vínculo entre estas dos variables.

El indicador de pago calculado para obtener una estimación de la probabilidad de que un crédito presente una situación de incumplimiento, dado su historial de pago en un período de un año, establece un vínculo con el ciclo económico. En general, es de esperarse que exista una correlación negativa entre la probabilidad de incumplimiento y el ciclo económico; es decir, que en períodos buenos, es de esperarse que la PD sea baja y viceversa.

No obstante lo anterior, los resultados de esta investigación demuestran que la probabilidad de incumplimiento de las diferentes carteras analizadas no siempre guarda consistencia con el ciclo económico. Es decir, aunque debería de esperarse que la relación sea siempre negativa; se observan períodos que aunque las condiciones económicas son buenas, la PD sube. Lo anterior evidencia la necesidad de contar con mejores estimadores de esta variable.

Lo importante a destacar de este documento, es su utilización como herramienta de detección temprana ante posibles escenarios adversos que son acompañados de vulnerabilidades macroeconómicas y financieras, que puedan afectar negativamente la capacidad de pago de los deudores, y por ende los indicadores de calidad de cartera de los bancos.

Las matrices de transición servirán para la construcción posterior, de modelos más complejos que permitan estimar con mayor precisión, las pérdidas futuras esperadas y no esperadas. Lo anterior establecerá las bases para la aplicación de medidas de política mitigantes de riesgos, que coadyuven a la estabilidad financiera y que limiten los incentivos del otorgamiento de crédito excesivo, con el fin de evitar situaciones de vulnerabilidad financiera generalizada.

De esta manera, la segunda sección de este documento de trabajo se dedicará a revisar brevemente la literatura desarrollada alrededor del estudio del riesgo de crédito a nivel mundial; la tercera y cuarta sección ofrecerán una breve descripción del comportamiento del crédito en Nicaragua y el fundamento teórico de las matrices de transición, respectivamente, para posteriormente delinear la metodología seleccionada en la quinta sección. Una vez presentada la base teórica, se procederá a la aplicación de la metodología utilizada con el fin de dar a conocer los resultados del cálculo de la PD y la interacción de las carteras con el ciclo económico, en la sexta parte del documento, para finalizar con las conclusiones que se presentan en la sección siete.

2. Literatura relacionada al estudio del riesgo de crédito

Al desarrollar modelos de riesgo de crédito, los bancos centrales se enfocan en el riesgo sistémico, y por lo tanto también en los determinantes de estos (ciclo económico, tasa de interés, tipos de cambio, etc.). Así, diversos estudios realizados a nivel internacional y otros a nivel nacional, indican que existe un estrecho vínculo entre el comportamiento del crédito y el ciclo económico, indicando que la respuesta del crédito al comportamiento de la economía es directamente proporcional, debido a que se afecta la capacidad de pago de los deudores. Este riesgo se materializa en un elevado nivel de probabilidad de incumplimiento, que deteriora sustancialmente la suficiencia patrimonial de la banca.

Numerosos autores han estudiado el comportamiento de las carteras de crédito, considerando los cambios entre los diversos estados de riesgo existentes a lo largo del tiempo, desde Merton (1974), con su modelo de valoración de activos, en el cual desarrolló un método que denominó "La teoría de la estructura de riesgo de las tasas de interés", en la que extiende el modelo Black & Scholes, para valorar los bonos con una probabilidad de incumplimiento elevada; hasta estudios recientes realizados por los diferentes bancos centrales y autores independientes.

En Keeton (1999), se hace un análisis de vector autorregresivo en el que, utilizando información histórica, con datos de encuesta de préstamos de la Reserva Federal de los Estados Unidos y de los reportes bancarios, se encuentra evidencia empírica que demuestra que el rápido crecimiento del crédito tiene un fuerte impacto en la morosidad, solo si el origen de ese rápido crecimiento es un cambio en la oferta de crédito bancario.

El modelo propuesto por Wilson (1997), y desarrollado por McKinsey, adopta una perspectiva de la cartera crediticia ("Credit Portfolio View"), que es un modelo de tiempo discreto de períodos múltiples, donde las probabilidades de incumplimiento están condicionadas a variables macroeconómicas, que en gran medida conducen el ciclo crediticio en la economía. Aquí, se modelan las tasas de impago en función de un índice macroeconómico que contiene la tasa de variación del PIB, la tasa de paro, el gasto público y la evolución regional del precio de la vivienda.

En Crouhy et al (2000), se realiza un análisis comparativo de varios modelos existentes de riesgo de crédito (Moody's KMV, Credit Risk+, Credit Metrics de JP Morgan y Credit Portfolio View de McKinsey), estableciendo las ventajas e inconvenientes de cada uno, y en el que concluyen que el modelo estructural de Moody's KMV para calcular la frecuencia de impago esperada (EDFTM) o probabilidad de incumplimiento y el "Credit Portfolio View" de McKensey, aunque basan su enfoque de que las probabilidades de incumplimiento y migración varían en el tiempo, se debe hacer un análisis calibrado, utilizando información de impago confiable y sectorizada por país y por industria, independientemente de si se adopta un enfoque microeconómico como el primero; o uno que vincule la probabilidad de incumplimiento a factores macro, como el segundo.

Salas y Saurina (2002) utilizando datos panel, comparan los determinantes de los problemas de préstamos de los bancos y cajas de ahorro españolas desde 1985 a 1997, considerando variables micro y macroeconómicas que explican el riesgo de crédito, además de detectar en sus hallazgos aspectos importantes de políticas de supervisión bancaria, encuentran un impacto

significativo y negativo del crecimiento del PIB en la morosidad de las entidades españolas, ausencia de impacto de los tipos de interés y resultados ambiguos respecto al endeudamiento.

Además, en Saurina y Jiménez (2006), utilizando un estimador general de momentos (GMM por sus siglas en inglés) de tipo Arellano & Bond y un modelo logit, se encuentra una relación positiva aunque con rezagos entre un rápido crecimiento del crédito y el deterioro en la calidad de la cartera, obtienen también evidencia empírica robusta de que en la fase expansiva del ciclo económico, los prestatarios más riesgosos son sujetos de crédito, mientras que los préstamos colateralizados se reducen.

Sin embargo, el primer trabajo desarrollado sobre la base de matrices de transición para estimar el valor en riesgo (VaR) del crédito, fue el modelo desarrollado por Gupton et al (1997), conocido como CreditMetrics e impulsado por J.P. Morgan, el cual se basa en la probabilidad de que la calidad de un crédito se mueva a otra categoría, en un período determinado.

Además, Jafry y Scheuermann (2004) utilizando la técnica "bootstrapping"² exploran diferentes métodos y desarrollan una nueva medida para estimar las probabilidades de incumplimiento considerando las matrices de transición, encontrando que dependiendo del modelo de estimación utilizado, la afectación patrimonial de los bancos, producto del riesgo de crédito, puede ser tan grande como las diferencias entre ciclos económicos expansivos y recesivos, y destacan la necesidad de utilizar estimadores estadísticamente robustos como los estimadores paramétricos considerando el tiempo.

Jones (2005), realiza un estudio en el que desarrolla una metodología utilizando una variante de mínimos cuadrados generalizados (GLS)³ para estimar las matrices de transición para los Estados Unidos de América, con datos de créditos vencidos y cobertura de intereses, y encuentra evidencia de que las matrices de transición varían conforme al ciclo económico.

Estudios más recientes alrededor de este tema se han desarrollado, tal es el caso de Karwanski y Orlowski (2010), que comparan los modelos que utilizan cadenas de Markov con modelos estadísticos longitudinales (GLMM⁴) y su influencia en la evaluación de portafolios, estos autores concluyen que es necesario aplicar métodos que utilicen estimadores estadísticos que permitan incorporar variables exógenas a las matrices de transición, que ofrezcan mayor robustez al análisis del riesgo de crédito.

En síntesis, los diferentes trabajos empíricos existentes, tanto los que solo analizan determinantes macroeconómicos como los que incluyen también variables microeconómicas, sugieren que un aumento del PIB se traduce en una disminución del ratio de morosidad, y que probablemente, un crecimiento rápido del crédito se traduzca en mayores ratios de morosidad en el futuro.

En Nicaragua, algunos autores han tratado de analizar los determinantes del crédito; así, Urcuyo (2005), desarrolló una metodología en la cual muestra que existe un conjunto de variables macroeconómicas que influyen en la probabilidad de que un crédito entre en la lista

² Técnica estadística de asignación de medidas de precisión a los estimadores de una muestra.

³ Es una técnica para la estimación de los parámetros desconocidos en un modelo de regresión lineal.

⁴ Generalized linear mixed models, por sus siglas en inglés, son una extensión de los modelos lineales generalizados.

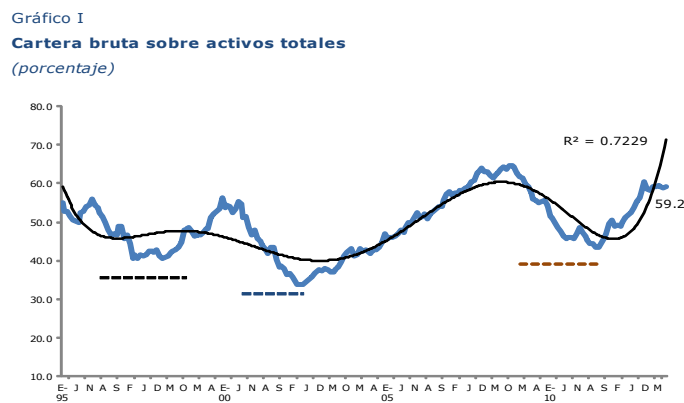
de los vencidos. La regresión encontrada por Urcuyo indica que aumentos en los precios del petróleo, inflación y tasas de interés de crédito, aumentan también el riesgo de no pago, mientras que aumentos en la producción, el tipo de cambio real (depreciación) y salarios, disminuyen dicho riesgo.

Además, Miranda (2012) en su trabajo “La relación entre crédito y actividad económica en Nicaragua” encontró que el crédito y el producto están relacionados de forma positiva en Nicaragua, es decir la relación tiene la característica de ser pro-cíclica. Además comprobó que existe evidencia de que hay una relación de largo plazo entre estas variables y que la causalidad que impera en la mayoría de las estimaciones es de producto (o crecimiento del producto) para saldos de crédito.

En otro trabajo realizado por Miranda (2012), “Determinantes macroeconómicos del crédito en Nicaragua”, se encuentra evidencia de diferentes determinantes de oferta y demanda del crédito, descartando la tasa de interés como uno de ellos. Y sugirió concentrar los esfuerzos en fomentar un sólido crecimiento económico que permita aumentar la inversión vía efecto acelerador, afectando positivamente la demanda y oferta del crédito.

3. Evolución del crédito en Nicaragua

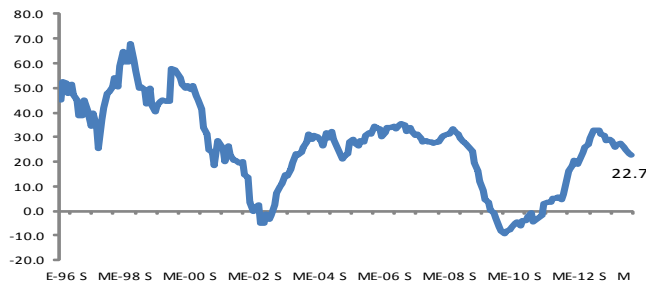
La industria bancaria nicaragüense se caracteriza por tener elevados niveles de cartera crediticia que rondan el 50 por ciento respecto al total de activos. De acuerdo a los datos observados desde 1995, la cartera bruta alcanzó un crecimiento interanual máximo de 68.1 por ciento en marzo de 1998, contrayéndose hasta 5 por ciento en marzo de 2002, producto de la crisis bancaria iniciada en 2001.



Fuente: SIBOIF y BCN.

Luego de este episodio de crisis, la cartera de crédito creció en promedio 27.6 por ciento anual, hasta la reciente crisis financiera mundial. Así, se observó una contracción interanual durante 5 cuatrimestres consecutivos, desde mayo de 2009 hasta noviembre de 2010, que en promedio alcanzó el 4.7 por ciento.

Gráfico II
Crecimiento interanual de la cartera
(porcentaje)



Fuente: SIBOIF y BCN.

Como resultado de la crisis económica internacional, desde mediados de 2008, la economía nicaragüense empezó a contraerse; esto provocó un marcado deterioro de los indicadores de calidad de la cartera, que pusieron en evidencia la dimensión de los riesgos que asumió la banca durante la fase expansiva del ciclo económico, previo al estallido de la burbuja.

A partir de diciembre de 2010, el crédito comenzó a registrar un crecimiento sostenido, que en promedio alcanza el 20.4 por ciento. Los niveles actuales son similares a los observados previo a la crisis de 2008-2009. Lo anterior ha permitido un aumento en el apalancamiento⁵ de la economía que pasó de 26.1 en 2009 a 27.7 en 2012.

La materialización de los riesgos asumidos en el periodo pre-crisis conllevó a un aumento significativo de las pérdidas en concepto de gastos netos por estimación preventiva para riesgo de crédito, el cual alcanzó niveles superiores al 43 por ciento respecto al margen financiero bruto. Este nivel fue experimentando reducciones importantes hasta ubicarse en 5.5 por ciento en agosto de 2013, producto del ajuste al que se sometió el sistema debido a la nueva norma sobre gestión de riesgo de crédito, aprobada a finales de 2008.

Por sector económico, los créditos que se deterioraron con mayor rapidez, como consecuencia de la crisis de 2008-2009 fueron: el ganadero, personales, tarjeta de crédito e hipotecario. En consecuencia, fueron los tres primeros los que sufrieron un mayor ajuste, contrayéndose a tasas superiores al 30 por ciento, en 2009 y 2010.

El crecimiento económico sostenido de Nicaragua, después de la reciente crisis financiera internacional, ha contribuido fuertemente a la expansión de la cartera crediticia, la cual ha reportado tasas de crecimiento que en promedio han sido superiores al 27 por ciento desde enero de 2012 hasta agosto 2013.

Los factores que han contribuido al incremento en el crédito son los que giran en torno al favorable clima macroeconómico que ha tenido Nicaragua, en el cual se ha observado un incremento sostenido en las remesas, exportaciones e inversión extranjera directa; lo anterior ha permitido que el PIB haya crecido a tasas superiores al 5 por ciento anual en 2011 y 2012.

⁵ El apalancamiento de la economía se mide como la relación: Crédito sobre PIB.

Posterior a la crisis de 2008-2009, también se ha observado una mejora en los indicadores de calidad de la cartera, que ha permitido disminuir la cartera vencida de 3.2 por ciento en 2009, a 1.4 por ciento en agosto de 2013.

Durante los dos últimos años, producto de un reacomodamiento de la cartera, después de las medidas precautorias tomadas por los bancos como reacción a la crisis financiera internacional, se ha observado una tendencia creciente sostenida y una clara recomposición de la cartera, reflejándose un incremento en los sectores productivos, desplazando de esta manera la alta participación del crédito de consumo observado en años anteriores respecto al total de crédito; no obstante, se ha observado un mayor dinamismo del sector hogares, provocado por la recuperación en la confianza del sistema en los prestatarios de este sector.

Producto de las medidas asumidas por los bancos, la calidad de la cartera de créditos experimentó mejoras sustanciales y desde 2011 continúa la tendencia robusta de disminución. No obstante, los indicadores de cartera en riesgo sobre cartera bruta y cartera vencida sobre cartera bruta están estabilizándose. Además, se ha observado una clara ventaja de la calificación de cartera de menor riesgo ("A") la que ha absorbido la disminución de las calificaciones de mayor riesgo ("B", "C", "D", y "E").

4. Definición de matrices de transición

A nivel internacional, uno de los instrumentos más reconocidos para darle seguimiento al riesgo de crédito son las "Matrices de Transición", a partir del seguimiento continuo al comportamiento de los deudores. A partir de ellas, se puede conocer durante un período de tiempo establecido, el comportamiento de pago de los beneficiarios de crédito, y la transición que puedan tener dentro de las diferentes categorías de riesgo⁶, permitiendo estudiar el posible deterioro o mejora de una cartera determinada.

Lo anterior, porque a partir de ellas se puede calcular la probabilidad de incumplimiento de pago (PD por sus siglas en inglés) de los deudores, bajo el supuesto de que su comportamiento podría repetirse en el futuro. Este cálculo permitiría detectar de forma anticipada un posible deterioro en su capacidad de pago y brindaría la oportunidad al supervisor de poner en práctica medidas preventivas de estabilidad sistémica, que eviten una disminución de la fortaleza financiera de las entidades de intermediación, por el impacto en las utilidades que provocaría una constitución inadecuada de las provisiones, como cobertura de riesgo de crédito.

El cálculo de la probabilidad de incumplimiento es ampliamente utilizado a nivel internacional en el marco del acuerdo de Basilea, con el objetivo de administrar de forma adecuada y oportuna el riesgo en las carteras de crédito de las instituciones; lo que conjugado con otras técnicas, permite determinar las máximas pérdidas esperadas y no esperadas dado el incumplimiento de pago por parte de los deudores.

De acuerdo a lo establecido por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (CSBB), la PD se refiere a la solvencia del prestatario, y mide la probabilidad de que el deudor no abone al pago de su crédito durante un horizonte de tiempo específico. Para estimarla, se debe de considerar cada una de las calificaciones de los deudores de la cartera.

⁶ A, B, C, D y E de acuerdo a la Norma sobre Gestión de Riesgo Crediticio, CD-SIBOIF-547-1-AGO2008. La Gaceta, Diario Oficial No. 176 y 178 del 11 y 17 de septiembre de 2008.

El proceso que siguen las matrices de transición, es el de una cadena de Markov, que utiliza un modelo de probabilidad condicional, que parte de la descripción y clasificación de los estados iniciales de los créditos, en el cual una serie de observaciones pasa de un estado a otro, dependiendo únicamente del estado en el cual se encontraban previamente. Para el caso del crédito, se estudian a los deudores que inicialmente tenían una categoría de riesgo determinada, y que después de un tiempo específico, migran a una clasificación por encima o por debajo de la anterior.

La estructura de las matrices de transición se compone de tres piezas, la recta diagonal que traspasa la matriz; la columna inicial, ubicada a la izquierda que representada la calificación de los deudores al inicio del periodo; y la fila superior, que indica la calificación final de los deudores. Los créditos que se ubican en la diagonal, representan las calificaciones que se mantuvieron sin cambio durante el período de análisis, y los que se movieron, se ubican a la derecha o a la izquierda de esta línea; simbolizando un deterioro o mejora, respectivamente.

Tabla I
Representación gráfica de una matriz de transición
(porcentaje)

	A	B	C	D	E
A	98.86	1.01	0.13	0.00	0.00
B	8.01	82.53	8.78	0.67	0.02
C	5.96	2.15	71.59	19.87	0.43
D	1.22	0.58	1.78	74.07	22.35
E	1.01	0.00	0.27	1.02	97.70

Fuente: BCN.

5. Metodología utilizada

Para la realización de este documento, se trabajó únicamente con las matrices de transición de las carteras: comercial, microcrédito e hipotecaria, debido a la existencia limitada⁷ por parte de la SIBOIF, de la matrices del total del crédito⁸ otorgado por el Sistema Financiero. La idea central detrás de la metodología, es vincular las PD al ciclo económico. Sin embargo, antes es preciso calcular las PD de cada cartera.

Para la construcción de las matrices de probabilidades de transición⁹ se clasificaron a los deudores según las categorías de riesgo y se dio seguimiento a su comportamiento desde enero de 2007 hasta mayo de 2013. En ese período, se observó la migración de algunos deudores hacia diferentes categorías de riesgo, desde la normal, a las de riesgo medio o aceptable, hasta las que cayeron en incumplimiento¹⁰.

⁷ Para la fecha de elaboración de este documento, la SIBOIF contaba solamente con las matrices de transición de las carteras hipotecaria, comercial y microcrédito.

⁸ Una de las formas de analizar el crédito total es a través de las diferentes actividades económicas, que incluye las carteras: industrial, consumo (personal y tarjetas de crédito), hipotecaria, agrícola, ganadero, microcrédito, comercial y otros.

⁹ Las matrices de transición fueron proporcionadas por la SIBOIF. Se presentan de forma mensual y su construcción se realiza con la información de los créditos que tiene la Central de Riesgos de la Superintendencia y que es provista por las Instituciones Financieras.

¹⁰ La categoría E equivale a incumplimiento según la Norma sobre Gestión de Riesgo Crediticio.

Determinación de la probabilidad de incumplimiento

Tomando como referencia los resultados obtenidos en las matrices de transición de la SIBOIF, se estimó una probabilidad de incumplimiento para cada cartera con periodicidad mensual, que resulta de dividir la pérdida esperada por la pérdida total, producto de las diferentes combinaciones de pérdidas por categoría de riesgo. Asimismo, se construyó un indicador de deterioro, obtenido de las diferentes posibilidades de migración hacia un estado inferior al inicial y uno de mejora, que resulta de las posibilidades de migración hacia un estado superior.

Para determinar la probabilidad de incumplimiento, se utilizó un horizonte de tiempo amplio, de acuerdo a lo que recomienda Basilea III.¹¹ Así, para el cálculo del indicador se proyectó 12 veces el comportamiento de la matriz de transición, de esta forma se puede predecir cuál será el comportamiento de pago de los deudores después de un años, si se mantiene la misma tendencia de pago.

Así, la predicción del cálculo utiliza como base y de forma parcial¹², las matrices de transición mensuales de la SIBOIF, las que se proyectan 12 veces (equivalentes a un período de 1 año) que es lo usual cuando se mide el riesgo de crédito, utilizando el método de multiplicación de matrices, bajo el supuesto de que el comportamiento de los deudores de la cartera bajo análisis, se mantiene fijo.

El cálculo de la PD también sigue una frecuencia mensual, en el que a partir de las matrices proyectadas, resulta un **estado de permanencia y/o migración ($P_{P/M}$)**, que engloba la transición de los créditos que pasan de "A" hasta "D"; y un **estado de incumplimiento o pérdida absorbente (P_E)**, es decir aquellos créditos que se deterioran tanto hasta ser considerados irrecuperables, y que son los clasificados en la categoría "E" de la Norma.

La PD es un ratio en el que el numerador se conforma por la sumatoria de las 32 posibles combinaciones de deterioro de la cartera¹³, tomando en cuenta las 5 categorías de riesgo y considerando un efecto combinado de las probabilidades de caer en el incumplimiento (estado absorbente), y de las de permanencia y/o migración.

El denominador por su lado, está compuesto por las sumatoria de las 32 posibles combinaciones de pérdida total de la cartera, sin considerar las probabilidades de deterioro.

$$PD = \frac{\sum 2^5 \times P_E \times P_{P/M}}{\sum 2^5}$$

El resultado agregado del numerador de la fórmula significa la pérdida esperada resultante de la combinación del deterioro de cada cartera, y por lo tanto representa el nivel de provisiones a constituir.

¹¹ Basilea III, 20 "Ciclicidad del requerimiento mínimo", página No. 6.

¹² Las matrices de la SIBOIF, tienen indicadores compuestos por una base más amplia de las matrices, pues considera otros estados como: los créditos nuevos por el lado del estado inicial; y otros como cobro judicial, prorrogado y reestructurado, por el lado del estado en que salieron.

¹³ Se utiliza una identidad de los coeficientes binomiales, que se refiere a la cantidad de subconjuntos que puede tener un conjunto dado. En este caso, el conjunto dado son las categorías A, B, C, D y E. Es decir que las posibles combinaciones están dadas por la identidad 2^5 .

Este resultado es útil para compararlo con el nivel de provisiones observado, y analizar el costo que implica la administración de cada cartera. Así, se puede establecer un indicio de una sobre o sub constitución de fondos destinados a la cobertura del riesgo de crédito, por tipo de cartera.

Además, las matrices permiten calcular otros indicadores como, la probabilidad que tienen los deudores de empeorar o de mejorar la calificación de riesgo.

La probabilidad de empeorar (PE)¹⁴, agrega en un número la proporción de los créditos de una categoría superior, por la sumatoria de la proporción de los créditos con categorías inferiores, prediciendo así, la probabilidad que tiene una cartera de deteriorarse período a período, antes de llegar a ser irrecuperable.

$$PE = PA(PB + PC + PD + PE) + PB(PC + PD + PE) + PC(PD + PE) + PD(PE)$$

El mecanismo de cálculo para el indicador de mejora (Probabilidad de mejorar – PM), es similar al utilizado para el cálculo anterior, sólo que aquí se agrega a la proporción de los créditos con categoría inferior, la sumatoria de las mejores calificaciones de riesgo subsiguientes.

$$PM = PB(PA) + PC(PA + PB) + PD(PA + PB + PC) + PE(PA + PB + PC + PD)$$

Para el cálculo de estos dos indicadores¹⁵, se trabaja con el comportamiento original porcentual de los deudores de cada cartera, el cual es capturado en las matrices de la SIBOIF.

El cálculo de la PD será útil para tratar de encontrar alguna vinculación del desempeño de la economía con el comportamiento de pago de los deudores. Así, para asociar el comportamiento de las carteras sujetas a análisis al ciclo económico, se trabajó con datos mensuales, ajustados por estacionalidad, en logaritmos y sin tendencia determinística.

Datos utilizados:

Índice Mensual de Actividad Económica (IMAE): Esta variable representa el ciclo económico. Se utiliza esta variable y no el PIB, para guardar consistencia con los datos mensuales de la probabilidad de incumplimiento. Además, debido a que la serie con la que se trabaja es de 2007 a 2013, se eligió trabajar con esta frecuencia para contar con más observaciones y darle más robustez a los resultados.

Es de esperarse que el crecimiento del IMAE venga acompañado por una disminución en la probabilidad de incumplimiento, lo que es señal de un menor riesgo de crédito.

Probabilidad de incumplimiento mensual de las carteras: Para su cálculo, se dividió la pérdida esperada por la pérdida total, producto de las diferentes combinaciones de pérdidas por categoría de riesgo. El detalle de su cálculo se explica en los párrafos precedentes.

¹⁴ La letra P en la fórmula se refiere a la proporción de créditos respecto al total, y las letras A, B, C, D y E, corresponden a la calificación de riesgo.

¹⁵El cálculo de la PE y PM, se toma del REF del Banco Central de Reserva de Colombia.

Debido a la frecuencia de las variables, es importante eliminar de la serie del IMAE, el efecto de los componentes estacional, irregular y tendencial, y trabajar únicamente con los cíclicos. Por consiguiente, se utilizó el filtro *Hodrick-Pescott*¹⁶ (HP), para encontrar la tendencia de largo plazo y luego se le extrajo esta tendencia a las series.

6. Resultados encontrados

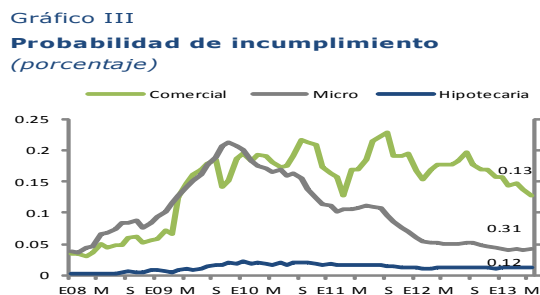
En esta sección se presentan los resultados de la proyección de las matrices de la SIBOIF, para determinar por cartera: el nivel adecuado de las provisiones; el cálculo de la PD, que mide el deterioro de su calidad a través de la aplicación de una de las identidades de los coeficientes binomiales; los indicadores de mejora y empeoramiento, que utilizan como base el método empleado por el Banco Central de la República de Colombia en su Reporte de Estabilidad Financiera; y la relación de las carteras con el ciclo económico, a través de un análisis de correlación simple.

El primer componente encontrado indica que independientemente de la cartera analizada y del período objeto de estudio, en general los deudores con menos riesgo crediticio siempre tienden a pagar de forma puntual sus préstamos; de igual forma, los deudores con escasa o nula capacidad de pago raramente podrán revertir esta condición. Una situación atípica se refleja en la cartera hipotecaria para el período de la crisis, en el cual se observa que los peores pagadores, mejoraron de forma importante su calificación de riesgo, migrando hasta casi en un 20 por ciento a la categoría “A”. (Tablas II a XIII – Anexos).

De lo anterior, se deduce que los esfuerzos en la administración y recuperación de la cartera es preciso centrarlos en los deudores ubicados en las categorías intermedias de B hasta D, y que hay que fortalecer y no descuidar los análisis previos al otorgamiento de los créditos, para reducir al máximo los créditos malos.

A través del cálculo de la PD para las carteras de microcrédito, comercial e hipotecaria, se encontró que las dos primeras respondieron de forma negativa a la crisis de 2008, a la que se sumó el movimiento de no pago, ya que se observa la velocidad a la que la PD subió. Después de 2009, la PD del microcrédito ha tendido a disminuir de forma sostenida; en cambio la comercial presenta mucha volatilidad, lo que puede ser un signo del mayor vínculo de este sector a la actividad económica.

Por su parte, la PD de la cartera hipotecaria se ha mantenido constante, con un ligero incremento durante el período de episodio de crisis capturado en la serie.

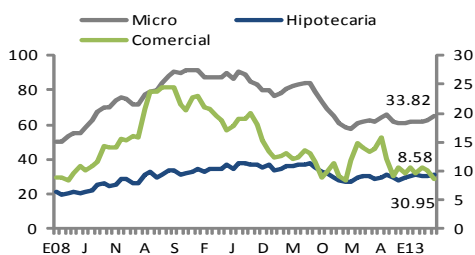


Fuente: Elaboración propia.

¹⁶ El filtro de Hodrick-Pescott es un método para extraer el componente secular o tendencia de una serie temporal, propuesto en 1980 por Robert J. Hodrick y Edward C. Prescott.

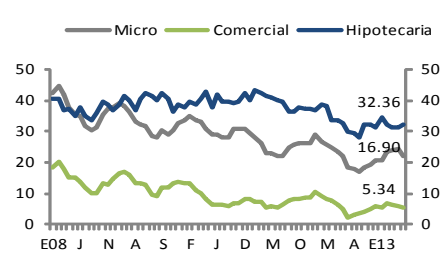
La probabilidad de empeorar se ha reducido en todas las carteras desde 2009, con menor énfasis en la cartera hipotecaria, cuyo comportamiento se ha mantenido relativamente estable a lo largo de la serie. Por su lado, la probabilidad de mejorar se comporta de manera similar para las 3 carteras con un sesgo de volatilidad, siendo la cartera hipotecaria la que registra mayor probabilidad de mejorar. Estos indicadores, permiten vigilar de cerca el comportamiento de los deudores, y constituyen un análisis adicional para predecir el comportamiento futuro del crédito por sector, reconociendo la importancia de re - enfocar las estrategias de manejo de riesgos de carteras particulares.

Gráfico IV
Probabilidad de empeorar
(porcentaje)



Fuente: Elaboración propia.

Gráfico V
Probabilidad de mejorar
(porcentaje)



Fuente: Elaboración propia.

Por otro lado, el cálculo del nivel de provisiones que resultó de la proyección de las matrices, utilizado como numerador para el indicador de la PD, permite compararlo con las reservas observadas y efectivamente constituidas por la banca. De esta forma, la estimación indica que existe una sobre constitución en el nivel de provisiones de la cartera comercial. En cambio, los resultados para el microcrédito sugieren que se están constituyendo menos reservas. Para el caso de la cartera hipotecaria, el comportamiento no es definido, pues en algunos meses la metodología sugiere que se constituyen menos provisiones de lo que efectivamente la banca está reservando. (Tablas XIV a XVI – Anexos).

Los resultados del análisis de correlación, demuestran que la probabilidad de incumplimiento de las diferentes carteras analizadas (microcrédito, hipotecario, comercial) no siempre guardan consistencia con el ciclo económico. Es decir, aunque debería de esperarse que la relación sea siempre negativa; se observan períodos que aunque las condiciones económicas son favorables, la probabilidad de incumplimiento sube, y viceversa.

Durante la última crisis financiera, se observa que la PD se redujo para las tres carteras, registrando un efecto prolongado en la cartera hipotecaria, que fue revertido hasta inicios de 2010. Un efecto similar se observa en 2011, cuando la economía daba signos de recuperación, la PD aumentó.

No obstante, desde inicios de 2012, se observa un comportamiento similar para las tres carteras, en las que el buen desempeño de la economía responde favorablemente a la calidad de los créditos. (Gráficos VI, VII y VIII de anexos).

7. Conclusiones

Los episodios de crisis a los que ha estado expuesto el sistema financiero nicaragüense, sugiere la necesidad de cuantificar de forma adecuada la probabilidad de incumplimiento de pago por parte de los deudores ante escenarios de contracción económica, con el objetivo de mitigar la magnitud de las pérdidas. Los resultados encontrados por Urcuyo (2005), validan la experiencia empírica donde se ha observado deterioros en la cartera de crédito producto de una contracción en algunos determinantes del ciclo económico.

Lo anterior constata que el comportamiento de la cartera crediticia es sensible a cambios en las variables macroeconómicas, en el que un clima desfavorable, puede incidir de forma negativa y aumentar los saldos de créditos vencidos. De la misma forma, el bienestar económico de los deudores va a incidir en su capacidad de pago y por ende en aumentar la calidad de la cartera crediticia de la industria bancaria.

Al analizar las carteras de crédito haciendo uso de las matrices de transición, una vez que estas fueron proyectadas, se estimó una PD que resulta de un ratio que relaciona las posibles combinaciones de pérdida esperada de una cartera sobre la pérdida total, utilizando una de las propiedades de los coeficientes binomiales. El estudio realizado permite afirmar que la tendencia de la pérdida esperada depende fuertemente del tipo de crédito que se estudie; además, con esto se pueden activar alertas de forma anticipada para evitar posibles crisis, ya que en general, los resultados orientan a ser más conservadores en el análisis de los microcréditos, y a pesar de que nivel de aprovisionamiento no está bien definido para la cartera hipotecaria, los otros indicadores sugieren que se está manejando adecuadamente y que existe confianza en los deudores que pertenecen a ella, debido probablemente a la calidad de garantías que respaldan este tipo de créditos.

Por otro lado, el cálculo de la PD estimado a través de las matrices sugiere que los bancos están realizando una buena administración de la cartera comercial, con tendencia a sobre provisionar, lo que podría sentar las bases para revisar la posibilidad de recomponer la constitución de reservas y dirigirlas a las carteras que más lo necesitan, de forma que se afecte lo menos posible el capital de la banca.

A pesar de que la proyección realizada de las matrices de transición se basa en el supuesto de que el comportamiento de los deudores no varía en el tiempo, y de que las probabilidades de transición dependen solamente de su estado actual, obviando el hecho de que las tasas de cambio en la distribución de probabilidades de transición varía en el tiempo y de que dependen fuertemente de muchos factores reales, éstas se constituyen como una primera aproximación para estimar el riesgo de crédito, que pueden ser usadas como pieza clave para el desarrollo y refinamiento de metodologías para su medición, con el objetivo de cuantificar su impacto en los ratios de adecuación de capital de la industria bancaria nicaragüense.

Además, las matrices pueden ser utilizadas como insumos para realizar pruebas de estrés por tipo de cartera de crédito, para medir el impacto que los ciclos económicos tienen sobre la calidad del crédito.

El análisis de correlación realizado, indica que no existe un patrón definido entre la PD y el ciclo económico, por lo que desde un punto de vista práctico, se obtendrían mejores resultados utilizando modelos basados en estimadores estadísticos que predigan de forma más precisa la

probabilidad de incumplimiento, incorporando los factores económicos que inciden en el comportamiento de pago de los deudores, de manera que el costo de administrar la cartera de crédito sea adecuado, y que los indicadores financieros se afecten lo menos posible, por estimaciones inapropiadas que sobrestimen las provisiones que los bancos tengan que constituir para cubrirse de los riesgos inherentes a la actividad crediticia. Asimismo, esto permitiría controlar de mejor manera la exposición del sector bancario al riesgo por pérdidas elevadas derivadas del incumplimiento por parte de los deudores.

8. Referencias

Adriana Arreaza Coll, Luis S. Castillo Guillén, Manuel Martínez Guzmán (2006), **Expansión de Crédito y Calidad del Portafolio Bancario en Venezuela**, Series de documentos de trabajo, Colección Economía y Finanzas, Banco Central de Venezuela.

Anil Bangia, Francis X. Diebold², Til Schuermann (2002), **Ratings Migration and the Business Cycle, With Application to Credit Portfolio Stress Testing**. Journal of banking and finance 26, 445-474.

Armando Támara – Ayús, Raúl Aristizábal, Ermilson Velásquez, (2012), **Matrices de Transición en el Análisis del Riesgo Crediticio como elemento fundamental en el cálculo de la Pérdida Esperada en una Institución Financiera Colombiana**. Revista Ingenierías Universidad de Medellín.

Basel Committee on Banking Supervision (2010), **Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems**. Bank for International Settlements. Basel, June 2011.

Basel Committee on Banking Supervision (2000), **Principles for the Management of Credit Risk, Risk Management Group**. Bank for International Settlements. Basel, September 2000.

Carlos Aparicio, José Gutiérrez, Miguel Jaramillo, Hesione Moreno (2013), **Indicadores alternativos de riesgo de crédito en el Perú: matrices de transición crediticia condicionadas al ciclo económico** Documentos de trabajo, Superintendencia de Banca, Seguros y Administradoras Privadas de Fondos de Pensiones.

Clair, R. T. (1992), **Loan Growth and Loan Quality: Some Preliminary Evidence from Texas Banks**. Economic Review. Federal Reserve Bank of Dallas.

Davor Kunovac (2011), **Estimating Credit Migration Matrices with Aggregate Data – Bayesian Approach**. Croatian National Bank.

Gabriel Jiménez y Jesús Saurina (2003) **Collateral, Type of Lender and Relationship Banking as Determinants of Credit Risk**. Bank of Spain.

Greg M. Gupton, Christopher C. Finger, Mickey Bhatia (1997), **CreditMetrics™ – Technical Document**. New York - April 2, 1997 – JP Morgan.

Gustavo Salas Rueda, Edwin Aguilar, German Mayne, Henry Gonzalez (2008), **El Riesgo de Crédito. Análisis y Perspectivas**.

Hamerle, A., T. Liebig And H. Scheule (2004), **Forecasting Credit Portfolio Risk**, Deutsche Bundesbank, Discussion Paper Series 2: Banking and Financial Supervision No. 01/2004.

Javier Delgado, Jesús Saurina (2004), **Riesgo de crédito y dotaciones a insolvencias. Un análisis con variables macroeconómicas**. Dirección General de Regulación. Banco de España.

Jarmo Pesola (2001), **The role of macroeconomic shocks in banking crisis**. Discussion papers. Bank of England.

Matthew T. Jones (2005), **Estimating Markov Transition Matrices Using Proportions Data: An Application to Credit Risk**. IMF Working Paper.

Martin Vallcorba y Javier Delgado (2007), **Determinantes de la morosidad bancaria en una Economía dolarizada. El caso uruguayo**.

Marvin Miranda (2012), **Determinantes Macroeconómicos del Crédito en Nicaragua**. Banco Central de Nicaragua.

Marvin Miranda (2012), **La relación entre crédito y actividad económica en Nicaragua**. Banco Central de Nicaragua.

Michel Crouhy, Dan Galai, Robert Mark (2000), **A comparative analysis of current credit risk Models**. Journal of Banking & Finance 24 (2000) 59-117.

Oknan Bello, Rodrigo Urcuyo (2011), **Pruebas de estrés del Sistema Financiero Nicaragüense**. Banco Central de Nicaragua.

Philip Lowe (2002), **Credit risk measurement and Procyclicality** BIS Working Papers No. 116 Monetary and Economic Department. September 2002.

Rodrigo Urcuyo (2010), **Determinantes Macroeconómicos de los Créditos Vencidos en Nicaragua**. Banco Central de Nicaragua.

Saurina, Jesús y Gabriel Jiménez (2006), **Credit Cycles, Credit Risk, and Prudential Regulation**. Munich Personal RePEc Archive Paper No. 718 posted 15. November 2006.

Simon Gilchrist, Alberto Ortiz, Egon Zakrajsek (2009), **Credit Risk and the Macroeconomy: Evidence from an Estimated DSGE Model**, FRB/JMCB conference "Financial Markets and Monetary Policy,"

Thomas C. Wilson (1998), **Portfolio Credit Risk** FRBNY Economic Policy Review/October 1998.

Tomasz R. Bielecki, Marek Rutkowski (2001), **Credit Risk: Modeling, Valuation, and Hedging** December 5, 2001. Springer-Verlag.

U. Grzybowska, M. Karwanski y A. Orłowski (2010), **Examples of Migration Matrices Models and their Performance in Credit Risk Analysis**.

Vicente Salas y Jesús Saurina (2002), **Credit Risk in two Institutional Regimes: Spanish Commercial and Savings Banks** Journal of Financial Services Research 22:3 203-204, 2002.

William R. Keeton (1999), **Does Faster Loan Growth Lead to Higher Loan Losses?** Federal Reserve Bank of Kansas City.

Yusuf Jafry y Scheuermann (2004), **Measurement, Estimation and comparison of credit migration matrices** Journal of Banking & Finance.

Zamudio, N., (2007), **Determinantes de la probabilidad de incumplimiento de las empresas Colombianas.** Borradores de Economía (466).

Zapata, A. (2003), **Modelando el riesgo de crédito en Colombia: matrices de transición para la cartera comercial.** Apuntes de banca y finanzas (6). ASOBANCARIA. Bogotá.

Anexos

Tabla II
Crédito comercial - mayo 2007

Matriz de Transición
(porcentaje)

	A	B	C	D	E
A	99.1%	0.8%	0.1%	0.0%	0.0%
B	4.7%	91.9%	3.4%	0.0%	0.0%
C	0.6%	3.6%	94.0%	1.8%	0.0%
D	0.3%	0.1%	2.9%	96.2%	0.6%
E	0.0%	0.0%	0.0%	7.9%	92.1%

Fuente: SIBOIF.

Tabla III
Crédito hipotecario - mayo 2007

Matriz de Transición
(porcentaje)

	A	B	C	D	E
A	99.0%	0.9%	0.0%	0.0%	0.0%
B	34.5%	45.6%	19.9%	0.0%	0.0%
C	26.2%	5.9%	41.5%	26.4%	0.0%
D	3.5%	0.0%	4.8%	91.0%	0.7%
E	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%

Fuente: SIBOIF.

Tabla IV
Microcrédito - mayo 2009

Matriz de Transición
(porcentaje)

	A	B	C	D	E
A	98.1%	1.6%	0.3%	0.0%	0.0%
B	54.6%	23.6%	21.2%	0.1%	0.5%
C	29.4%	7.0%	13.1%	45.6%	4.9%
D	7.4%	1.2%	2.6%	9.9%	78.8%
E	0.5%	0.8%	0.2%	0.7%	97.8%

Fuente: SIBOIF.

Tabla V
Crédito comercial - mayo 2009

Matriz de Transición
(porcentaje)

	A	B	C	D	E
A	98.4%	1.6%	0.1%	0.0%	0.0%
B	5.2%	79.5%	15.1%	0.1%	0.1%
C	1.3%	0.3%	76.1%	20.8%	1.6%
D	0.3%	0.5%	1.5%	94.9%	2.8%
E	0.3%	0.4%	1.1%	0.9%	97.3%

Fuente: SIBOIF.

Tabla VI
Crédito hipotecario- mayo 2009

Matriz de Transición
(porcentaje)

	A	B	C	D	E
A	98.4%	1.4%	0.0%	0.2%	0.1%
B	22.1%	49.4%	25.5%	1.7%	1.3%
C	12.5%	8.4%	11.4%	55.3%	12.4%
D	28.7%	0.0%	4.7%	53.8%	12.8%
E	18.3%	5.8%	1.9%	4.6%	69.5%

Fuente: SIBOIF.

Tabla VII
Microcrédito - mayo 2009

Matriz de Transición
(porcentaje)

	A	B	C	D	E
A	95.5%	3.1%	1.1%	0.2%	0.0%
B	20.8%	43.4%	33.1%	1.3%	1.4%
C	9.6%	3.4%	30.9%	47.0%	9.1%
D	5.1%	1.2%	2.4%	21.6%	69.7%
E	2.2%	0.3%	0.4%	1.3%	95.7%

Fuente: SIBOIF.

Tabla VIII
Crédito comercial - mayo 2011

Matriz de Transición
(porcentaje)

	A	B	C	D	E
A	99.7%	0.3%	0.0%	0.0%	0.0%
B	3.7%	94.7%	1.6%	0.0%	0.0%
C	0.1%	0.2%	97.8%	1.9%	0.0%
D	2.5%	0.0%	1.0%	94.8%	1.7%
E	0.0%	0.1%	0.3%	0.0%	99.6%

Fuente: SIBOIF.

Tabla IX
Crédito hipotecario - mayo 2009

Matriz de Transición
(porcentaje)

	A	B	C	D	E
A	99.1%	0.8%	0.0%	0.0%	0.0%
B	33.2%	51.6%	15.1%	0.1%	0.0%
C	13.1%	14.7%	56.6%	14.6%	1.0%
D	5.0%	1.8%	0.0%	64.5%	28.7%
E	0.5%	1.5%	0.0%	0.0%	98.0%

Fuente: SIBOIF.

Tabla X
Microcrédito - mayo 2009
Matriz de Transición
(porcentaje)

	A	B	C	D	E
A	98.2%	1.5%	0.3%	0.0%	0.0%
B	17.0%	71.0%	11.5%	0.2%	0.3%
C	4.0%	2.8%	65.2%	26.3%	1.7%
D	2.0%	0.8%	1.0%	69.4%	26.9%
E	0.7%	0.4%	0.1%	0.2%	98.6%

Fuente: SIBOIF.

Tabla XI
Crédito comercial - mayo 2013
Matriz de Transición
(porcentaje)

	A	B	C	D	E
A	99.9%	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%
B	0.3%	99.1%	0.5%	0.1%	0.0%
C	0.3%	0.0%	95.1%	4.5%	0.0%
D	0.2%	1.0%	0.2%	97.1%	1.5%
E	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	100.0%

Fuente: SIBOIF.

Tabla XII
Crédito hipotecario- mayo 2009
Matriz de Transición
(porcentaje)

	A	B	C	D	E
A	99.7%	0.3%	0.0%	0.0%	0.0%
B	20.7%	67.6%	11.5%	0.2%	0.0%
C	15.1%	3.8%	62.3%	18.8%	0.0%
D	7.5%	0.0%	12.0%	68.7%	11.8%
E	2.4%	0.4%	0.4%	0.0%	96.9%

Fuente: SIBOIF.

Tabla XIII
Microcrédito - mayo 2009
Matriz de Transición
(porcentaje)

	A	B	C	D	E
A	98.8%	0.9%	0.2%	0.0%	0.0%
B	6.1%	82.9%	10.9%	0.1%	0.0%
C	2.2%	1.2%	74.8%	20.9%	1.0%
D	2.0%	0.3%	1.1%	75.1%	21.6%
E	0.3%	0.0%	0.2%	0.6%	98.9%

Fuente: SIBOIF.

Tabla XIV
Crédito comercial
Valor de pérdida esperada mensual
(millones de córdobas)

	Modelo	Sistema	Saldo Cartera	Provisiones modelo/Saldo cartera	Provisiones Sistema/Saldo cartera	Cobertura provisiones sistema sobre modelo
E12	569104,352.1	1133613,353.1	32337902,789.9	1.8	3.5	199.2
F	550326,921.8	1145770,253.6	33331219,498.7	1.7	3.4	208.2
M	1187908,899.8	1103403,857.8	33972676,238.0	3.5	3.2	92.9
A	1013027,320.5	1109375,097.9	33808186,935.6	3.0	3.3	109.5
M	783469,430.2	1127905,406.5	34612163,959.3	2.3	3.3	144.0
J	1040024,412.2	1137014,404.9	35564357,737.6	2.9	3.2	109.3
J	797210,499.3	1146040,272.3	36053536,155.4	2.2	3.2	143.8
A	1049536,248.2	1149820,788.7	36764239,696.2	2.9	3.1	109.6
S	770100,426.6	1112375,511.4	37525710,947.0	2.1	3.0	144.4
O	885635,740.6	1126259,193.4	38668657,836.1	2.3	2.9	127.2
N	896488,884.8	1153516,936.4	40101710,585.5	2.2	2.9	128.7
D	789363,465.0	1176364,949.2	41954474,369.8	1.9	2.8	149.0
E13	917501,600.3	1193640,148.6	42326739,904.5	2.2	2.8	130.1
F	742801,458.4	1171817,983.0	41986477,485.8	1.8	2.8	157.8
M	953031,296.6	1184457,801.7	43051103,576.7	2.2	2.8	124.3
A	624921,388.2	1027384,969.6	43160701,890.0	1.4	2.4	164.4
M	625649,692.4	1039945,499.4	43201643,940.4	1.4	2.4	166.2

Fuente: Elaboración propia con datos observados proporcionados por la SIBOIF.

Tabla XV
Crédito hipotecario
Valor de pérdida esperada mensual
(millones de córdobas)

	Modelo	Sistema	Saldo Cartera	Provisiones modelo/Saldo cartera	Provisiones Sistema/Saldo cartera	Cobertura provisiones sistema sobre modelo
E12	159469,944.8	124455,189.0	7614647,447.0	2.1	1.6	78.0
F	95539,755.4	121991,886.7	7708217,028.5	1.2	1.6	127.7
M	131772,274.2	126451,559.7	7768706,090.4	1.7	1.6	96.0
A	238762,540.4	128369,769.1	7843789,470.0	3.0	1.6	53.8
M	132529,263.7	130007,849.7	7966731,685.1	1.7	1.6	98.1
J	138763,669.9	131860,817.1	8112002,978.0	1.7	1.6	95.0
J	146769,764.3	135778,905.7	8252874,634.5	1.8	1.6	92.5
A	130394,964.1	134921,443.3	8366966,868.1	1.6	1.6	103.5
S	171344,010.9	136471,746.4	8483247,270.2	2.0	1.6	79.6
O	190433,863.5	139722,474.1	8638199,243.1	2.2	1.6	73.4
N	132350,579.2	135957,362.1	8798349,616.3	1.5	1.5	102.7
D	129556,559.0	134078,053.6	8926654,714.3	1.5	1.5	103.5
E13	195424,228.1	135237,410.1	9081156,760.7	2.2	1.5	69.2
F	161608,936.0	139238,520.9	9230878,390.2	1.8	1.5	86.2
M	198522,200.4	141579,161.3	9389757,174.6	2.1	1.5	71.3
A	199956,959.5	145622,051.7	9565313,862.7	2.1	1.5	72.8
M	122144,636.9	148237,330.0	9769548,733.0	1.3	1.5	121.4

Fuente: Elaboración propia con datos observados proporcionados por la SIBOIF.

Tabla XVI

Microcrédito

Valor de pérdida esperada mensual

(millones de córdobas)

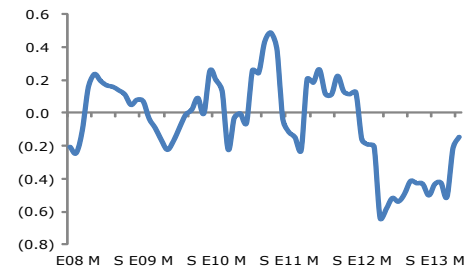
	Modelo	Sistema	Saldo Cartera	Provisiones modelo/Saldo cartera	Provisiones Sistema/Saldo cartera	Cobertura provisiones sistema sobre modelo
E12	101158,565.2	78296,849.6	1532183,030.5	6.6	5.1	77.4
F	106166,520.9	77296,054.3	1555420,760.5	6.8	5.0	72.8
M	96056,615.5	75609,026.3	1615789,042.8	5.9	4.7	78.7
A	156049,583.0	76527,118.0	1672536,984.1	9.3	4.6	49.0
M	116448,699.2	76461,758.6	1768609,899.6	6.6	4.3	65.7
J	110030,875.9	73053,631.6	1648819,648.9	6.7	4.4	66.4
J	113295,750.4	74428,676.3	1733852,626.6	6.5	4.3	65.7
A	132266,189.1	74323,296.1	1788380,712.6	7.4	4.2	56.2
S	101380,116.9	72293,663.9	1808169,226.8	5.6	4.0	71.3
O	104517,695.8	71819,463.3	1863797,935.8	5.6	3.9	68.7
N	106846,075.1	69266,877.6	1917915,288.1	5.6	3.6	64.8
D	103120,422.1	66670,986.0	1935232,736.2	5.3	3.4	64.7
E13	88116,654.3	66809,424.6	1962825,897.6	4.5	3.4	75.8
F	80496,545.9	64404,735.1	1990188,036.9	4.0	3.2	80.0
M	141880,950.2	65423,473.1	2037210,039.4	7.0	3.2	46.1
A	103512,220.1	65875,882.1	2089211,058.5	5.0	3.2	63.6
M	161871,261.9	68985,023.3	2142831,193.3	7.6	3.2	42.6

Fuente: Elaboración propia con datos observados proporcionados por la SIBOIF.

Gráfico VI

Cartera comercial

Correlación IMAE desestacionalizado y PD
(porcentaje)

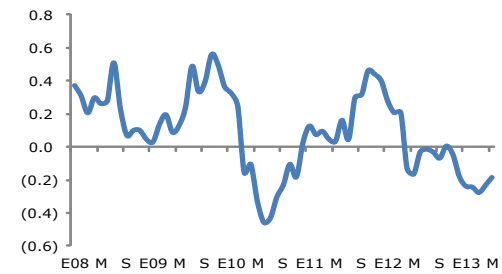


Fuente: Elaboración propia.

Gráfico VII

Cartera hipotecaria

Correlación IMAE desestacionalizado y PD
(porcentaje)

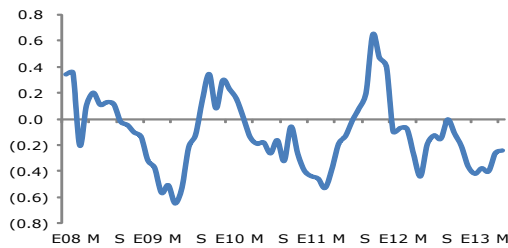


Fuente: Elaboración propia.

Gráfico VIII

Microcrédito

Correlación IMAE desestacionalizado y PD
(porcentaje)



Fuente: Elaboración propia.