

Modelación macroeconómica de probabilidad de *default*

Christian Alexander Bejarano Chavarría*

Resumen

El ciclo financiero guarda una estrecha relación con el ciclo económico, ambos se ven reforzados, provocando que los períodos de expansión/recesión tiendan a ser más profundos. Esta investigación explora la incidencia del entorno macroeconómico en el nivel de riesgo de crédito al que están expuestas las instituciones financieras en Nicaragua. Se pretende reforzar los resultados de estudios anteriores, construyendo un indicador de probabilidad de *default*, mediante el uso de un modelo econométrico de funciones de probabilidad acumulada. Los resultados sugieren que variables como la inflación y la tasa de interés activa afectan negativamente la capacidad de pago de los deudores, mientras que aumentos en los salarios, en la actividad económica y el crecimiento del crédito, tienen un efecto positivo.

Palabras Clave: Probabilidad de *default*, riesgo de crédito, Nicaragua.

Código JEL: C58, C46, G32.

* El autor es Profesional Económico II de la Gerencia de Análisis Financiero del Banco Central de Nicaragua. Para comentarios comunicarse al correo: christian.bejarano.ch@gmail.com. El contenido de este documento es de exclusiva responsabilidad del autor y no representa la posición oficial del BCN.

1. Introducción

El principal componente del Sistema Financiero Nacional (SFN) de Nicaragua es la emisión de crédito. Según el Informe Financiero de abril 2018 presentado por el Banco Central de Nicaragua (BCN), la cartera bruta de créditos correspondió al 65.5 por ciento del total de activos del SFN. Por otra parte, el saldo de la cartera bruta pasó de C\$53,079.9 millones en diciembre de 2011 a C\$164,739.7 millones a diciembre de 2017, es decir un crecimiento de 210.4 por ciento en tan solo 6 años.

Este extraordinario crecimiento del crédito fue consistente con el dinamismo de la economía nicaragüense durante el período indicado anteriormente, la cual sostuvo tasas de crecimiento del PIB real cercanas al 5 por ciento anuales. Previo a esto, el SFN sufrió dos períodos de estrés financiero: en el año 2000 con la crisis bancaria y en el año 2009 con la crisis financiera internacional.

En el primer caso, la contracción del crédito debido a la mala calidad de la cartera de los bancos que cerraron se trasladó al sector real de la economía, provocando una reducción de la tasa de crecimiento del PIB real desde 7 por ciento en 1999 hasta 0.75 por ciento en 2002. Por otro lado, la crisis financiera internacional implicó una contracción de la demanda externa, lo que desaceleró la economía y provocó un aumento de la tasa de impago, con lo cual, los bancos decidieron reducir cartera para mitigar su exposición de riesgo.

Caruana (2010) explica que la dinámica del sistema financiero y del ciclo real de la economía, provocan que ambas se vean reforzadas entre sí, incrementando la amplitud de los auges y caídas de dichos ciclos, socavando la estabilidad financiera y macroeconómica. La dinámica entre el ciclo financiero y el ciclo real de la economía es fuente de riesgo sistémico, es decir, el posible fallo simultáneo de varias instituciones financieras.

De acuerdo con IMF, BIS & FSB (2009), los efectos de una materialización de riesgo sistémico se pueden trasladar a la economía real de forma severa y prolongada; esto es debido a que las instituciones financieras recortan el

financiamiento de actividades productivas y consumo privado ante períodos de estrés financiero para destinar sus recursos a sectores considerados menos riesgosos, esto conlleva a una contracción tanto de la oferta como de la demanda de bienes.

Al ser el crédito el núcleo de las actividades financieras en Nicaragua, éste representa el mayor riesgo al que está expuesto el SFN (Čihák, 2014). Por lo tanto, es de particular relevancia determinar cómo el entorno macroeconómico incide en la capacidad de pago de los deudores y, por ende, en el nivel de riesgo al que están expuestas las instituciones financieras del país.

Por otra parte, el principal indicador de riesgo de crédito utilizado en Nicaragua es el ratio de cartera vencida sobre cartera bruta, el cual corresponde a una metodología de medición en el cual solo se contemplan las pérdidas incurridas y no prevé la posibilidad de futuros deterioros.

Esta debilidad del indicador llevó a que se introdujera una metodología de medición en el marco normativo de Basilea en el año 2006, la cual toma en consideración las expectativas de pérdida mediante la estimación de Probabilidad de *Default* (PD) de un activo financiero, es decir, la probabilidad de que un deudor no sea capaz de afrontar sus obligaciones financieras.

Por tanto, el presente documento tiene como objetivos:

- i. Construir un indicador de riesgo de crédito para el SFN que anticipe deterioros de cartera vencida, basado en el concepto de Probabilidad de *Default*, según los informes y estadísticas publicadas por la SIBOIF.
- ii. Evidenciar que el nivel de riesgo de crédito al que está expuesto el SFN depende de la evolución del entorno macroeconómico, mediante estimaciones por Máxima Verosimilitud de un modelo macroeconómico basado en funciones de distribución de probabilidad acumulada.

El estudio del vínculo entre el ciclo financiero y real es crucial en la elaboración del marco regulatorio preventivo, necesario para mitigar

riesgos que puedan afectar todas las entidades de un sistema financiero, y que tenga el potencial de generar afectaciones en la economía real.

El resto del documento se estructura de la siguiente manera: La sección 2 hace revisión de la literatura relativa al riesgo de crédito, su vínculo con el entorno macroeconómico y las normativas vigentes en Nicaragua. La sección 3 detalla la construcción del indicador de riesgo de crédito y las variables macroeconómicas utilizadas en el modelo econométrico. La sección 4 describe el modelo econométrico. La sección 5 presenta resultados de las estimaciones y pruebas estadísticas. Por último, la sección 6 concluye.

2. Revisión de literatura

Según Maechler & Tieman (2014), los períodos de crisis como la depresión de 1930 y la crisis asiática a finales de los 90, tienen como característica común que los sistemas financieros, los bancos en particular, no administraban adecuadamente el riesgo de sus portafolios y los supervisores fallaron en la identificación de los riesgos de estas instituciones.

En este sentido, la detección previa de factores que inciden en los niveles de riesgo de las entidades financieras es clave para mantener la estabilidad financiera (Başarır, 2016). Desde la crisis financiera de 2009 ha crecido la literatura relativa al riesgo sistémico, es decir, aquellos factores que puedan afectar de forma simultánea a varias instituciones.

Según Caruana (2010) un shock sistémico puede ocurrir por dos factores: i) por la interrelación de las entidades financieras, si una institución se ve afectada por un shock negativo, ésta puede contagiar a las instituciones con quienes mantiene operaciones; y ii) la exposición simultánea de varias entidades a un mismo riesgo, esto sucede cuando las instituciones financieras no diversifican los sectores a los que ofrecen servicio.

El SFN se concentra en pocas instituciones, las tres instituciones más grandes acaparan el 73.0 por ciento de los activos totales del Sistema; además, la

cartera de crédito de la mayoría de las instituciones está concentrada en el sector comercial. Por tanto, en el caso de Nicaragua, cobra particular relevancia el estudio del riesgo sistémico.

El giro de negocio de la banca tradicionalmente ha estado enfocado en el crédito, siendo éste la principal fuente de riesgo de la mayoría de los sistemas bancarios (Čihák, 2014), materializándose en pérdidas para las instituciones financieras cuando el cliente incumple con sus obligaciones (FMI, 2006).

2.1 Marco normativo

Según la Norma de Gestión de Riesgo de Crédito de la SIBOIF (2010), se definen los días mora como “los días transcurridos desde la fecha de vencimiento de la cuota” y en los artículos 13 al 16 de dicha normativa se dictamina que las instituciones financieras deberán clasificar la cartera bruta de créditos de acuerdo con los días moras transcurridos:

Tabla 1. Clasificación de riesgo por días mora y tipo de cartera

Clasificación	Días de atraso			
	Consumo	Hipotecaria	Microcrédito	Comercial*
A	0 - 30	0 - 60	0 - 15	0 - 30
B	31 - 60	61 - 90	16 - 30	31 - 60
C	61 - 90	91 - 120	31 - 60	61 - 90
D	91 - 180	121 - 180	61 - 90	91 - 180
E	Más de 180	Más de 180	Más de 90	Más de 180

* : Se pueden considerar otros factores en la clasificación de la Cartera Comercial.

Fuente : Elaboración propia con base a Norma de Gestión de Riesgo de Crédito (2010).

Además, los créditos pagaderos en cuotas que no hubieran sido pagados en su fecha de vencimiento se trasladarán a vencidos una vez transcurridos 90 días mora. En la Tabla 2 se presenta la relación existente entre la clasificación de riesgo de un crédito comercial o de consumo y el estado de dicho crédito.

Por construcción, el indicador de cartera vencida no proporciona información respecto al nivel de riesgo de los créditos que están vigentes; esto implica que podría gestarse un deterioro de la calidad de la cartera de crédito sin verse reflejado en aumentos de cartera vencida.

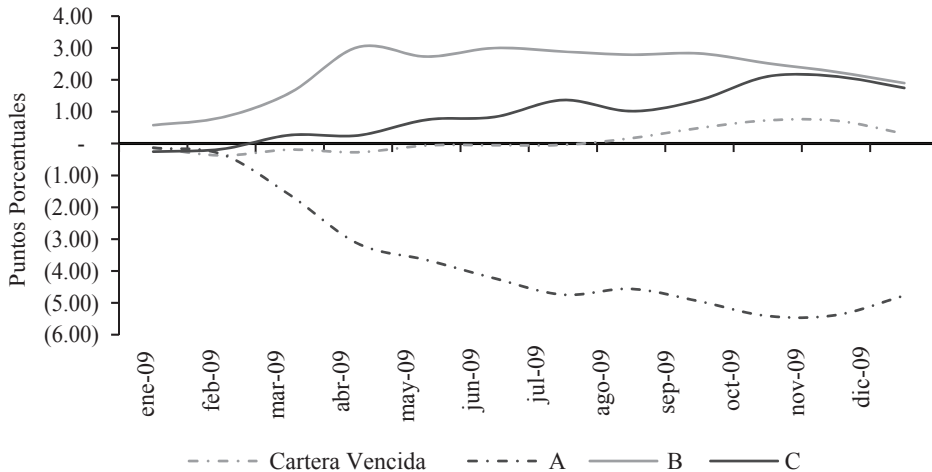
Tabla 2. Relación entre clasificación de riesgo y estado de crédito para créditos de consumo y comerciales

Días mora	0-30	31-60	61-90	91-180	Más de 180
Clasificación de riesgo	A	B	C	D	E
Estado de crédito	Cartera Vigente			Cartera Vencida	

Fuente: Elaboración propia con base a datos de SIBOIF (2010).

Por ejemplo, en el Gráfico 1 se puede apreciar que durante la crisis financiera de 2009 el aumento de cartera vencida fue precedido por la recomposición de la clasificación de riesgo de la cartera bruta, en la cual se refleja una menor participación de los créditos de clasificación A y una mayor participación de los créditos con clasificación B y C.

Gráfico 1. Variación acumulada desde diciembre 2008 de la participación de cada clasificación de riesgo y de cartera bruta en el total de cartera bruta



Fuente : Elaboración propia.

Por otro lado, esta misma normativa contempla la constitución de provisiones para cada cartera por categoría de riesgo. Ésta deberá aplicarse

sobre el saldo neto no cubierto por garantías líquidas^{1/} elegibles como mitigantes de riesgo y establece porcentajes de provisión por clasificación de riesgo que se detallan en la Tabla 3.

Tabla 3. Clasificación de riesgo por días mora y tipo de cartera

Clasificación de Riesgo	A*	B	C	D	E
% de Provisión (α_i)	1%	5%	20%	50%	100%

* : Cartera de consumo provisiona 2%.

Fuente: Elaboración propia con base a datos de SIBOIF (2010).

Se debe mencionar que este monto de provisiones es mínimo, con lo cual, cada institución puede aumentar sus provisiones si considera que el riesgo de pérdida asumido es mayor a lo que determina la norma, es decir:

$$\varphi_t = \sum_{i=A}^E (\alpha_i * Saldo\ neto\ no\ cubierto_{i,t}) + Provisiones\ Adicionales_t \quad (1)$$

Dónde: φ_t son las provisiones por incobrabilidad de cartera, este es el valor reflejado en los balances generales de los bancos; y α_i representa el porcentaje de cartera a provisionar.

El monto de provisiones debería reflejar el grado de exposición percibido por los bancos comerciales al riesgo crediticio. Sin embargo, la constitución de provisiones corresponde a un gasto y este castiga la adecuación de capital de dicho banco, por lo cual, uno esperaría que en períodos de poco estrés financiero los bancos provisionen el mínimo que exige la ley.

Esto implica que utilizar el monto de provisiones como una *proxy* del riesgo de crédito, podría estar distorsionado por la existencia de períodos de sobre provisionamiento. Es decir, las provisiones mínimas establecidas por ley podrían ser superiores a las potenciales pérdidas por deterioro de cartera.

1/ Las garantías líquidas son aquellas que pueden materializarse en efectivo de manera rápida y que posean documentación legal a diferencia de las garantías reales que tienen una realización en efectivo de mediano plazo.

En 2006, el Comité de Basilea introdujo una nueva forma de medición y administración del riesgo de crédito basada en las Pérdidas Esperadas (PE) de las instituciones, las cuales se estiman en base a tres componentes de riesgo:

- i) Exposición al Incumplimiento (EI): Es el estimado del monto expuesto a riesgo.
- ii) Pérdida Dado el Incumplimiento (PDI): El porcentaje del monto expuesto a riesgo que el banco perdería en caso de que el deudor incumpla.
- iii) Probabilidad de *Default* (PD): El porcentaje promedio de los créditos que incumplieron con sus obligaciones financieras.

2.2 Riesgo de crédito y ciclo económico

A nivel internacional, Virolainen (2004) construye un modelo macroeconómico de riesgo de crédito para determinar la tasa de *default* para el caso de Finlandia, mediante una transformación *logit* siguiendo la metodología de Wilson (1997). Fungáčová & Jakubík (2013) crean modelos satélites para la proyección de créditos vencidos y total de créditos para el caso de Rusia. Başarır (2016) estima mediante una función logística el ratio de créditos vencidos sobre cartera total para el caso de Turquía.

Zsigraiová (2014), mediante Factores Latentes y un modelo de Vectores Autorregresivos de Factores Aumentados (FAVAR), estima la relación entre la Probabilidad de *Default* del total de créditos y de varios sectores de la República Checa. Vazquez, Tabak, & Souto (2010), estiman mediante regresiones lineales, la relación entre el PIB y una transformación *logit* del ratio de créditos vencidos a cartera total, para cada categoría de crédito existente en Brasil.

Según Elizondo, Lemus, & Quintana (2010), la evolución temporal del riesgo sistémico se ve explicada por una dimensión procíclica que genera una dependencia del ciclo económico; diversos estudios demuestran

un vínculo entre el entorno macroeconómico y el nivel de riesgo de crédito, habitualmente enfocados en pruebas de estrés con modelos macroeconómicos.

Por ejemplo, Urcuyo (2010) y Bello (2011) encuentran relación entre el ratio de cartera vencida respecto al total de cartera, y variables macroeconómicas como el Índice de Actividad Económica (IMAE), inflación, tasa de interés activa y precio de *commodities* para el caso de Nicaragua.

Bello y Urcuyo (2011), utilizan un modelo de regresión asumiendo que la relación entre el riesgo de crédito y el entorno macroeconómico es lineal. Urcuyo (2010) por su parte, realiza una transformación logística del ratio de cartera vencida a cartera bruta, sin embargo, estima un modelo de regresión lineal e interpreta los parámetros de forma directa sin considerar la transformación realizada.

3. Información empírica

El Comité de Basilea (2001), establece un mínimo de cinco años en la modelación de Probabilidad de *Default*, razón por la cual, en el presente trabajo se establece una muestra de diez años de periodicidad mensual, comprendida desde abril de 2008 a marzo de 2018.

Para el cálculo de la Probabilidad de *Default* y los tres parámetros de riesgo se utilizan los datos publicados por la SIBOIF. Se excluyó información de aquellas instituciones que han desaparecido o se han integrado al SFN en el período de estudio, con el fin de evitar saltos excesivos. La cartera bruta a marzo 2018 de las instituciones restantes corresponde a 95.26 por ciento del SFN, por lo cual, la pérdida de información es relativamente pequeña.

Por otro lado, con base a los estudios de Urcuyo (2010), Bello y Urcuyo (2011) se seleccionó un conjunto de variables macroeconómicas que afectan la capacidad de pago de los deudores; esto es relevante dado que ante una menor capacidad de pago, se espera que aumente la probabilidad de impago y se incremente el nivel de riesgo crediticio.

3.1 Probabilidad de *Default* (PD)

3.1.1 Exposición al Incumplimiento (EI)

Se utilizará como saldo Expuesto al Incumplimiento (EI) los montos de cartera de crédito por calificación de riesgo, ésta no se encuentra directamente en los informes de la SIBOIF, por lo tanto, se utilizará el monto de Cartera Bruta (CB) y la Clasificación de Riesgo (CR) para su cálculo.

Los montos de cartera por clasificación de riesgo se calcularon a partir de la ecuación 2.

$$EI_{t,i} = CR_{t,i} * CB_t \quad (2)$$

En base a las Tablas 1 y 2, se realiza el supuesto de que todo crédito clasificación D o E, han superado los días mora mínimos para ser trasladados a cartera vencida^{2/}. Por ende, se consideran como montos expuestos al incumplimiento solamente las carteras A, B, C.

3.1.2 Pérdida Dado Incumplimiento (PDI)

Según la Norma de Gestión de Riesgo de Crédito, en la constitución de provisiones es necesario obtener el saldo neto no cubierto ($SNCC_t$) y el porcentaje de provisiones por cartera de crédito (α_i), es decir:

$$\varphi_t = \sum_{i=A}^E (\alpha_i * SNCC_{t,i}) + Provisiones Adicionales_t \quad (3)$$

Considerando que:

$$SNCC_{t,i} = EI_{t,i} - GL_{t,i} \quad (4)$$

2/ No en todos los tipos de créditos ocurre lo anterior; sin embargo, la cartera comercial y de consumo representan aproximadamente 82 por ciento del total de cartera bruta por lo cual el supuesto no pierde validez.

Donde EI: Exposición al Incumplimiento y GL: Garantías Líquidas

A partir del saldo neto no cubierto se puede construir una *proxy* de la PDI

$$SNCC_t = EI_{t,i} \left(1 - \frac{GL_{t,i}}{EI_{t,i}} \right) = EI_{t,i} * PDI_{t,i} \quad (5)$$

Sustituyendo 4 en 5 se obtiene:

$$\varphi_t = \sum_{i=A}^E (\alpha_i * EI_{t,i} * PDI_{t,i}) + Provisiones Adicionales_t \quad (6)$$

Dado que se tiene acceso a los montos de cartera de crédito por clasificación de riesgo, se puede obtener el monto de provisiones sobre el saldo bruto de la cartera sin garantías (δ_t):

$$\delta_t = \sum_{i=A}^E (\alpha_i * EI_{t,i}) \quad (7)$$

A pesar de poseer las clasificaciones de riesgo de cartera bruta, los informes de estratificación de carteras se encuentran en periodicidad trimestral. Por esta razón, se utilizó el método de interpolación *Cubic Spline* expuesto por McKinley & Levine (1998) para obtener una serie mensual. Además, no existe información anterior al primer trimestre del 2015 para uno de los bancos, por lo que en la estimación del PDI fue suprimido^{3/}.

La estratificación de créditos es necesaria porque la cartera de consumo provisiona 2 por ciento (véase Tabla 2); y se procedió a aproximar la tasa de provisión de la cartera A mediante:

$$\alpha_A = \left(CB_t + \frac{C. Consumo_t}{CB_t} \right) * 1\% \quad (8)$$

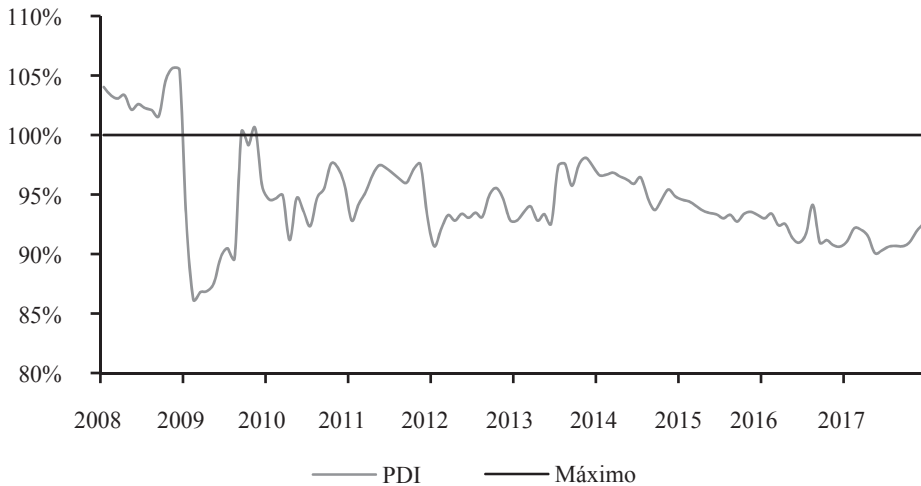
3/ Dicha institución a marzo 2018 representó el 15.2 por ciento del total de Cartera de Consumo del SFN reducido.

Dividiendo (6) entre (7):

$$\frac{\varphi_t}{\delta_t} = \frac{\sum \alpha_i * EI_{t,i} * PDI_i}{\delta_t} = \sum_{i=A}^E (\omega_i * PDI_i) \quad (9)$$

Donde ω_i corresponde a un factor de ponderación relativo al peso de cada categoría de riesgo en la constitución de provisiones^{4/}. Dado que no se posee información desagregada de φ_t , se considerará un PDI agregado.

Gráfico 2. Pérdida dado incumplimiento del SFN



Fuente: Elaboración propia.

El máximo valor de PDI que se puede asumir es de 100 por ciento; los puntos que superen este umbral deberán ser imputados con valor de 100 por ciento, estos puntos representan un 11.7 por ciento de las observaciones. Los valores imputados se concentran en el año 2008, esto tiene sentido al afrontar una crisis financiera dado que los bancos perciben un mayor riesgo y son más propensos a constituir provisiones adicionales a las exigidas por la normativa. Este efecto se diluiría con el aumento en los niveles de mora y por ende en el nivel de provisiones que exige la ley, por lo cual, el indicador muestra una clara reducción en 2009.

4/ $\omega_i = \frac{\alpha_i * \overline{EAD}_{t,i}}{\delta_t}$

3.1.3 Probabilidad de *Default* (PD) por clasificación de riesgo

Simons & Rolwes (2009) definen la probabilidad de *default* o *default* como el cociente de créditos en impago y el total de créditos, es decir:

$$PD_t = \frac{\text{No. créditos en defaults en } t}{\text{Total de créditos en } t} \quad (10)$$

Fungáčová & Jakubík (2013), Zsigraiová (2014) y Vukic (2014) utilizan la premisa de que al hacerse efectiva esta probabilidad deben existir cambios en los montos de Cartera Vencida (CV), es decir:

$$\Delta CV_t = PD_{t-1} * (\text{Total de Cartera}_{t-1} - CV_{t-1}) - rCV_{t-1} \quad (11)$$

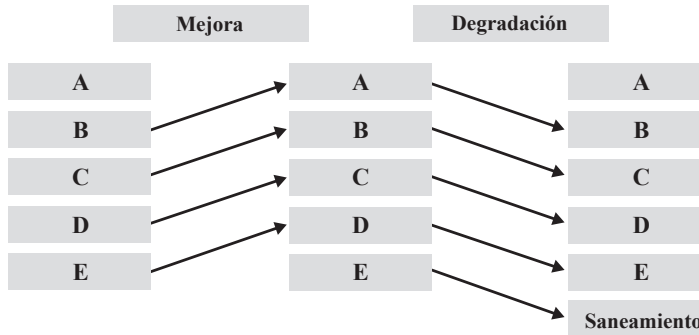
Donde r representa la tasa de saneamiento de la cartera vencida, despejando de 11:

$$PD_{t-1} = \frac{\Delta CV_t + rCV_{t-1}}{(\text{Total de Cartera}_{t-1} - CV_{t-1})} \quad (12)$$

Bajo el supuesto de que las clasificaciones de riesgo dependen únicamente de los días mora, se puede utilizar un análisis incremental para estructurar un sistema de ecuaciones. Peña (2013) identifica tres posibles estados: permanencia, mejora y degradación; siendo estos dos últimos los que generan variaciones en las carteras clasificadas por riesgo.

En la Figura 1 se muestran los movimientos de mejora y degradación para cada categoría de riesgo. Al depender las clasificaciones de riesgo enteramente de los días mora, se asume que un crédito solo puede moverse hacia la categoría de riesgo inmediatamente superior o inferior.

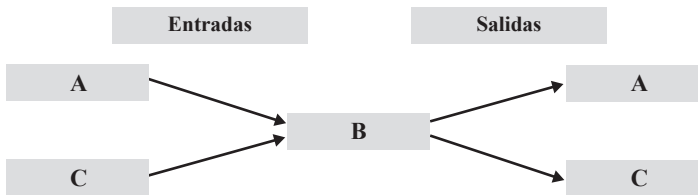
Figura 1. Movimientos de mejora y degradación de categoría de riesgo



Fuente : Elaboración propia con base a datos de SIBOIF (2010).

Las variaciones de las carteras clasificadas por riesgo pueden ser positivas en el caso de recibir créditos de las categorías inferior o superior, a éstas las llamaremos entradas; y negativas en el caso de enviar créditos a las categorías inferior o superior, las cuales llamaremos salidas. Se hace una descripción de lo anterior mediante la Figura 2 utilizando como ejemplo la categoría de riesgo tipo B.

Figura 2. Movimientos de entrada y salida de créditos por categoría de riesgo



Fuente : Elaboración propia con base a datos de SIBOIF (2010).

Estos movimientos de entrada y salida se expresan matemáticamente de la siguiente forma:

$$\Delta EI_{t,i} = \Gamma_i' \Lambda_i \tag{13}$$

$$\Gamma_i = \begin{pmatrix} -PI_{t-1,i} \\ -PM_{t-1,i} \\ PI_{t-1,j} \\ PM_{t-1,k} \end{pmatrix}, \quad \Lambda_i = \begin{pmatrix} EI_{t-1,i} \\ EI_{t-1,i} \\ EI_{t-1,j} \\ EI_{t-1,k} \end{pmatrix}; \quad (i, j, k) = \begin{cases} (B, A, C) \\ (C, B, DE) \\ (DE, C, 0)^* \end{cases}$$

* Se utiliza el subíndice 0 con el fin de denotar la no existencia de una categoría inferior a CV.

El sistema 13 posee más variables que ecuaciones resultando en un sistema con infinitas soluciones por lo que se introduce el supuesto de que todas las probabilidades de mejora (PM) son iguales a 0, esto nos permite obtener la probabilidad de *default* de cada clasificación de riesgo:

$$PD_{t-1,j} = \frac{\Delta EI_{t,i} + PD_{t-1,i} * EI_{t-1,i}}{EI_{t-1,j}} \quad (14)$$

$$(i,j) = \begin{cases} (B,A) \\ (C,B) \\ (DE,C) \end{cases}$$

Geršl & Seidler (2010) expresan que la tasa de saneamiento (denotada como $PD_{t-1,CV}$) varía en el tiempo debido a políticas internas de los bancos, el utilizar una constante provoca que en períodos se subestime o sobrestime la PD de la categoría inmediatamente superior. Sin embargo, no se cuenta con información que permita calcular la tasa de saneamiento de los créditos de cartera DE, por lo cual se supone un valor de 20 por ciento.

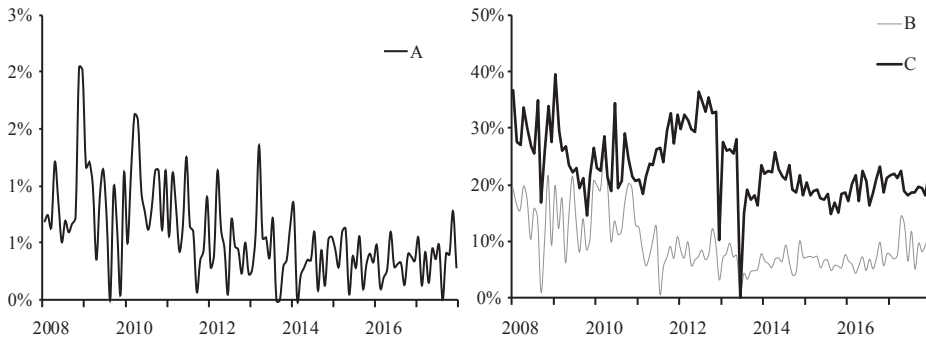
El supuesto de probabilidad de mejora igual a cero posee un efecto ambiguo en las probabilidades de incumplimiento o *default*. Sin embargo, por norma general se puede esperar que, si castiga a la categoría de riesgo superior, se premie a la categoría de origen, y viceversa. Aquellos períodos en los que la probabilidad de *default* fuese negativa, se le imputó un valor de 0.

En la Tabla 4 se presentan algunos estadísticos descriptivos y en el Gráfico 3 se presenta la evolución histórica de la probabilidad de *default* por categoría de riesgo.

Tabla 4. Estadísticos descriptivos de la PD por categoría de riesgo

Clasificación de Riesgo	Promedio	Máximo	Valores imputados
A	0.57%	2.03%	1.39%
B	9.64%	25.45%	0.42%
C	23.29%	39.44%	0.42%

Fuente: Elaboración propia.

Gráficos 3. Evolución histórica de la PD por clasificación de Riesgo

Fuente: Elaboración propia.

Fuente: Elaboración propia.

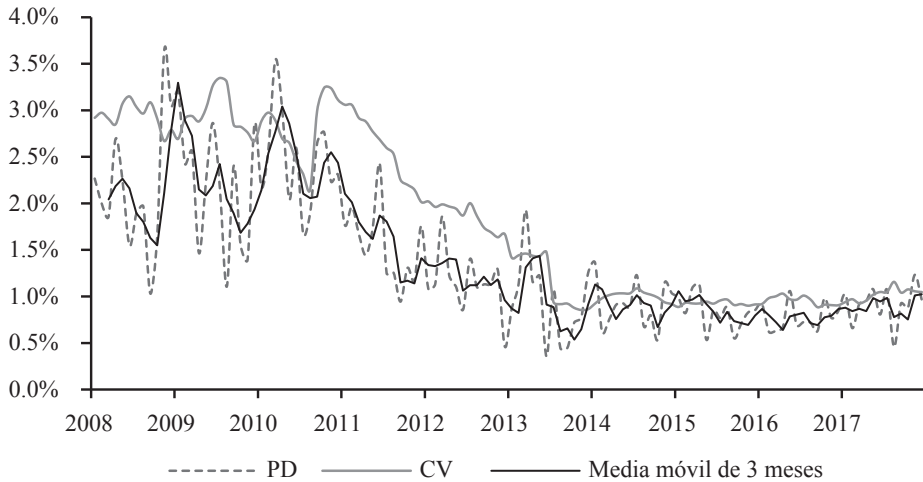
3.1.4 Probabilidad de *Default* global

Finalmente, la Probabilidad de *Default* para el SFN está dada por:

$$\begin{aligned}
 PD_t &= \frac{PDI_t * \sum_{i=A}^C (EI_{t,i} * PD_{t,i})}{\sum_{i=A}^C EI_{t,i}} = \sum_{i=A}^C (\psi_{t,i} * PD_{t,i}) \\
 \psi_{t,i} &= \frac{(EI_{t,i} * PDI_t)}{EI_t} \\
 EI_t &= \sum_{i=A}^C EI_{t,i}
 \end{aligned} \tag{15}$$

Con esta operación se obtiene una PD ponderada por cada clasificación de riesgo. En el Gráfico 4 se presenta la PD del SFN junto al indicador de Cartera Vencida sobre Cartera Total. Se observa que exhiben un comportamiento similar, un elevado nivel de riesgo por la crisis financiera de 2009 seguido por una reducción paulatina del mismo.

Gráfico 4. Comparativo PD y CV



Fuente : Elaboración propia.

Tomando en consideración la forma en que fue estructurado el indicador y la evidencia gráfica, se presume que la PD estimada es capaz de anticipar los movimientos de la cartera vencida, por lo cual, se realiza el *test* de procedencia temporal de Granger (1969).

Baltodano (2017) realiza este *test* sobre series en niveles y sobre sus tendencias utilizando el filtro de Hodrick-Prescott (1997). Sin embargo, la PD estimada es una serie muy volátil, por lo cual, se realizará el *test* únicamente sobre las series de tendencia^{5/}.

Tabla 5. Prueba de procedencia temporal de Granger (*p-values*)

Rezagos	Hipótesis nula	
	CV /CT no precede a PD	PD no precede a CV/CT
1	31%	0%
3	47%	0%
6	15%	0%
9	30%	0%
12	1%	0%

Fuente: Elaboración propia.

5/ Se utilizó un valor Lambda de 9 para el suavizamiento.

Según la Tabla 5, la PD estimada precede en el sentido de Granger a la razón CV/CT en todos los rezagos, hasta un año. La Cartera Vencida aparenta ser significativa en el rezago número 12. Sin embargo, esto se debe a que ambas series se estabilizan a partir de 2014^{6/}.

3.2 Variables macroeconómicas

Las variables macroeconómicas utilizadas en el presente estudio son: la tasa de crecimiento interanual del Índice Mensual de Actividad Económica (IMAE), el Índice de Precios al Consumidor (IPC), el crédito al sector privado, el salario promedio real de los asegurados del INSS, la tasa de interés activa en moneda extranjera, y la relación crédito/PIB.

La selección de variables se basó en los trabajos realizados por Urcuyo (2010), Bello y Urcuyo (2011) para el caso de Nicaragua, por Simons et al. (2009) y Zsigraiová (2014). No se consideran variables del sector externo como exportaciones y remesas.

3.2.1 Índice de Actividad Económica (IMAE)

El IMAE es el principal indicador del ciclo económico. Cuando el crecimiento de la actividad económica es bajo se espera que las empresas generen pocos ingresos, aumentando el riesgo de no afrontar sus obligaciones crediticias (Simons et al., 2009). Por lo tanto, se espera una relación negativa entre el crecimiento del IMAE y la Probabilidad de *Default*.

3.2.2 Inflación

Según Urcuyo (2010), Bello y Urcuyo (2011) un aumento en la inflación deteriora la capacidad de pago de los deudores, sin embargo, Jakubík (2007) encuentra una relación negativa entre la inflación y el riesgo de

6/ La Probabilidad del *test* de Procedencia Temporal de Granger evaluado para el período 2008-2013 es de 13.71 por ciento en el caso de CV sobre PD.

crédito para el caso de Finlandia. Esto se debe al hecho de que la inflación devalúa los créditos en el tiempo (Zsigraiová, 2014), transfiriendo riqueza a los deudores y mejorando así su situación crediticia.

3.2.3 Tasa de interés activa

En líneas generales, las mayores tasas de interés aumentan la carga financiera para el deudor, además, se debe contemplar que la Ley General de Bancos, Instituciones Financieras No Bancarias y Grupos Financieros (2005), permite el cobro de un interés moratorio de un máximo del 50 por ciento de la tasa de interés pactada en el contrato, agravando más la posición del cliente.

3.2.4 Salarios reales

El aumento en los salarios reales mejora la capacidad de pago de los deudores (Bello & Urcuyo, 2011), por lo cual se espera una relación negativa entre el incremento de los salarios y el riesgo de crédito.

3.2.5 Crecimiento del crédito

Bello y Urcuyo (2011) vincula el crecimiento del crédito con ciclos expansivos, que una vez finalizados generan aumentos del riesgo. Por lo tanto, afirma que en el mediano plazo debería existir una relación positiva entre estas dos variables.

Sin embargo, el nivel de crédito en la economía puede ser tal que aún no se haya agotado la base de potenciales clientes de alta calidad, generando que aumentos en la emisión de créditos reduzca el nivel de riesgo como porcentaje de la cartera.

Además, niveles bajos de riesgo de crédito funcionan como incentivo a la emisión de créditos y en el período de estudio se encontró una reducción considerable del mismo posterior a la crisis financiera de 2009.

3.2.6 Resumen

En la Tabla 6 se presenta una descripción breve de las variables macroeconómicas mencionadas en las subsecciones anteriores.

Tabla 6. Descripción de las variables macroeconómicas seleccionadas

Variable	Descripción	Fuente
IMAE	Tasa de variación interanual del IMAE	BCN
Inflación	Tasa de variación interanual del Índice de precios al consumidor (IPC)	BCN
Tasa de interés activa	Tasa de interés activa promedio ponderada en dólares	BCN
Salarios reales	Tasa de variación interanual del salario promedio real de los asegurados del Instituto Nicaragüense de Seguridad Social (INSS)	BCN
Crecimiento del crédito	Tasa de variación interanual del Crédito Privado	Secretaría Ejecutiva del Consejo Monetario Centroamericano (SECMCA)

Fuente: Elaboración propia.

4. Método

Se detalla la modelación econométrica utilizada para evidenciar que el entorno macroeconómico incide en el nivel de riesgo de crédito al que están expuestos los bancos. Se utiliza el método de Máxima Verosimilitud para estimar un modelo de distribuciones de probabilidad. Esto corresponde a formas no lineales, por lo que los parámetros a estimar no tienen una interpretación directa. Es necesaria la estimación de los efectos marginales de las variables y los errores standard de estos nuevos parámetros.

4.1 Modelo econométrico

Según Jakubík (2006) se da un evento de incumplimiento cuando el retorno del activo i es menor que un límite T :

$$R_{t,i} < T \quad (16)$$

El valor del límite T se ve influenciado por el entorno macroeconómico, de modo que cuando nos encontramos en etapas de expansión económica, el valor de T es mayor (Jakubík, 2006). Por lo tanto, este límite puede ser modelado mediante variables macroeconómicas:

$$T = \beta_0 + \sum_{j=1}^K \beta_j X_{t,j} \quad (17)$$

Donde $X_{t,j}$ es la j -ésima variable macroeconómica explicativa en el período t , β_j es el coeficiente de la j -ésima variable macroeconómica.

Entonces, la probabilidad de *default* del individuo i estará dado por:

$$PD = P(R_{t,i} < T) = P\left(R_{t,i} < \beta_0 + \sum_{j=1}^K \beta_j X_{t,j}\right) = F\left(\beta_0 + \sum_{j=1}^K \beta_j X_{t,j}\right) \quad (18)$$

Donde F corresponde a una función de probabilidad acumulada.

Se utilizarán la función de distribución acumulada normal standard (Véase Jakubík 2006, Zsigraiová 2014 y Rösch 2003).

$$\phi(T) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{T^2}{2}\right) \quad (19)$$

Y la función de distribución acumulada logística (Véase Vukić 2014, Virolainen 2004, Urcuyo, 2010).

$$\Lambda(T) = \frac{\exp(T)}{1 + \exp(T)} \quad (20)$$

Jakubík (2006) demuestra mediante la ley de los grandes números que la probabilidad de incumplimiento de todo el portafolio es igual a la

probabilidad de incumplimiento del individuo i cuando el número de deudores en un portafolio es elevado.

4.2 Estimación mediante máxima verosimilitud

Se asume que los errores de estimación ε_t siguen una distribución normal, tienen media 0 y varianza σ^2 :

$$f(\varepsilon_t, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{\varepsilon_t^2}{2\sigma^2}\right) \quad (21)$$

Dado que:

$$\varepsilon_t = PD_t - F\left(\beta_0 + \sum_{j=1}^K \beta_j X_{t,j}\right) \quad (22)$$

La distribución de probabilidad depende de la varianza de los errores y los valores β_j :

$$f(\varepsilon_t; \sigma, \beta_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left\{-\frac{[PD_t - F(\beta_0 + \sum_{j=1}^K \beta_j X_{t,j})]^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (23)$$

Por lo tanto, la función de Máxima Verosimilitud (MV) Promedio^{7/} está dada por:

$$\begin{aligned} \ln L_T(\sigma, \beta_j) &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \ln f(\varepsilon_t; \sigma, \beta_j) \\ &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left\{ -\frac{1}{2} \ln 2\pi\sigma^2 - \frac{[PD_t - F(\beta_0 + \sum_{j=1}^K \beta_j X_{t,j})]^2}{2\sigma^2} \right\} \\ &= -\frac{1}{2} \ln 2\pi\sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2 T} \sum_{t=1}^T \left[PD_t - F\left(\beta_0 + \sum_{j=1}^K \beta_j X_{t,j}\right) \right]^2 \end{aligned} \quad (24)$$

Se estiman los valores β_j y σ^2 que maximicen la ecuación 24

7/ Véase Martin, Hum, & Harris (2012).

4.3 Efectos marginales

Al ser funciones no lineales, los coeficientes estimados no poseen una interpretación directa, por lo tanto se debe calcular el efecto marginal para conocer la reacción de la PD ante cambios en las variables $X_{j,i}$

$$\gamma_j = \frac{\partial F(\beta_0 + \sum_{i=1}^N \beta_i X_{i,i})}{\partial X_j} \quad (25)$$

Según Greene (2012), los efectos marginales de una distribución normal están dados por:

$$\gamma_j = \beta_j * \phi \left(\beta_0 + \sum_{i=1}^N \beta_i \bar{X}_i \right) \quad (26)$$

Y en el caso de una distribución logística:

$$\gamma_j = \beta_j * \Lambda \left(\beta_0 + \sum_{i=1}^N \beta_i \bar{X}_i \right) * \left[1 - \Lambda \left(\beta_0 + \sum_{i=1}^N \beta_i \bar{X}_i \right) \right] \quad (27)$$

Donde γ_j es el efecto marginal de X_j , β_j es el coeficiente estimado por Máxima Verosimilitud, ϕ es la función de probabilidad normal estándar y Λ la función de probabilidad logística.

4.4 Delta errores estándar

Los errores estándar de los efectos marginales serán calculados mediante el método delta (véase Greene 2012), la matriz de varianzas y covarianzas asintótica está dada por:

$$\Sigma = \Psi \Omega \Psi' \quad (28)$$

Donde Ω es la matriz de varianzas estimada por Máxima Verosimilitud y Ψ es el Jacobiano de los Efectos Marginales:

$$\Psi = \begin{pmatrix} \frac{\partial \gamma_1}{\partial \beta_1} & \dots & \frac{\partial \gamma_1}{\partial \beta_i} & \dots & \frac{\partial \gamma_1}{\partial \beta_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \gamma_j}{\partial \beta_1} & \dots & \frac{\partial \gamma_j}{\partial \beta_i} & \dots & \frac{\partial \gamma_j}{\partial \beta_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \gamma_n}{\partial \beta_1} & \dots & \frac{\partial \gamma_n}{\partial \beta_i} & \dots & \frac{\partial \gamma_n}{\partial \beta_n} \end{pmatrix} \quad (29)$$

El Jacobiano de los efectos marginales depende de la distribución utilizada y se detalla en la siguiente subsección.

4.4.1 Jacobiano de los efectos marginales de una distribución normal estándar

Derivando (26) respecto a β_i :

$$\frac{\partial \gamma_j}{\partial \beta_i} = \begin{cases} \phi(T) + \beta_j * \frac{\partial \phi(T)}{\partial \beta_i}, & i = j \\ \beta_j * \frac{\partial \phi(T)}{\partial \beta_i}, & i \neq j \end{cases} \quad (30)$$

Derivando respecto (19) respecto β_i

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi(T)}{\partial \beta_i} &= -\frac{1}{2} * \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{T^2}{2}\right) * \frac{\partial(T^2)}{\partial \beta_i} \\ &= -\frac{1}{2} * \phi(T) * 2T * \bar{X}_i \\ &= -\frac{\gamma_j}{\beta_j} * T * \bar{X}_i \end{aligned} \quad (31)$$

Sustituyendo (31) en (30)

$$\frac{\partial \gamma_j}{\partial \beta_i} = \begin{cases} \phi(T) - \gamma_j * T * \bar{X}_i, & i = j \\ -\gamma_j * T * \bar{X}_i, & i \neq j \end{cases} \quad (32)$$

La expresión 32 corresponde a los elementos de la matriz Ψ .

4.4.2 Jacobiano de los efectos marginales de una distribución Logística

Derivando (27) respecto a β_i

$$\frac{\partial \gamma_j}{\partial \beta_i} = \begin{cases} \Lambda(T) - \Lambda(T)^2 + \beta_j * \left[\frac{\partial \Lambda(T)}{\partial \beta_i} - 2\Lambda(T) \frac{\partial \Lambda(T)}{\partial \beta_i} \right], & i = j \\ \beta_j * \left[\frac{\partial \Lambda(T)}{\partial \beta_i} - 2\Lambda(T) \frac{\partial \Lambda(T)}{\partial \beta_i} \right], & i \neq j \end{cases} \quad (33)$$

$$\frac{\partial \gamma_j}{\partial \beta_i} = \begin{cases} \Lambda(T) - \Lambda(T)^2 + \beta_j * \frac{\partial \Lambda(T)}{\partial \beta_i} * [1 - 2\Lambda(T)], & i = j \\ \beta_j * \frac{\partial \Lambda(T)}{\partial \beta_i} * [1 - 2\Lambda(T)], & i \neq j \end{cases}$$

Derivando (20) respecto β_i

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Lambda(T)}{\partial \beta_i} &= \frac{e^T * \bar{X}_i * (1 + e^T) - e^{2T} * \bar{X}_i}{(1 + e^T)^2} \\ &= \bar{X}_i * \left\{ \frac{e^T}{(1 + e^T)} - \left[\frac{e^T}{(1 + e^T)} \right]^2 \right\} \\ &= \bar{X}_i * \Lambda(T) * [1 - \Lambda(T)] \\ &= \bar{X}_i * \frac{\gamma_j}{\beta_j} \end{aligned} \quad (34)$$

Sustituyendo (34) en (33)

$$\frac{\partial \gamma_j}{\partial \beta_i} = \begin{cases} \Lambda(T) - \Lambda(T)^2 + \gamma_j * \bar{X}_i * [1 - 2\Lambda(T)], & i = j \\ \gamma_j * \bar{X}_i * [1 - 2\Lambda(T)], & i \neq j \end{cases} \quad (35)$$

La expresión 35 corresponde a los elementos de la matriz Ψ .

4.5 Medidas de ajuste

Con el fin de conocer que distribución de probabilidad nos permite tener mejor ajuste se proyecta todo el período de estudio y se estiman las siguientes medidas de ajuste:

Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (PD_t - \bar{PD}_t)^2}{T}}$$

Error Porcentual Medio Absoluto (MAPE)

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^T \left| \frac{PD_t - \widehat{PD}_t}{PD_t} \right|}{T}$$

Mientras menores sean los valores RMSE y MAPE, mejor será el ajuste del modelo.

5. Resultados

En primer lugar, se estimaron diversas configuraciones de la ecuación (18) mediante MVL, bajo el supuesto de normalidad de los errores y se seleccionó aquella que minimizó el criterio de información de Akaike (AIC). El modelo seleccionado es el siguiente:

$$PD_t = F(\beta_0 + \beta_1 IMAE_t + \beta_2 In_{t-3} + \beta_3 TA_{t-2} + \beta_4 SR_{t-1} + \beta_5 Cr_{t-3}) \quad (36)$$

Donde F es una función de distribución de probabilidad acumulada; $IMAE_t$ es el crecimiento interanual del IMAE; In_t es la tasa de variación interanual del Índice de Precios al Consumidor; TA_t es la Tasa de Interés Activa promedio ponderada en Dólares; SR_t es la variación interanual del salario real de los asegurados del INSS; Cr_t es la tasa de variación interanual del crédito privado.

Los residuos de la ecuación 36 poseen autocorrelación, lo cual no afecta la consistencia de los parámetros. Sin embargo, invalida los estadísticos para realizar inferencia (Wooldridge 2013). Según Greene (2012), la autocorrelación puede darse por la omisión de variables relevantes que están correlacionadas en el tiempo, por lo cual se propone la estimación del modelo 36 con la inclusión de la variable dependiente rezagada. Es decir:

$$PD_t = F(\beta_0 + \beta_1 IMAE_t + \beta_2 In_{t-3} + \beta_3 TA_{t-2} + \beta_4 SR_{t-1} + \beta_5 Cr_{t-3} + \alpha_1 PD_{t-1}) \quad (37)$$

Dado que no se pueden interpretar los parámetros por la no linealidad del modelo, se computan los efectos marginales para conocer cómo reacciona la PD ante cambios en las variables macroeconómicas, las cuales se presentan en Tabla 7.

Si bien se utilizaron dos distribuciones de probabilidad diferentes, los signos corresponden a los esperados en ambos casos; aumentos en la inflación y tasa de interés generan aumentos en el riesgo de crédito y aumentos en la actividad económica y salarios generan una disminución en el riesgo de crédito.

Existe evidencia de una relación negativa entre el crecimiento del crédito y la probabilidad de *default*. Estos resultados van en línea con los presentados por Bello y Urcuyo (2011) y Urcuyo (2010) a excepción del caso de la tasa de crecimiento del crédito. Bello y Urcuyo (2011) argumenta que en el mediano plazo se debería esperar una relación positiva, sin embargo, en el corto plazo la relación es negativa.

Como se había mencionado anteriormente, el nivel de crédito en la economía puede encontrarse en un nivel subóptimo, porque aún no se han captado a todos los buenos clientes, o a los existentes se les ha restringido su nivel de apalancamiento. Esto conlleva a que expansiones del crédito disminuyan la proporción de créditos vencidos respecto al total de cartera.

Al igual que los signos, la significancia de los parámetros es muy similar entre distribuciones. La inflación es significativa al 10 por ciento de confianza, la tasa de interés y la PD rezagada un período, son significantes al 5 por ciento de confianza. Las demás variables son significantes al 1 por ciento de confianza.

Sin embargo, las magnitudes pueden variar al usar una distribución normal o una logística; según Greene (2012), ambas distribuciones de probabilidad arrojan resultados muy similares cuando el valor del límite T se encuentra entre el intervalo de valores $[-1.2, 1.2]$ y, en este caso, el valor T medio se encuentra por debajo de este intervalo. La distribución logística tiende a generar efectos marginales más elevados.

Urcuyo (2010), sugiere realizar proyecciones de variables macroeconómicas para poder darle seguimiento al nivel de riesgo de crédito. Sin embargo, si no se toma en consideración esta diferencia de magnitudes a raíz de la

distribución de probabilidad a utilizar, se puede sobreestimar o subestimar el nivel de riesgo de crédito futuro y por ende tomar decisiones de política económica erróneas.

Tabla 7. Efectos marginales (Dy/Dx), pruebas de hipótesis y medidas de ajuste

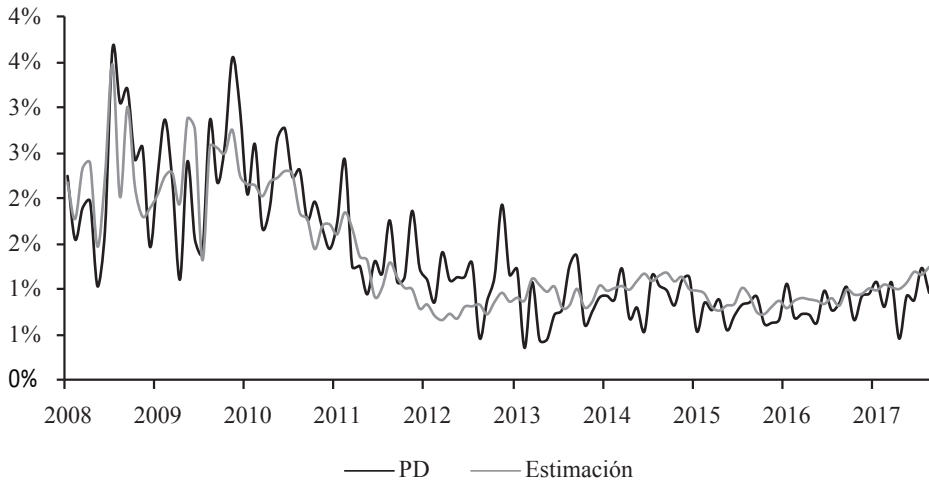
Variable (# Rezagos)	Distribución			
	Normal		Logística	
	Dy/Dx	<i>p-values</i>	Dy/Dx	<i>p-values</i>
IMAE	-0.011	0.000	-0.027	0.000
Inflación (-3)	0.007	0.077	0.019	0.053
Tasa de interés (-2)	0.045	0.026	0.107	0.035
Salarios (-1)	-0.016	0.001	-0.038	0.002
Crec. crédito (-3)	-0.009	0.000	-0.023	0.000
PD (-1)	0.074	0.015	0.178	0.018
Hipótesis nula:		<i>p-values</i>		
Autocorrelación	0.9477		0.9160	
No normalidad	0.7654		0.7028	
Efectos ARCH	0.5973		0.5955	
		Medidas de ajuste		
RMSE	0.0036		0.0036	
MAPE	0.2599		0.2596	

Fuente: Elaboración propia.

Los errores de estimación son normales, no tienen efectos ARCH y no poseen autocorrelación (véase Tabla 7). Respecto a las medidas de ajuste, no existen diferencias sustanciales entre la utilización de una distribución de probabilidad en particular. En el Gráfico 5 y 6 se presentan la serie original y el ajuste por distribución.

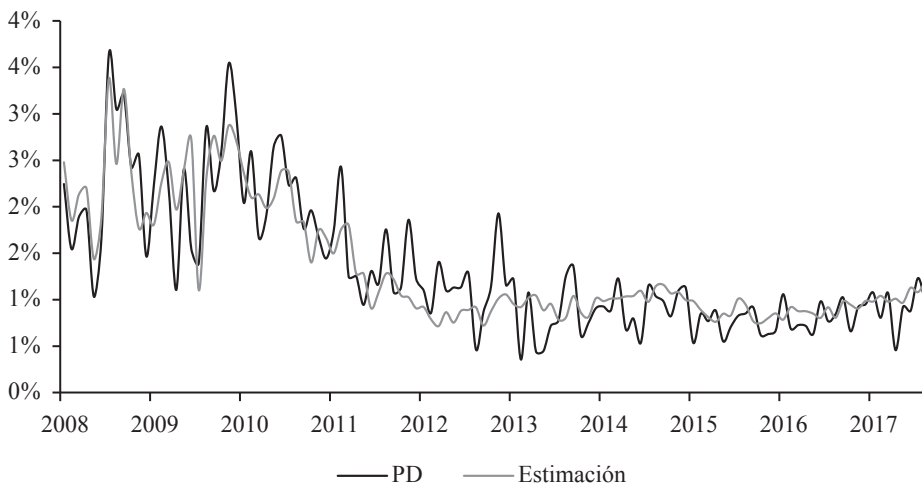
El período de crisis financiera de 2009 está lleno de *outliers* que generan una alta volatilidad de la serie en cuestión. Esto pudo haber incidido en el hecho de que el modelo posee un muy buen ajuste en este período, pero pierde poder de ajuste a medida que se supera la crisis.

Gráfico 5. Ajuste de una distribución normal



Fuente : Elaboración propia.

Gráfico 6. Ajuste de una distribución logística



Fuente : Elaboración propia.

Se evidencia que el desempeño macroeconómico es clave en la determinación de la capacidad de pago de los deudores. Por tanto, explica el nivel de riesgo crediticio percibido por el SFN. Lo anterior corrobora los resultados de Urcuyo (2010), Bello y Urcuyo (2011), mediante un método econométrico alternativo.

Una de las limitaciones del modelo en cuestión es que no considera la retroalimentación del riesgo de crédito al entorno macroeconómico. Cuando los bancos están más expuestos a pérdidas por impago reducen la emisión de crédito, esto evidentemente limita la capacidad de la economía para poder salir de un período de estancamiento. Esto podría ser estudiado mediante la estimación de modelos de Vectores Autorregresivos (VAR), sin embargo, estos son sensibles a cambios estructurales y asume relaciones lineales entre variables.

6. Conclusiones

Los ciclos económicos y financieros se ven reforzados mutuamente de modo que los períodos de expansión/recesión económica tienden a ser más profundos. En este sentido, es de particular relevancia la detección temprana de factores que inciden en los niveles de riesgo de las entidades financieras para mantener la estabilidad financiera.

Por tal razón, en la presente investigación se explora la incidencia que posee el entorno macroeconómico en la determinación del nivel de riesgo de crédito al que está expuesto el SFN. En primera instancia, se construyó un indicador de Probabilidad de *Default* que fuese capaz de anticipar deterioros de la cartera vencida.

Para trasladar un crédito a cartera vencida es necesario que hayan transcurrido un mínimo de 90 días de mora, lo cual tiende a subestimar las potenciales pérdidas ante un deterioro abrupto en la capacidad de pago de los deudores. El indicador de Probabilidad de *Default* pretende anticipar estos deterioros, tomando en consideración los movimientos en las clasificaciones de riesgo de los créditos.

En segundo lugar, se estima mediante Máxima Verosimilitud un modelo econométrico de funciones de probabilidad con el cual se evidencia que, para el período abril de 2008 – marzo de 2018, la inflación y las mayores tasas de interés activas afectan negativamente la capacidad de pago de los deudores. No así la actividad económica, los salarios reales y el crecimiento

del crédito, que poseen un efecto positivo. Estos resultados van en línea con los obtenidos por Urcuyo (2010) y Bello (2011).

El modelo econométrico fue estimado utilizando una distribución normal y una logística y se identifica que pueden existir cambios sustanciales en la magnitud de los parámetros en dependencia de la distribución utilizada. Esto es relevante dado que, si se desea elaborar política, se debe ser cuidadoso en la elección de una metodología u otra.

La presente investigación evidencia que el desempeño macroeconómico es clave en la determinación del nivel de riesgo al que están expuestas las instituciones del SFN. Sin embargo, no se toma en consideración el posible efecto de retroalimentación de aumentos en el nivel de riesgo sobre el entorno macroeconómico.

Por lo general, las instituciones financieras limitan la emisión de crédito en períodos de estrés, cuando la tasa de impago aumenta. Esto supone una reducción de los recursos disponibles para la producción y el consumo y, por ende, esto debería prolongar los períodos de crisis. Con lo cual, quedan líneas de investigación abiertas para el caso de Nicaragua, donde se pueden complementar los aportes presentados en este documento.

7. Referencias bibliográficas

Asamblea Nacional de la República de Nicaragua. (2005). *Ley General de Bancos, Instituciones Financieras No Bancarias y Grupos Financieros* (Ley No. 561). Managua, Nicaragua: La Gaceta, Diario Oficial No. 232.

Baltodano, O. (2017). *Alternative Closures for an Open Economy Model in a Stock and Flow Consistent Framework: The Case of Central America* (Documento de Trabajo BCN No. 061). Obtenido de https://www.bcn.gob.ni/estadisticas/estudios/2014/DT-61_Alternative_Closures_Open_Economy_Model.pdf

- Başarır, Ç. (2016). A Macro Stress *Test* Model of Credit Risk for the Turkish Banking Sector. *Asian Economic and Financial Review*, 6(12): 762-774.
- Bello, O., & Urcuyo, R. (2011). *Pruebas de Estrés del Sistema Financiero Nicaragüense* (Documento de Trabajo BCN No. 019). Obtenido de https://www.bcn.gob.ni/estadisticas/estudios/2014/DT-19_Pruebas_de_Estres_del_SFN.pdf
- Caruana, J. (2010). *Systemic risk: how to deal with it?* (BIS Working Paper w/n). Retrieved from Bank for International Settlements website: <https://www.bis.org/publ/othp08.htm>
- Čihák, M. (2014). Stress Tester: A Toolkit for Bank by Bank Analysis with Accounting Data. In O. Li (Ed.), *A Guide to IMF Stress Testing: Methods and Models* (pp. 91-134). Washington D.C. : International Monetary Fund.
- Basel Committee on Banking Supervision. (2001). *The New Basel Capital Accord* (Consultative Document w/n). Retrieved from Bank for International Settlements website: <https://www.bis.org/publ/bcbca03.pdf>
- Elizondo, J., Lemus, T., & Quintana, A. (2010). *Regulatory use of System-Wide Estimations of PD, LGD and EAD* (FSI Award 2010 Winning Paper). Retrieved from Bank for International Settlements website: <https://www.bis.org/fsi/awp2010.pdf>
- Fondo Monetario Internacional. (2006). *Indicadores de solidez financiera: Guía de compilación*. Washington, D.C.: Fondo Monetario Internacional. Obtenido de <https://www.imf.org/external/pubs/cat/longres.aspx?sk=17654.0>

- Fungáčová, Z., & Jakubík, P. (2013). Bank Stress Tests as an Information Device for Emerging Markets: The Case of Russia. *Czech Journal of Economics and Finance*, 63(1): 87-105.
- Geršl, A., & Seidler, J. (2010). *Stress Test Verification as Part of an Advanced Stress-Testing Framework* (CNB Financial Stability Report 2009/2010). Retrieved from Czech National Bank website: <https://www.cnb.cz/en/financial-stability/thematic-articles-on-financial-stability/Stress-test-verification-as-part-of-an-advanced-stress-testing-framework/>
- Granger, C. (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods. *Econometrica*, 37(3): 424-438.
- Greene, W. (2012). *Econometric Analysis* (5th edition). New Jersey, USA: Prentice Hall.
- Hodrick, R., & Prescott, E. (1997). Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation. *Journal of Money, Credit and Banking*, 29(1): 1-16.
- IMF., BIS., & FSB. (2009). *Guidance to Assess the Systemic Importance of Financial Institutions, Markets and Instruments: Initial Considerations* (Report to G20 Finance Ministers and Governors). Retrieved from International Monetary Fund website: <https://www.imf.org/external/np/g20/pdf/100109.pdf>.
- Jakubík, P. (2006). *Does Credit Risk Vary with Economic Cycles? The Case of Finland*. (IES Working Paper No. 2006/11). Prague, Czech Republic: Charles University Prague.
- Jakubík, P. (2007). Macroeconomic Environment and Credit Risk. *Czech Journal of Economics and Finance*, 57(1-2): 60-78.

- Maechler, A., & Tieman, A. (2014). The Real Effects of Financial Sector Risk. In O. Li (Ed.), *A Guide to IMF Stress Testing : Methods and Models* (pp. 91-134). Washington D.C. : International Monetary Fund.
- Martin, V., Hurn, S., & Harris, D. (2012). *Econometric Modelling with Time Series Specification, Estimation and Testing*. New York, USA: Cambridge University Press.
- McKinley, S., & Levine, M. (1998). Cubic Spline Interpolation. *College of the Redwoods*, 45(1): 1049-1060.
- Peña, L. (2013). *Matrices de Transición del Crédito en Nicaragua* (Documento de Trabajo BCN No. 031). Obtenido de https://www.bcn.gob.ni/estadisticas/estudios/2014/DT-31_Matrices_de_Transicion_del_Credito_en_Nicaragua.pdf
- Rösch, D. (2003). Correlations and Business Cycles of Credit Risk: Evidence from Bankruptcies in Germany. *Financial markets and Portfolio Management*, 17(3): 309-331.
- SIBOIF. (2010). *Norma de Gestión de Riesgo de Crédito* (Resolución N° CD-SIBOIF-547-1-AGOST20-2008). Managua, Nicaragua: La Gaceta, Diario Oficial No. No 176 y 178.
- Simons, D., & Rolwes, F. (2009). Macroeconomic *Default* Modeling and Stress. *International Journal of Central Banking*, 5(3):177-204.
- Urcuyo, R. (2010). *Determinantes Macroeconómicos de los Créditos Vencidos en Nicaragua* (Documento de Trabajo BCN No. 015). Obtenido de https://www.bcn.gob.ni/estadisticas/estudios/2014/DT-15_Determinantes_Macros_Creditos_Vencidos.pdf

- Vazquez, F., Tabak, B., & Souto, M. (2010). *A Macro Stress Test Model of Credit Risk for the Brazilian Banking Sector* (BCB Working Paper Series No. 226). Retrieved from Banco Central do Brasil website: <https://www.bcb.gov.br/pec/wps/ingl/wps226.pdf>
- Virolainen, K. (2004). *Macro Stress Testing with a Macroeconomic Credit Risk* (Bank of Finland Discussion Paper No. 18/2004). Retrieved from Bank of Finland website: <https://helda.helsinki.fi/bof/handle/123456789/7668>
- Vukić, I. (2014). *Macro Stress Testing on Credit Risk of banking sectors in PIIGS countries* (Master thesis). Retrieved from Charles University Prague website: <https://is.cuni.cz/webapps/zzp/detail/138296/?lang=en>
- Wilson, T. (1997). Portfolio Credit Risk. *FRBNY Economic Policy Review*, 4(3): 71-82.
- Wooldridge, J. M. (2013). *Introductory Econometrics. A Modern Approach* (5th edition). Mason, OH: South-Western.
- Zsigraiová, M. (2014). *Probability of default modelling using macroeconomic factors* (Master thesis). Retrieved from Charles University Prague website: <https://is.cuni.cz/webapps/zzp/download/120166904/?lang=cs>