

Modelos predictor de la morosidad con variables macroeconómicas

Erwin, Guillén-Franco^{1*}; Luis, Peñafiel-Chang²

Resumen

En este artículo se presenta una propuesta que analiza la anticipación del riesgo de incumplimiento de una obligación en préstamos con problemas utilizando modelos de Arima capaces de identificar los indicadores macroeconómicos asociados a la morosidad de la cartera en cada segmento de destino del crédito ecuatoriano. Estas advertencias, sin duda, contribuirán a la construcción de sistemas capaces de anticipar los pagos por defecto. El período de análisis comprende un ciclo de 2010-2015 con valores mensuales. La muestra incluye variables macroeconómicas en el entorno de cada segmento y los riesgos fundamentales del sistema financiero. Cinco de nueve modelos generados fueron validados con una anticipación de al menos doce meses en el período de estudio.

Palabras Clave: alerta temprana; modelos Arima; riesgo de incumplimiento; series de tiempo; tasas de morosidad.

Debt predictor models using macroeconomic variables

Abstract

This paper presents a proposal that analyzes and anticipates the risk of the non-compliance of delayed loans using Arima models that help to identify the macroeconomic indicators associated with the outstanding debt in each segment of the Ecuadorian credit. These warnings will undoubtedly contribute to the construction of systems capable of anticipating payment defaults in advance. The analysis period contains a cycle of 2010-2015 with monthly values. The sample includes macroeconomic variables of each segment and the fundamental risks of the financial system. Five of nine generated models were validated with at least twelve months of anticipation in the study period.

Keywords: Arima models; delinquency rate; early warning; risk of default; time series.

Recibido: 14 de diciembre de 2016

Aceptado: 07 de diciembre de 2017

¹ Docente de la Universidad Católica Santiago de Guayaquil, Ecuador. Doctorando en Ciencias Empresariales, Magister en Creación y Master en Dirección de Empresas y Administración. Economista; con menciones en Sistemas de Información Gerencial, Gerencia Financiera, Recursos Humanos y Marketing. erwinguillen@gmail.com. <https://orcid.org/0000-0002-5263-0122>

² Economista con mención Financiera de la Universidad Católica Santiago de Guayaquil, Ecuador. Cursando maestría en Econometría. Especialista en Análisis financiero. lueduardo1994@gmail.com. <https://orcid.org/0000-0002-5571-3978>

*Autor para correspondencia: erwinguillen@gmail.com

I. INTRODUCCIÓN

Las instituciones financieras firmes y robustas son necesarias en el funcionamiento de una economía sana posibilitando que los recursos financieros circulen enérgicamente de los agentes con exceso de liquidez a los deficitarios facultando un mayor número de proyectos, inversiones y consumo (Aguilar, Camargo, & Morales, 2004). Una actividad habitual de las entidades financieras es la concesión de créditos a empresas y a familias. Dicha actividad supone un riesgo para estas instituciones pues siempre existe una cierta probabilidad de que un crédito se convierta primero en dudoso, luego en moroso y por último, en fallido, lo que de ocurrir provoca un deterioro en el balance de esas entidades. La persistencia de una situación de continuos morosos y fallidos puede acarrear la quiebra de alguna entidad financiera y, en consecuencia, desencadenar una pérdida de confianza y de estabilidad en el sistema financiero (Freixas, Hevia, & Inurrieta, 1994).

Es imprescindible para una economía en crecimiento y constante desarrollo el mantener un sistema financiero saludable vigilando aspectos fundamentales como el no obstaculizar el ahorro y el crédito, modernizar los medios de pagos y supervisar la movilidad de los recursos financieros. (Spiegel, Mark, & Andrew, 2009). La información desempeña un papel preponderante en los mercados crediticios. Stiglitz, Joseph y Weiss (1981) mostraron que en equilibrio un mercado de crédito puede estar caracterizado por la existencia de restricciones de crédito. En este sentido, aunque las carteras de las instituciones financieras se hallen perfectamente diversificadas, los ciclos económicos, al afectar conjuntamente a empresas y familias, inciden necesariamente, a través del aumento de los volúmenes de créditos morosos dudosos y fallidos, en la rentabilidad ex-post de las operaciones crediticias. Por tanto, es lógico pensar que existan importantes oscilaciones cíclicas en los créditos morosos de las entidades financieras. Dicha variable puede constituir pues, un indicador del efecto que tiene el ciclo económico sobre el valor de los activos de estas entidades (los créditos) lo que puede constituir un indicador de su riesgo de quiebra.

A lo largo de la historia gran cantidad de países en el mundo han experimentado rigurosas transformaciones económicas presentadas por

acontecimientos de crisis financieras. Estos capítulos no estuvieron solamente en las naciones más desarrolladas, sino que también se han presentado en economías en vías de desarrollo, prueba de ello son las crisis bancarias producidas estas últimas décadas (Veloz & Benou, 2007). La reciente crisis financiera mundial, originada en los países desarrollados, sirve para recordar lo difícil que resulta analizar con precisión la vulnerabilidad de las entidades de crédito ante episodios de estrés financiero (Gomez & Orozco, 2009) El estudio de modelos de alerta temprana ha surgido en respuesta de la problemática del perjudicial contagio que una crisis puede causar a otras naciones, comprometiendo a la academia a explicar los componentes que coadyuven a estos escenarios.

Las crisis financieras, y en particular las crisis bancarias, se han vuelto más frecuentes durante la última década. Estos episodios no han sido exclusivos de las economías en desarrollo; como es el caso de Argentina, Chile, Ecuador, Paraguay y Venezuela; sino que también han ocurrido en países industrializados como Japón y Estados Unidos. En las últimas décadas las crisis financieras han sido muy reiteradas tanto en países desarrollados como en países en vías de desarrollo, provocando grandes caídas de la producción y elevadas pérdidas fiscales (Caprio, 1998). Estudios como el de Caprio y Klingebiel (1996) evalúan que las reducciones acumuladas del Producto Interno Bruto (PIB) varían desde 10% al 55%; mientras que los costos fiscales, entre el 6% y el 40% del PIB.

Según Bernanke y Gertler (1989) y Kiyotaki y Moore (1997) el sistema financiero puede servir de mecanismo amplificador de los ciclos económicos, siendo así que el manejo de la política económica es muy sensible con el sistema financiero, reflejo de esto, lo son los casos de Estados Unidos, Japón y Reino Unido en la década de los 90 que debido a los problemas bancarios fue suficiente para restringir los esfuerzos de recuperación.

La oportuna detección de la fragilidad financiera de las entidades financieras, que permita implementar las medidas correctivas necesarias para restaurar su solidez y limitar las pérdidas potenciales, es de vital importancia. (Morón & Rudy, 2003). En Ecuador a raíz de la extracción de crudo se produjo un notable crecimiento económico, el cual se evidenció con

una acentuación del proceso de industrialización sustitutiva de importaciones, crecimiento de la población asalariada, concentración creciente de la producción y el capital a ritmos nunca antes vistos.

No obstante, este episodio comienza a cambiar a finales de los 90, resultado de la crisis financiera internacional, el fenómeno natural de El Niño de 1998 y el desplome del precio del petróleo USD 6.30 por barril fueron las principales variables que involucraron al país en una recesión agresiva por su dependencia del presupuesto del Estado a esta materia prima. Según datos del Banco Central del Ecuador la crisis financiera ocasionó aproximadamente un 70% del cierre de las instituciones financieras del país. Para 1999 la actividad económica fue -7% y el sucre perdía su valor por 195%. Las pérdidas económicas se elevaron a 8,000 millones de dólares. El ingreso per cápita del dólar americano había caído por 32% durante aquel año. El desempleo creció de 9% al 17% y el subempleo aumentó de 49% al 55%.

II. DESARROLLO

1. Marco Conceptual

El riesgo de crédito es uno de los riesgos más importante al que debe hacer frente cualquier entidad financiera. Un indicador del riesgo crediticio es el nivel de morosidad de la entidad; es decir, la proporción de su cartera que se encuentra en calidad de incumplimiento (Aguilar, Camargo, & Morales, 2004). Según Freixas y Rochet (1998) La morosidad se considera la causa dominante que padece el sistema financiero, debido a que la viabilidad en el largo plazo se explica en gran medida por una reducida cartera morosa. Un problema de liquidez es el primer síntoma de una cartera morosa que podría convertirse en la liquidación de la institución si este no posee correctas líneas de crédito de contingencia.

La identificación de los determinantes de la tasa morosidad de las colocaciones de las instituciones financieras es de gran importancia por las medidas de política que el regulador podría implementar con el objetivo de mantener o mejorar la calidad de las carteras de colocaciones. Si el regulador conoce las elasticidades y niveles de significancia de cada uno de los factores que explican la tasa de morosidad, podría implementar un sistema de alertas basado en la evolución de dichas variables. De esta manera podría anticipar y minimizar los efectos que evoluciones

desfavorables de la economía o de las políticas de gestión de cada una de las instituciones supervisadas tengan sobre la tasa de morosidad que enfrentan.

Las principales causas de una crisis financiera sean estos individuales (riesgos propios o diversificable) o del sistema (riesgo no diversificable) son principalmente el deficiente manejo de recursos, ineficiencia en la utilización de los activos y el muy característico problema de morosidad de sus carteras crediticias (Ergungor & Thomson, 2005; Hardy & Pazarbasioglu, 1999; Demirguc & Detragiache, 1998). Teniendo en cuenta lo anterior, y dado que las crisis financieras suelen generar elevados costos, tanto fiscales como reales (Del'Aricea, Detragiache, & Rajan, 2004; Hoggarth & Saporta, 2001), resulta relevante para los organismos reguladores y de supervisión conocer los determinantes de la morosidad del sistema financiero.

La calidad de cartera de las instituciones financieras difiere en algunos aspectos, entre ellos técnicos, metodológicos y tecnológicos que se evidencian en la cantidad de recursos destinados al desarrollo de dichos mecanismos. Siendo así que las cooperativas carecen en la mayoría de los casos de herramientas tecnificadas que le permitan reducir el riesgo de carteras morosas provocando que asuman mayor riesgo del que puedan soportar, porque el rubro señalado como esencial para mantener un nivel de solvencia adecuado y aquel con el que las entidades enfrentan para mantenerse solidos es la morosidad.

En este sentido, ante los recientes escenarios financieros internacionales la literatura económica sugiere que una previsión de la morosidad es un fundamental mecanismo de planificación de políticas crediticias. Por ello, se precisa la construcción de modelos capaces de predecir la morosidad, y que aporten positivamente al sistema financiero. Es claro entonces, que los modelos estadísticos de alerta temprana son considerados una herramienta eficaz y útil para los organismos reguladores que funciona como un sistema funcional macroprudencial que permite anticipar riesgos en el sistema financiero (Gonzalez, 2011). La revisión de la literatura para esta investigación incluye las publicaciones de Freixas, Hevia e Inurrieta (1994), Delgado y Saurina (2004), Aguilar, Camargo y Morales (2004) y Vallorca y Delgado (2007). Estos estudios basándose en el caso español y peruano permiten estimar un modelo

empírico para bancos y cooperativas. A partir de ello, la construcción de un modelo que explique el nivel de créditos morosos en respuesta a las variaciones de las variables macroeconómicas constituye el inicio de un conjunto de indicadores de alerta que permitan una intervención oportuna para la estabilidad de los sistemas financieros y que minimice la probabilidad de ocurrir una crisis.

En este sentido algunos organismos internacionales han creído que existen alternativas en cuanto a la de regulación, teniendo la necesidad de detectar con mayor prevención las fortalezas y debilidades de los sistemas financieros; como ejemplo se tiene al Fondo Monetario Internacional (FMI) que ha incrementado la supervisión que realiza a través de programas como: el World Bank-IMF Financial Sector Assessment Program (FSAP) y los Financial System Stability Assessments (FSSAs) en los que se han comenzado a utilizar variables macroeconómicas en la detección de fragilidad financiera de cada país.

Si las instituciones mantienen demasiado capital por una mala estimación de este riesgo, se reduce el riesgo de insolvencia (y las pérdidas esperadas para los depositantes), pero aumentan los costos y se reduce la eficiencia (Cabrera & Bazerque, 2010). El objetivo principal de este estudio consiste en apreciar y discernir las relaciones históricas entre diversos elementos macroeconómicos y el movimiento de la morosidad utilizando la información contenida en las publicaciones de estadísticas del Banco Central del Ecuador que comprende del 2010 -2014 de modo que se facilite la predicción de la morosidad futura.

Se proponen diversos modelos econométricos que pronostiquen la morosidad de cada segmento de crédito. El modelo ARIMA es un método de serie de tiempo que considera la historia de su propia variable, por lo cual necesita que se nutra de su propio pasado para pronosticar la actuación de la misma en el futuro (Romero, 2015). En esta línea se han desarrollado diversos estudios como el de González (1999), Dermiguc y Detragiache (1999), Serra y Zúñiga (2002), Gómez y Orozco (2009) y Gómez y Kiefer (2009) que resultan útiles, como herramienta de alerta temprana, y que actualmente poseen las instituciones financieras en esos países.

Un sistema de alerta temprana no solo puede ser útil a los directivos y propietarios de las entidades financieras, sino que podría contribuir en las

resoluciones a tomarse por otros operadores como pueden ser los inversionistas que vayan a adquirir algún producto financiero, a los propios trabajadores de la entidad estudiando su futuro laboral o a los acreedores al momento de contratar un servicio financiero (Cano, 2015). Ahora bien, debe quedar claro que, en último término, el objetivo final de este trabajo correlacional no es contrastar ninguna teoría sobre la morosidad, sino encontrar evidencia empírica en favor de la existencia de una relación entre un conjunto de variables macroeconómicas y la evolución de la morosidad del sistema financiero.

Para medir el riesgo del crédito, la literatura sugiere varios indicadores que calculan los niveles de morosidad de cartera; sin embargo, no se observa una postura que mencione cual es el mejor indicador para determinar los niveles de morosidad. La cartera atrasada, la cartera de alto riesgo, y la cartera pesada son los indicadores más utilizados (Salcedo, 2012). La definición de estos indicadores varía dependiendo del país. Según Salcedo (2012) se puntualiza la cartera atrasada como el ratio entre la cartera de crédito vencida y en cobranza judicial sobre la cartera de crédito total; la cartera de alto riesgo incorpora las cartera de crédito vencidas, refinanciadas y reestructuradas en el numerador entretanto el denominador es total cartera de crédito; cartera pesada es el resultado entre cartera de crédito dubitativo y perdido entre el total de la cartera de crédito.

Estos indicadores a pesar de ser muy utilizados, contienen limitaciones debido a que se los obtiene de los estados financieros de las instituciones; y, en el ejercicio profesional estas tienden a retirar los créditos más deteriorados para mejorar sus indicadores de morosidad ante los organismos reguladores y ante el público en general. En este estudio se utilizó la cartera morosa por ser de carácter público y de fácil acceso.

La literatura sobre el análisis de los determinantes de la morosidad del sistema bancario ha evolucionado tras la necesidad de modelos que expliquen este fenómeno tales como los trabajos de Freixas, Hevia y Inurrieta (1994); Morón y Loo-Kung (2003); Aguilar, Camargo y Morales (2004); Vallcorba y Delgado (2007); Veloz (2007); Veloz y Georgina (2007); Gutiérrez y Vásquez (2008); Soto y Chacón (2011); y, Salcedo (2012). Sin embargo, existen numerosos trabajos sobre el fracaso en diversos

sectores económicos que además de utilizar ratios económico-financieros incluyen variables macroeconómicas, debido a que varios autores afirman que el desarrollo económico de un país puede repercutir en los resultados obtenidos por una empresa, y en consecuencia, en su posible fracaso. Así que existe una amplia reflexión sobre las causas de las quiebras empresariales desde distintos puntos de vista (Beaver, 1966; Stiglitz J., 1972; Altman, 1983; Scott, 1981; Wadwwani, 1984; Davis, 1992; Freixas y Rochet, 1998; Kaminsky, 1999; Xianghon y Xinlei, 2006; y, Díaz, 2010.

Ciertas variables macroeconómicas se identificaron después de estudiar las referencias mencionadas anteriormente tales como tasas de interés, tasas de inflación, producto interno bruto, etcétera. Como también una conclusión compartida por los modelos teóricos y empíricos es que existe una correlación negativa entre ciclo económico y morosidad. Davis (1992) menciona que el PIB, el endeudamiento empresarial y los tipos de interés están correlacionados con las quiebras empresariales tras efectuar un estudio a varios países de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico. Estos resultados se sintonizan con el estudio realizado por Wadwwani (1994) que señala que el crecimiento económico y los pagos de los créditos tienen un comportamiento inversamente proporcional.

Freixas, Hevia e Inurrieta (1994) y Saurina (1998) basan su estudio haciendo énfasis en los determinantes macroeconómicos y microeconómicos que influyen en el comportamiento de la morosidad bancaria de España, encontrando que la actividad económica tiene una conducta cíclica con respecto al endeudamiento y una conducta contra cíclica con respecto al nivel de morosidad. Demirguc y Detragiache (1998) y Hardy y Pazarbasioglu (1999) demostraron que las variables macroeconómicas pueden aprovecharse como indicadores de alerta temprana y entre los hallazgos más significativos es que bajas tasas de crecimiento del PIB fusionado con altas tasas de interés real y una elevada inflación contribuyen a un deterioro del sistema financiero basando su estudio en países desarrollados y en vías de desarrollo mediante un modelo econométrico de multivariantes de tipo logit binomial y un modelo multinomial respectivamente.

Ledgerwood (1999) sintetiza que un elevado nivel de morosidad dificulta un correcto funcionamiento

de las instituciones financieras, para contrarrestarlo sugiere un monitoreo más riguroso de los créditos. Sin embargo, esto conlleva un incremento en los costos de las instituciones y por ende una reducción en sus beneficios ocasionando potenciales problemas de liquidez y probablemente acarrear pérdidas de rancias de capital. Aguilar, Camargo y Morales (2004) realizan un estudio sobre el nivel de morosidad del sistema bancario peruano, pero incluyendo un mayor número de variables que se enfocan en evaluar el impacto tanto de las variables de carácter agregado o macroeconómico como de aquellas microeconómicas vinculadas con la administración de cada entidad financiera en Perú.

2. Metodología

La investigación fue realizada con datos de comportamiento mensual de la morosidad de cada segmento de destino del crédito bajo un estudio de tipo descriptivo donde se utilizaron modelos ARIMA. Los datos estadísticos utilizados, registrados como morosidad de cartera del sector productivo corporativo, productivo empresarial, productivo pymes, vivienda, microcrédito minorista, microcrédito acumulación simple, competen al periodo comprendido entre febrero del 2010 a marzo del 2015. Las series de tiempo con media y varianza constante (estacionarias) fueron aplicados en el método Arima para evitar el uso de variables independientes (Vogelvang, 2005).

La oferta monetaria, el PIB, precios de las materias primas, salarios, tasa de desempleo, inflación, depreciación de la moneda, tipos de interés (nominales o reales), ratio de endeudamiento o del servicio de la deuda, renta disponible, son las principales variables macroeconómicas que se utilizan como factores explicativos de la morosidad del sistema financiero. Según Vallcorba y Delgado (2007) a pesar que muchas variables macroeconómicas explicativas de la morosidad se encuentren altamente correlacionadas, están se pueden agrupar en tres grupos.

En primer lugar, estarían las variables de la variación del PIB por estar relacionadas directamente con el ciclo económico, una mayor cantidad de créditos otorgados impulsa a la economía por lo que este tiene un comportamiento pro cíclico. Por otro lado, presenta una relación negativa respecto a la morosidad porque en tiempos de recesión económica los hogares y empresas se les dificultan cumplir con las obligaciones. En segundo lugar, se encuentran las variables como el tipo de interés,

los salarios reales, los precios de las materias primas y la renta disponible, que afectan directamente a la capacidad de pago de los agentes económicos sea bajo la óptica de sus ingresos o de sus costes. Es importante señalar que estas variables se encuentran ligadas fuertemente al ciclo económico. En el tercer grupo se encontrarían las variables relacionadas con el nivel de endeudamiento tales como el entorno económico, sector al que pertenece la empresa, localización geográfica, distrito industrial, dimensión de la compañía, características tangibles e intangibles de la empresa entre otras, debido a que un mayor endeudamiento aumenta la probabilidad del incremento de los niveles de morosidad.

Los créditos concedidos por el sistema financiero privado han sido los únicos considerado en este trabajo, debido a que el esquema de las instituciones del sector público es diferente y claramente demostrable por su dirección, funcionamiento y política estatal del gobierno de turno. La definición de morosidad utilizada se basa en el resultado del cociente entre créditos vencidos y el total de créditos. A partir de la revisión de los trabajos empíricos existentes y de los modelos teóricos, se seleccionó un amplio conjunto de variables macroeconómicas y del sistema financiero en general, que podrían constituir factores explicativos de la morosidad en Ecuador. Las variables explicativas utilizadas se muestran en la Tabla 1.

Tabla 1. Lista de variables explicativas

Variable	Descripción
PI	Inflación
Tasa Activa Referencial	Tasa Activa Referencial
Tasa Pasiva Referencial	Tasa Pasiva Referencial
Deuda pública % PIB	Deuda Externa Pública como % del PIB
M1	Oferta Monetaria
M2	Liquidez Total
RI	Reserva Internacional
Total Exportaciones	Total Exportaciones
Exportaciones Petroleras	Exportaciones Petroleras
Importaciones	Importaciones
TCRE	Tasa de Cambio Real Efectiva

Todas las series citadas son mensuales, y cubre un periodo de 5 años, desde el primer trimestre de 2010 hasta el primer trimestre de 2015.

El diseño y ajuste de un modelo ARIMA se realiza en tres etapas sucesivas: la identificación, la estimación y la revisión diagnóstica (Box & Jenkins, 1976), apoyados todos ellos por el principio de parsimonia. En la ecuación 1, se muestra la combinación de los procesos autorregresivos (AR (p)) y de promedios móviles (MA (q)) que es la forma de un modelo autorregresivo de promedios móviles estacionales (ARMA) (Asteriou & Hall, 2007),

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_p Y_{t-p} + U_t + \phi_1 U_{t-1} + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 U_{t-2} + \dots + \phi_q U_{t-q} \quad (1)$$

Este modelo supone linealidad donde la variable temporal (Y_t) está en función de valores pasados

$Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$, donde p describe el número de rezagos para predecir el valor actual (Y_t). Los parámetros de los modelos son Φ_i y θ_i y los valores de fuente externa está definido por (U_t). El modelo de promedios móviles (MA (q)) está dado por:

$$U_t = \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

Donde ε es el proceso temporal puramente aleatorio (ruido blanco), distribución normal ($0, \sigma^2$) para todo t . Cuando la media, varianza y covarianza de la serie son constantes en el tiempo, quiere decir que el modelo ARIMA tiene utilidad porque (Y_t) es estacionaria. La inducción de la diferenciación es necesaria cuando la estacionalidad no es clara (Kennedy, 1998). Las diferencias de una serie están dadas en la ecuación 2:

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (2)$$

El reconocimiento del modelo se inicia

determinando la estacionalidad de la serie a través de tres evaluaciones: (a) obtención de los indicadores de comportamiento no estacional y valores de quiebres estructurales de los datos mediante revisión gráfica (Enders, 2004); (b) Revisión de la función de autocorrelación parcial (ACP) y la función de correlación (AC). Si los distintos rezagos se ubican alrededor de cero en ambas funciones es un comportamiento que respalda la estacionalidad (Gujarati & Porter, 2010) (c) prueba de Dickey y Fuller aumentada (PDFA), considerando tres posibles formas en la descripción del proceso: sin intercepto ni tendencia, con solo intercepto y con ambas (Ngurah, 2009).

Se utiliza la transformación logarítmica y las diferencias de la variable en el caso que la serie resulte no estacional o persista en la no estacionalidad para someterse a una prueba Dickey y Fuller aumentada (Evans, 2003). Con el análisis de la gráfica de los residuos en busca de evidencia de valores extremos y periodos en los cuales el modelo no se ajusta a los datos, se realiza un diagnóstico con los modelos seleccionados para determinar la presencia de autocorrelación. (Pindick & Rubinfeld, 2001).

Determinar que los residuos son un proceso puramente aleatorio se lo canaliza mediante el estadístico Q acompañado de un nivel de significancia p, por ende mientras más significativo sea, mayor confianza se puede depositar en la hipótesis nula. Adicionalmente, se utilizan los estadísticos de calidad del ajuste: error promedio porcentual absoluto (EPAP), raíz del error cuadrado media (RMSA), el coeficiente de desigualdad

de Theil (CDT), la proporción de sesgo (PS), la proporción de la varianza (PV), la proporción de covarianza (PCV) para evaluar la capacidad predictiva del modelo como criterio de ratificación (Brooks, 2008).

3. Resultados

Con base a los procedimientos indicados y considerando que las variables macroeconómicas fueron rezagadas ex ante en doce meses para modelar las morosidades de los distintos segmentos de los créditos del sector financiero privado bajo regulación de la Superintendencia de Bancos, con la finalidad de probar la significancia de los modelos con mínimo rezagos de un año, se propusieron los modelos ARIMA (p,d,q), (p,d,q) con la ayuda del programa SPSS versión 24.

Las variables explicativas analizadas fueron la morosidad del sistema y de los siguientes segmentos: productivo corporativo, productivo empresarial, productivo pequeñas y medianas empresas, consumo, vivienda, microcrédito minorista, microcrédito acumulación simple y microcrédito acumulación ampliada. Cada uno de los tipos de modelos Arima se presentan en la Tabla 2. En los modelos se refleja la evidencia de componentes estacionales con excepción de los segmentos de consumo y Pymes (0, 0, 0). Mientras que en los componentes no-estacionales prácticamente en todos se han trabajado con diferencias menos en el caso del segmento de vivienda que presenta el componente AR1. Un aspecto común en los modelos obtenidos es que no muestran componentes de promedios móviles (MA).

Tabla 2. Descripción de los modelos

Modelo	ID de Modelo	ID de Modelo
Morosidad Sistema (vencida/cartera)	Modelo_1	ARIMA(0,1,0) (1,0,0)
Sector Productivo Corporativo morosidad de cartera	Modelo_2	ARIMA(0,1,0) (0,1,0)
Segmento Productivo Empresarial Morosidad de Cartera	Modelo_3	ARIMA(0,1,0) (1,0,0)
Segmento Productivo PYMES morosidad de cartera	Modelo_4	ARIMA(0,1,0) (0,0,0)
Segmento Consumo morosidad de cartera	Modelo_5	ARIMA(0,1,0) (0,0,0)
Segmento Vivienda morosidad de cartera	Modelo_6	ARIMA(1,0,0) (0,1,0)
Segmento Microcrédito minorista morosidad de cartera	Modelo_7	ARIMA(0,1,0) (0,1,0)
Segmento Microcrédito acum. Simple morosidad de cartera	Modelo_8	ARIMA(0,1,0) (1,0,0)
Segmento Microcrédito acum. Ampliada morosidad de cartera	Modelo_9	ARIMA(0,1,0) (0,1,0)

Nota: ID= Identificación; PYMES= Pequeña y mediana empresa.

Al analizar los resultados se muestran los coeficientes R cuadrado estacionarias, los estadísticos Q de Ljung-Box con sus respectivos p-values, estos últimos indican que los nueve modelos son significativos; pero sus R cuadrados estacionarios no son lo suficientemente altos en todos los diferentes modelos, como por ejemplo en la Tabla 3 se observa al segmento productivo corporativo con un R cuadrado de .412 y una significancia de .185, indicando que a pesar de que el p-value cumple (es mayor a .05), su R cuadrado no es comparativamente alto respecto a los demás. Una situación similar es evidente al revisar los resultados de la moratoria global del sistema que tiene un p-value de .188.

Otro resultado relevante en la evaluación de los Arima para el periodo analizado es el número de variables predictoras (en este caso: variables macroeconómicas) utilizadas para intentar reducir los RMSA en cada uno de los modelos. Con excepción de la moratoria del sistema y del segmento de microcrédito de acumulación simple, el resto de los segmentos sí incorporan variables macroeconómicas que mejoran la predictibilidad de los modelos. En el Apéndice de este artículo se presentan cada uno de los modelos y las variables macroeconómicas utilizadas.

Tabla 3. Estadísticos de los modelos

Modelo	Estadísticos de ajuste del modelo			Ljung-Box Q(18)			Número de valores atípicos
	Numero de predictores	R cuadrado estacionaria	RMSE	Estadísticos	Gl	Sig.	
Morosidad Sistema (vencida/ cartera)	0	0,625	0,243	21,927	17	,188	3
Sector Productivo Corporativo morosidad de cartera	2	0,412	0,119	23,143	18	,185	0
Segmento Productivo Empresarial Morosidad de Cartera	4	0,771	0,108	12,309	17	,781	2
Segmento Productivo PYMES morosidad de cartera	5	0,825	0,123	17,475	18	,491	1
Segmento Consumo morosidad de cartera	2	0,795	0,333	20,231	18	,320	3
Segmento Vivienda morosidad de cartera	0	0,949	0,135	13,245	17	,720	2
Segmento Microcrédito minorista morosidad de cartera	1	0,207	0,282	13,805	18	,742	0
Segmento Microcrédito acum. Simple morosidad de cartera	0	0,665	0,219	9,988	17	,904	1
Segmento Microcrédito acum. Ampliada morosidad de cartera	2	0,617	0,138	21,915	18	,236	0

Nota: RMSE= Desviación de la raíz cuadrada media; Gl= Grados de libertad; **Sig=Significancia.**

III. CONCLUSIONES

A partir de investigaciones de Bernanke y Gertler (1989) y Kiyotaki y Moore (1997) respecto al sistema financiero y su capacidad amplificadora de los ciclos económicos; de Freixas y Rochet (1998) respecto a la morosidad quienes la consideran la causa dominante que padece el sistema financiero, debido a que la viabilidad en el largo plazo se explica en gran medida por una reducida cartera morosa; y estudios sobre modelos con carácter predictivo calificados como alerta temprana que ayudan a tratar de anticipar, en el caso de esta

investigación, los riesgos de moratoria implícito en el comportamiento pasado, que potencializan o reducen la contribución del riesgo sistémico (no diversificable) en el presente (o siendo arriesgado, en el futuro); se obtuvo una serie de modelos por segmentos de crédito a partir de la información de cinco años (con datos mensuales) e incorporando variables macroeconómicas.

Producto de la modelación Arima, se encontraron nueve modelos con sus consiguientes fortalezas y debilidades en sus estadísticos. Tal es así que luego del análisis de los resultados, se

concluye que los mejores modelos son para los segmentos: productivo empresarial, productivo Pymes, consumo, vivienda y microcrédito de acumulación simple; es decir, cinco modelos. Se descartan cuatro modelos que a pesar de cumplir con valores de prueba arriba del 0.05, no tienen suficiente explicación de sus errores medidos por sus coeficientes R cuadrados. Tales modelos son el del sistema, el corporativo, el de microcrédito minorista y el microcrédito de acumulación ampliada. En términos generales y empíricos, los modelos rechazados son el global (no se podría predecir una moratoria del sistema considerando segmentos que tienen comportamientos diferentes), y los de microcréditos. En otras palabras, los extremos de los segmentos de crédito, ni los altos valores de crédito (corporativos), ni los de pequeños valores de crédito (microcréditos).

IV. REFERENCIAS

- Aguilar, G., Camargo, G., & Morales, R. (2004). Análisis de la Morosidad en el Sistema Bancario Peruano. Instituto de Estudios Peruanos, 3-4.
- Altman, E. (1983). Corporate Financial Distress: A complete guide to Predicting, Avoiding and Dealing with Bankruptcy. New York: John Wiley & Sons.
- Asteriou, D., & Hall, S. (2007). Applied econometrics. A modern approach, 18-46.
- Beaver, W. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Empirical Research in Accounting*, 40-78.
- Bernanke, B., & Gertler, M. (1989). Agency Costs, Net Worth, and Business Fluctuations. *American Economics Review*, 79(1), 14-31.
- Box, G., & Jenkins, G. (1976). Time series analysis, forecasting and control. *Holdan Day*, 26-47.
- Brooks, C. (2008). *Introductory econometrics for finance*. Cambridge University Press., 121-230.
- Cabrera, J., & Bazerque, P. (2010). Probabilidad de Default de los Créditos Bancarios en una Economía Dolarizada. Banco Central de Uruguay.
- Cano, E. (14 de Julio de 2015). Sistema de alerta temprana para la detección de entidades bancarias con dificultades financieras. Universidad de León.
- Caprio, G. (1998). Banking on Crises: Expensive Lessons from Recent Financial Crises. *Development Research Group*, 30-40.
- Caprio, G., & Klingebiel, D. (1996). Bank Insolvencies: Cross-Country Experience. *World Bank Working Papers.*, 60-76.
- Davis, E. (1992). *Debt, Financial Fragility and Systemic Risk*. Oxford: Clarendon Press, 25-36.
- Del'Araccia, G., Detragiache, E., & Rajan, R. (2004). The real effect of banking crises. *IMF Staff Paper*(219), 11-41.
- Delgado, & Saurina. (2004). Riesgo de crédito y dotaciones a insolvencias. Un análisis con variables macroeconómicas. *Banco de España*, 25-53.
- Demirguc, A., & Detragiache, E. (1998). The determinants of banking crises in developed and developing countries. *IMF Staff Paper*, 45(1), 81-109.
- Demirguc, A., & Detragiache, E. (1999). Monitoring Banking Sector Fragility: A Multivariate Logit Approach with an Application to the 1996-1997 Banking Crises. *World Bank Working Paper*, 55-60.
- Diaz, O. (2010). Determinantes del ratio de morosidad en el sistema financiero boliviano. *Banco Central de Bolivia*, 35-46.
- Enders, W. (2004). *Applied econometrics. Time series*. John Wiley and Sons, 56-88.
- Ergungor, O., & Thompson, J. (2005). Systemic banking crises. *Federal Reserve Bank of Cleveland*(90), 30-56.
- Evans, M. (2003). *Practical business forecasting*. Blackwell Publishers, 34-68.
- Freixas, X., & Rochet, J. (1998). *Microeconomics of Banking*. The MIT Press, 28-49.
- Freixas, X., Hevia, J., & Inurrieta, A. (1994). Determinantes macroeconómicos de la morosidad bancaria: un modelo empírico para el caso español. *Moneda y Crédito*,(199), 24-36.
- Gomez, G., & Kiefer, N. (2009). Bank Failure: Evidence From the Colombian Financial Crisis. *International Journal of Business and Finance Research*, 18.
- Gomez, J., & Orozco, I. (2009). Un Modelo de Alerta Temprana para el Sistema Financiero Colombiano. *Borradores de Economía*.
- González, B. (1999). Determinants of Ex-Ante Banking System Distress: A Macro-Micro Empirical Exploration of Some Recent Episodes. *IMF*, (33), 30-54.
- Gonzalez, R. (2011). Un Modelo de Alerta Temprana basado en Análisis Factorial Robusto y Funciones Discriminantes Bayesianas - Una Aplicación al Sistema Financiero de Bolivia. Banco Central de Bolivia.
- Gujarati, D., & Porter, D. (2010). *Econometría*. Mc

- Graw-Hill.
- Gutierrez, R., & Vasquez, D. (2008). Un análisis de cointegración para el riesgo de crédito. Banco de la República de Colombia, 36-57.
- Hardy, D., & Pazarbasioglu, C. (1999). Determinants and leading indicators of banking crises: further evidence. *IMF Staff Paper*, 46 (3), 247-258.
- Hoggarth, G., & Saporta, V. (2001). Costs of banking system instability: some empirical evidence. *Bank of England*, (144), 34-79.
- Kaminsky, G. (1999). Currency and Banking Crises: The Early Warning of Distress. *IMF Working Paper*(178), 34-87.
- Kennedy, P. (1998). A guide to econometrics. MIT press Cambridge Massachussets, 25-68.
- Kiyotaki, N., & Moore, J. (1997). Credit Cycles. *Journal of Political Economy*, 211-248.
- Ledgerwood, J. (Julio de 1999). *Microfinance Handbook An Institutional and Financial Perspective*. The World bank, 134-155.
- Morón, E., & Loo-Kung, R. (2003). Sistema de Alerta Temprana de Fragilidad Financiera. Universidad del Pacífico, 18-29.
- Morón, E., & Rudy, L. (2003). Sistema de Alerta Temprana de Fragilidad Financiera. Universidad del Pacífico, 7-14.
- Ngurah, A. (2009). Time series data analysis using Eviews. John Wiley & Sons, 44-98.
- Pindick, R., & Rubinfeld, D. (2001). *Econometría modelos y pronósticos*. Mc Graw- Hill, 167-221.
- Romero, V. (2015). Implementacion de modelo para pronosticar variables en Cooperativas: Caso de Cobelen con cartera de créditos. Universidad Eafite, 2-3.
- Salcedo, J. (2012). Nivel de Morosidad: Determinantes Macroeconómicos y pruebas de estrés para el Sistema Financiero Dominicano. *Empirica*, 18-19.
- Saurina, J. (1998). Determinantes de la Morosidad de las Cajas de Ahorro Españolas. Banco de España, 26-37.
- Scott, J. (1981). The Probability of Bankruptcy: A Comparison of Empirical Predictions and Theoretical Models. *Journal of Banking and Finance*, 43-80.
- Serra, C., & Zuñiga, Z. (2002). Identificando bancos en problemas. ¿Cómo debe medir la autoridad bancaria la fragilidad financiera? *Estudios Económicos*. Banco Central de Reserva del Perú, 32-46.
- Soto, J., & Chacón, Y. (2011). Ciclo economico-financiero y el comportamiento de la morosidad bancaria en el corto plazo: Un análisis exploratorio para Costa Rica en el período reciente. *Instituto de Investigaciones y Ciencias Económicas*, 30-56.
- Spiegel, M., Mark, M., & Andrew, K. (2009). Could an early warning system have predicted the crisis? *Vox researchbased analysis and commentary*, 1.
- Stiglitz, J. (1972). Same Aspects of the Puré Theory of Corporate Finance. *Journal of Economics*, 60-89.
- Stiglitz, Joseph, & Weiss, A. (1981). Credit Rationing in Markets with Imperfect Information. *American Economic Review*, 393-410.
- Vallcorba, M., & Delgado, J. (2007). Determinantes de la morosidad bancaria en una economía dolarizada. el caso uruguayo. *Dirección General de Regulación del Banco de España*, 27-56.
- Veloz, A. (2007). Determinantes de fragilidad en el sistema bancario de la República Dominicana: Alertas tempranas en un modelo logit. *Ciencia y Sociedad*, 489-504.
- Veloz, A., & Benou, G. (Enero de 2007). Determinantes de Fragilidad del Sistema Bancario en la República Dominicana: Una aplicación micro-macro de modelos de alerta temprana, 2007. *Ciencia y Sociedad*, XXXII(1), 70.
- Veloz, A., & Georgina, B. (2007). Determinantes de fragilidad del sistema bancario en la República Dominicana: Una aplicación micro-macro de modelos de alerta temprana. *Ciencia y Sociedad*, 69-87.
- Vogelvang, B. (2005). *Econometric theory and applications with Eviews*. Prentice Hall, 34-67.
- Wadhwani, S. (1984). Inflation, Bankruptcy and Employment. *Centre for Labour Economics*(195), 50-76.
- Xianghon, L., & Xinlei, Z. (2006). Macro Economic Effects on Economic defaults. *Journal Economic*, 30-48.

Apéndice: Parámetros de los modelos

					Estimación	SE	t	Sig.
Morosidad Sistema (Vencida/Cartera)-Modelo_1	Morosidad Sistema (Vencida/Cartera)	Sin transformación	Diferencia AR, estacional	Retardo 1	-0,385	0,171	-2,252	0,029
Sector Productivo Corporativo morosidad de cartera-Modelo_2	Sector Productivo Corporativo morosidad de cartera	Logaritmo natural	Diferencia	1				
			Diferencia estacional	1				
	Deuda Externa Pública como % del PIB	Logaritmo natural	Numerador	Retardo 0	-0,580	0,227	-2,553	0,016
				Retardo 3	0,642	0,236	2,717	0,011
	Liquidez Total	Logaritmo natural	Diferencia	1				
			Diferencia estacional	1				
Numerador			Retardo 0	-2,826	1,265	-2,234	0,033	
Segmento Productivo Empresarial Morosidad de Cartera-Modelo_3	Segmento Productivo Empresarial Morosidad de Cartera	Logaritmo natural	Constante	0,039	0,018	2,229	0,031	
			Diferencia AR, estacional	1				
	Deuda Externa Pública como % del PIB	Logaritmo natural	Numerador	Retardo 0	-0,867	0,179	-4,852	0,000
				Diferencia	1			
	Total Exportaciones	Logaritmo natural	Numerador	Retardo 0	-0,296	0,120	-2,474	0,018
				Diferencia	1			
Total Estado Deuda Pública Interna	Logaritmo natural	Numerador	Retardo 0	-0,485	0,156	-3,109	0,003	
			Diferencia	1				
Ideac	Logaritmo natural	Numerador	Retardo 0	-0,498	0,154	-3,227	0,002	
			Diferencia	1				
Segmento Productivo PYMES Morosidad de Cartera-Modelo_4	Segmento Productivo PYMES Morosidad de Cartera	Logaritmo natural	Diferencia	1				
			Retardo	1				
	Tasa Activa Referencial	Logaritmo natural	Numerador	Retardo 0	-2,109	,499	-4,226	0,000
				Diferencia	1			
	Oferta Monetaria	Logaritmo natural	Retardo	1				
				Numerador	Retardo 0	-1,256	0,534	-2,351
	Liquidez Total	Logaritmo natural	Numerador	Diferencia	1			
				Retardo 0	-1,779	0,323	-5,506	0,000
	Total Exportaciones	Logaritmo natural	Numerador	Retardo 1	-2,763	0,685	-4,035	0,000
				Diferencia	1			
Exportaciones Petroleras	Logaritmo natural	Numerador	Retardo 0	0,569	0,199	2,860	0,007	
			Diferencia	1				
Exportaciones Petroleras	Logaritmo natural	Numerador	Retardo 0	-0,295	0,111	-2,649	0,011	
			Diferencia	1				

Continuación Apéndice: Parámetros de los modelos

	Segmento Consumo Morosidad de Cartera	Logaritmo natural	Diferencia	1					
	Deuda Externa Pública como % del PIB	Logaritmo natural	Numerador	Retardo 0	-0,552	0,199	-2,778	0,008	
				Retardo 2	0,740	0,203	3,634	0,001	
Segmento Consumo Morosidad de Cartera-Modelo_5			Diferencia	1					
			Denominador	Retardo 1	-0,208	0,072	-2,881	0,006	
				Retardo 2	-0,916	0,075	-12,292	0,000	
	Liquidez Total	Logaritmo natural	Retardo	2					
			Numerador	Retardo 0	1,849	0,484	3,819	0,000	
			Diferencia	1					
Segmento Vivienda Morosidad de cartera-Modelo_6	Segmento Vivienda Morosidad de cartera	Logaritmo natural	Constante	0,149	0,015	9,840	0,000		
			AR	Retardo 1	0,549	0,163	3,364	0,002	
			Diferencia estacional	1					
	Segmento Microcrédito Minorista Morosidad de cartera	Logaritmo natural	Diferencia	1					
			Diferencia estacional	1					
Segmento Microcrédito Minorista Morosidad de cartera-Modelo_7	Oferta Monetaria	Logaritmo natural	Retardo	2					
			Numerador	Retardo 0	-1,695	,568	-2,987	,005	
			Diferencia	1					
			Diferencia estacional	1					
Segmento Microcrédito Acum. Simple Morosidad de Cartera-Modelo_8	Segmento Microcrédito Acum. Simple Morosidad de Cartera	Logaritmo natural	Diferencia	1					
			AR, estacional	Retardo 1	0,778	0,105	7,414	0,000	
	Segmento Microcrédito Acum. Ampliada Morosidad de cartera	Logaritmo natural	Diferencia	1					
			Diferencia estacional	1					
Segmento Microcrédito Acum. Ampliada Morosidad de cartera-Modelo_9	Exportaciones Petroleras	Logaritmo natural	Numerador	Retardo 0	-0,081	0,022	-3,703	0,001	
			Diferencia	1					
			Denominador	Retardo 1	-0,836	0,174	-4,806	0,000	
				Retardo 2	-0,503	0,162	-3,103	0,004	
			Diferencia estacional	1					
	Importaciones	Logaritmo natural	Retardo	1					
			Numerador	Retardo 0	0,215	0,063	3,427	0,002	
				Retardo 2	-0,285	0,063	-4,538	0,000	