



NOVUM, revista de Ciencias Sociales Aplicadas

ISSN: 0121-5698

ISSN: 2357-4933

rev_novum_fadman@unal.edu.co

Universidad Nacional de Colombia

Colombia

Frasica Aristizábal, Gustavo Adolfo; González Cardona,
Mauricio Andrés; Rojas Medina, Ricardo Alfredo

Procedimientos para calcular la pérdida esperada en entidades del sector de la
economía solidaria bajo la nueva normativa de supervisión basada en riesgos

NOVUM, revista de Ciencias Sociales Aplicadas, vol. II, núm. 8, 2018, Julio-, pp. 195-215

Universidad Nacional de Colombia

Colombia

Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=571360738010>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

UNAM  redalyc.org

Sistema de Información Científica Redalyc

Red de Revistas Científicas de América Latina y el Caribe, España y Portugal

Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso
abierto

Procedimientos para calcular la pérdida esperada en entidades del sector de la economía solidaria bajo la nueva normativa de supervisión basada en riesgos

Procedures for calculating the expected loss in entities of the solidarity economy sector under the new rules of supervision based on risks



Gustavo Adolfo Frasca Aristizábal. Estudiante de Administración de Empresas de la Universidad Nacional de Colombia, sede Manizales. Integrante del grupo de investigación en Finanzas Cuantitativas de la Universidad Nacional de Colombia, sede Manizales. Correo electrónico: gafrascas@unal.edu.co

Mauricio Andrés González Cardona. Estudiante de Administración de Empresas de la Universidad Nacional de Colombia, sede Manizales. Integrante del grupo de investigación en Finanzas Cuantitativas de la Universidad Nacional de Colombia, sede Manizales. Correo Electrónico: mauagonzalezcar@unal.edu.co

Ricardo Alfredo Rojas Medina. Mg. en Investigación de Operaciones y Estadística, Esp. en Evaluación Socioeconómica de Proyectos, contador público. Profesor asociado de la Universidad Nacional de Colombia, sede Manizales. Correo electrónico: rarojasm@unal.edu.co

Cómo citar este artículo

Frasca Aristizábal, G.A; González Cardona, M.A. & Rojas Medina, R.A. (2018). Procedimientos para calcular la pérdida esperada en entidades del sector de la economía solidaria bajo la nueva normativa de supervisión basada en riesgos, NOVUM, (8-II), p.p. 195-215.

Resumen

La Superintendencia de Economía Solidaria está redireccionando su esquema de supervisión de cumplimiento a un sistema de supervisión de riesgos, por lo que se han realizado cambios con el objetivo de acercar las entidades a esta nueva forma de vigilancia. Bajo este nuevo esquema, las regulaciones sobre colocaciones son muy claras cuando obligan a identificar, medir, controlar y monitorear el riesgo de crédito al que están expuestas.

Existen varias metodologías que permiten monitorear este sistema, por lo que en este artículo se mencionan las características de los procesos de Matrices de Transición, Logit y Probit, para el análisis de riesgo de crédito y el cálculo de la pérdida esperada. En el contenido, hay una descripción detallada del proceso a seguir para determinar la pérdida esperada por medio de matrices de transición, acompañado con los análisis que se pueden generar de los resultados obtenidos, todo esto aclarado con un ejemplo ilustrativo para una entidad del eje cafetero que suministró la información. **Palabras Claves:** Riesgo de crédito; Modelo Probit; Modelo Logit; Cadenas de Markov; Pérdida Esperada; Matrices de Transición.

Abstract

The Superintendency of Solidarity Economy is redirecting its compliance supervision scheme to a risk supervision system, so changes have been made with the objective of supervision. Under this new scheme, the regulations regarding loans are very clear when they obligate to identify, measure, control and monitor the credit risk to which the entities under their supervision are exposed.

There are several methodologies that allow monitoring the credit system, thus in this article are Transition Matrices' mentions of the characteristics of the processes, Logit and Probit, for the credit risk and the calculation of the expected loss. In the content, there is a detailed description of the process that has to be carried out to calculate the expected loss through Transition Matrices, also possible analyses that can be drawn from the results obtained and a step by step process with the information provided by an entity of the solidary sector of the region that provided the information. **Keywords:** Credit risk; Probit Model; Logit Model; Transition Matrices; Expected Loss.

Introducción

A partir del año 2017 se da inicio a una nueva era en la Supervisión basada en Riesgos de la Superintendencia de la Economía Solidaria, donde las entidades bajo vigilancia deberán dar comienzo a una modificación gradual de sus reglamentos, manuales, políticas, esquemas de medición, mitigación y gestión de riesgos. Dentro de este contexto resulta exigente que, en primera instancia, sea la academia quien oriente a las empresas del sector solidario en esta nueva estrategia estatal y brinde soporte a las necesidades de asesoría y de capacitación que se requiere para la implementación del nuevo esquema.

Conscientes de la responsabilidad que tiene la universidad con su entorno y con el ánimo de facilitar el proceso de transición al nuevo esquema, se ofrece el presente material como *un estudio de caso* para una entidad del sector solidario del eje cafetero. Se inicia el documento mencionando de manera teórica distintos modelos que permiten efectuar estudios sobre riesgo de crédito, se ilustra paso a paso el proceso que se debe seguir para calcular la pérdida esperada por el método de Matrices de Transición, indicando los análisis estadísticos que se pueden desprender de los resultados obtenidos y se efectúa una comparación de la provisión de la cartera calculada por la normatividad

contable y la establecida por la aplicación del modelo utilizado, efectuando el análisis de la diferencia encontrada.

1. Marco teórico

1.1 Marco Legal

La crisis del sector financiero de los años 1998-1999 y su réplica en las organizaciones de la economía solidaria, dio una respuesta efectiva en el gobierno del presidente Ernesto Samper al expedir la ley 454 de 1998, en la cual se realiza una transformación del Departamento Nacional de Cooperativas (Dancoop) al Departamento Administrativo de la Economía Solidaria (Dansocial); se creó el Fondo de Garantías del Sector Cooperativo (Fogacoop); la Superintendencia de la Economía Solidaria a la cual se le dio facultades para que normatice el sector.

La Superintendencia de Economía Solidaria en su documento planificación estratégica 2014-2018, plantea un crecimiento social y económico del sector solidario, que incluye siete grandes frentes de acción entre los cuales se destacan dos, el primero implementa un modelo de supervisión de riesgo a las entidades vigiladas y segundo genera los instrumentos que le permiten desarrollar una labor de supervisión efectiva y oportuna, mediante la

puesta en marcha de actividades concretas.

En este contexto y en particular en cumplimiento de los objetivos estratégicos, la Superintendencia de la Economía Solidaria (Supersolidaria) presenta una serie de circulares externas, dentro de las cuales merecen mención:

- Circular Externa No. 14 del 30 de diciembre de 2015, *Instrucciones para la implementación del Sistema de Administración del Riesgo de Liquidez*.
- Circular Externa No. 15 del 30 de diciembre de 2015, *Instrucciones para la implementación del Sistema Integral de Administración de Riesgos – SIAR-*.
- la Circular Externa No. 04 del 27 de enero de 2017, *Instrucciones Para la Administración del Riesgo de Lavado De Activos y Financiación del Terrorismo en las organizaciones solidarias*.
- Proyecto Normativo sobre el Sistema de Administración de Riesgo crediticio – SARC-.

Todo lo anterior busca ofrecer indicaciones, pautas generales e información práctica y básica, que permita conocer aspectos, definiciones y fuentes de consulta fundamentales para el diseño, implementación y elaboración de un Sistema de Administración de Riesgos.

Conviene sin embargo advertir que, si se habla de un **sistema**, se está hablando de un conjunto de normas cuidadosas y de procedimientos que reglamentan el funcionamiento de una colectividad, los cuales deben de contener metodologías, procedimientos, políticas, infraestructura, mecanismos de control y de comunicación, y si se habla de **integral**, el sistema debe estar conectado e interdependiente y a su vez coherente, dinámico, inteligente y autónomo, pero que permanezca en constante evolución, en lo referente a **Administración de Riesgos**, se refiere a “un método lógico y sistemático para identificar, analizar, evaluar, tratar, monitorear y comunicar los riesgos asociados con una actividad, función o proceso de una forma que permita a las organizaciones minimizar pérdidas y maximizar oportunidades” (Porrás Gómez, 2016, p. 8). Bajo esta situación, todas las organizaciones del sector se deben acondicionar a este esquema. Por lo expuesto, la circular Externa No. 15 del 30 de diciembre de 2015 de la Supersolidaria en su página dos, establece:

Todo sistema de gestión de riesgos debe contar con bases o pilares que faciliten:

- La implementación o construcción de una cultura de gestión de los riesgos a los que está expuesta la organización solidaria.

- El diseño de los controles necesarios para operar de forma adecuada.
- La implementación de políticas y los procedimientos que permitan identificar, medir, controlar y monitorear los riesgos de la organización, tanto a nivel global como a nivel de cada una de sus áreas.
- El establecimiento de políticas de información y de comunicación adecuadas,
- Esquemas de monitoreo y supervisión efectivos sobre las operaciones que realizan.

El Superintendente de la Economía

Solidaria Dr. Héctor Raúl Ruiz Velandia, en el encuentro solidario realizado en la ciudad de Manizales el 27 de octubre de 2017, da a conocer uno de los pilares principales de Supersolidaria, en donde informa el paso de una supervisión de cumplimiento a una supervisión basada en riesgos, y enfatiza en los sistemas de administración que las entidades de economía solidaria deberán cumplir por normativa, para que la supervisión y la entidad supervisada tengan todo reglamentado de acuerdo al modelo de supervisión como se muestra en la Figura No. 1.



Figura 1. Retos supervisión basada en riesgos.

Fuente. Superintendencia de la Economía Solidaria (2017).

De estas circunstancias nace el hecho de que la Supersolidaria viene reglamentando los sistemas de riesgos que a continuación se indican:

La circular 04 del 20 de enero de 2017 implementa el Sistema de

Administración de Lavado de Activos y Financiamiento del Terrorismo SARLAFT; esta circular lo precisa de la siguiente manera:

El SARLAFT debe abarcar todas las actividades que realizan las organizaciones solidarias vigiladas en

desarrollo de su objeto social principal y prever, además, procedimientos y metodologías para que éstas queden protegidas de ser utilizadas a través de sus asociados; de sus miembros que integran los órganos de administración y control; sus empleados y sus contratistas (ejemplo acreedores), como instrumento para el lavado de activos y/o canalización de recursos hacia la realización de actividades terroristas, o cuando se pretenda el ocultamiento de activos provenientes de dichas actividades (p. 4).

Sistema de Administración de Riesgo de Liquidez (SARL): La circular externa 014 del 30 de diciembre de 2015 de la Supersolidaria, indica que este sistema, “es el conjunto de etapas y elementos tales como: políticas, procedimientos, documentación, estructura organizacional, órganos de control, plataforma tecnológica, divulgación de información y capacitación, mediante los cuales las organizaciones solidarias identifican, miden, controlan y monitorean el riesgo de liquidez” (Superintendencia de la Economía Solidaria, 2015, p. 3).

La misma circular aclara que:

Riesgo de Liquidez, corresponde a la posibilidad de pérdida derivada de no poder cumplir plenamente y de manera oportuna, las obligaciones contractuales y/o las obligaciones inesperadas a cargo de la organización solidaria, al afectarse el curso de las operaciones diarias y/o su condición financiera [...] (Superintendencia de la Economía Solidaria, 2015, p. 3).

Y se definen los siguientes riesgos

Riesgo legal Corresponde a la posibilidad de incumplimientos de las leyes, reglas y prácticas, o cuando los derechos y obligaciones legales de las partes respecto a una transacción no están bien establecidos.

Riesgo de contraparte: Corresponde a la posibilidad de que una organización incurra en pérdidas y disminuya el valor de sus activos como consecuencia del incumplimiento de una contraparte, eventos en los cuales deberá atender el incumplimiento con sus propios recursos o materializar una pérdida en su balance (Superintendencia de la Economía Solidaria, 2015, pp. 2-3).

Sistema de Administración de Riesgo Operativo (SARO). La Supersolidaria no se ha pronunciado acerca de este tipo de riesgo, pero en la circular externa 04 del 27 de enero de 2017, informa que:

El *Riesgo operativo* es la posibilidad de pérdida o daño que puede sufrir una organización al incurrir en pérdidas por deficiencias, fallas o inadecuaciones, en el recurso humano, los procesos, la tecnología, la infraestructura o por la ocurrencia de acontecimientos externos (Superintendencia de la Economía Solidaria, 2017, p. 5).

La Superfinanciera en la circular 100 de noviembre de 1995, define el Sistema de Administración de Riesgo Operativo como:

Un conjunto de políticas, procedimientos, documentación, estructura organizacional, registro de eventos de riesgo operativo, órganos de control, plataforma tecnológica, divulgación de información y capacitación, mediante los cuales las

entidades vigiladas identifican, miden, controlan y monitorean el riesgo operativo (Capítulo XXIII, p. 3).

Sistema de Administración de Riesgo de Mercado (SARM). Reglamentado por la Superfinanciera en la circular 100 de noviembre de 1995, indica que:

Es un sistema de administración de riesgo que deben implementar las entidades vigiladas con el propósito de identificar, medir, controlar y monitorear el riesgo de mercado al que están expuestas en desarrollo de sus operaciones autorizadas, incluidas las de tesorería, atendiendo su estructura y tamaño. El Riesgo de Mercado hace referencia a la posibilidad que tiene la entidad de incurrir en pérdidas, como consecuencia de variaciones en precios, tasas de interés y valores de unidad de los instrumentos financieros en los que se mantienen posiciones dentro o fuera del balance (Capítulo XXI, p. 3).

El Sistema de Administración de Riesgo de Crédito (SARC). Definido por la Supersolidaria dentro del proyecto normativo como:

El sistema que deben implementar las organizaciones solidarias vigiladas, con el propósito de identificar, medir, controlar y monitorear el riesgo de crédito al cual se encuentran expuestas en el desarrollo de su proceso de crédito. Dicho sistema deberá permitirles adoptar decisiones oportunas para la adecuada mitigación del riesgo crediticio, que aparece dentro del proyecto normativo dado a conocer en diciembre de 2015 (Superintendencia de la Economía Solidaria, 2015, p. 1).

De acuerdo con la Circular Externa 11 del año 2002 y la Circular 31 del mismo año de la Superintendencia Financiera de Colombia (SFC), transformó de manera fundamental el capítulo II de la Circular Externa 100 de 1995, referente a la gestión de riesgo de crédito, lo cual se enmarca en la corriente actual de supervisión. Esto fortalece el autocontrol y medición del riesgo por parte de las organizaciones vigiladas. La circular indica que el pilar fundamental de la supervisión financiera está en la gestión interna de riesgo, ante lo cual establece: “Es obligación fundamental de las entidades vigiladas mantener una adecuada administración del riesgo crediticio para lo cual deberán desarrollar un Sistema de Administración del Riesgo Crediticio (SARC)” (Superintendencia Financiera de Colombia, 1995, Capítulo II, p. 1).

Desde luego si se habla de un Sistema de Administración de Riesgo Crediticio, se debe entender que es el riesgo de crédito y el proyecto normativo SARC de la Supersolidaria en su capítulo II de diciembre de 1995, lo define así: “es la probabilidad de que una organización solidaria incurra en pérdidas y se disminuya el valor de sus activos como consecuencia de que sus deudores incumplan con el pago de sus obligaciones en los términos acordados” (p. 1).

La Supersolidaria en el capítulo II del Proyecto Normativo del Sistema de Administración de Riesgos establece que: "Las organizaciones solidarias supervisadas, deberán evaluar el riesgo crediticio de sus carteras de crédito durante toda la vida del crédito de cada deudor, incluidas las reestructuraciones, aplicando los parámetros mínimos establecidos". (Superintendencia de la Economía Solidaria, 2015, p. 1) y define algunas etapas en las que se debe desarrollar el SARC.

El SARC debe convertirse entonces en un sistema inteligente, ya que la identificación y medición de cada deudor debe alimentar permanentemente el proceso de crédito, modificando si es necesario la definición del mercado objetivo, o rediseñando los productos, o ajustando los criterios de aprobación y cobranza. Esto permite ser más preciso al fijar tasas, montos, ya que se conoce mejor el riesgo, convirtiéndose esto en una herramienta fundamental de gestión del riesgo de crédito (Bermudez Salgar, 2003).

A pesar de que el proyecto normativo SARC de la Supersolidaria no contempla la metodología a utilizar para cuantificar el riesgo crediticio en las entidades solidarias, la Superfinanciera ya lo tiene incluido en la Circular Básica Contable y Financiera

(Circular 100 de 1995) capítulo II numeral 1.3.3 en la página 2 dice:

El SARC debe estimar o cuantificar las pérdidas esperadas de cada modalidad de crédito. Al adoptar sistemas de medición de tales pérdidas, dentro de su SARC las entidades pueden diseñar y adoptar respecto de la cartera comercial, de consumo, de vivienda y de microcrédito, ya sea para uno, algunos o la totalidad de sus portafolios o para alguno o la totalidad de los componentes de la medición de la pérdida esperada, sus propios modelos internos de estimación; o aplicar, para los mismos efectos, los modelos de referencia diseñados por la Superfinanciera para diversos portafolios.

Dentro de este marco metodológico se debe incorporar elementos primordiales, que Bermúdez Salgar (2003, p. 1) establece como:

La probabilidad de incumplimiento del deudor respectivo y el cálculo de la pérdida en el evento que se dé el incumplimiento. La combinación de estos dos elementos es lo que se ha denominado la pérdida esperada de un crédito y resume la cuantificación del riesgo de crédito.

El modelo para calcular la pérdida esperada según la circular 100 de 1995 en su anexo 5 del capítulo 2 de la Superfinanciera, viene dada por:

$$PE = (PI) * (EA) * (PDI)$$

Donde,

PE: Pérdida Esperada.

PI: Probabilidad de incumplimiento – Default.

EA: Exposición del Activo al momento del Incumplimiento (Saldo del crédito).

PDI: Pérdida dado el Incumplimiento.

2. Modelos para calcular probabilidad de incumplimiento y establecer la pérdida esperada

2.1 Modelo con Matrices de Transición

La probabilidad condicional de un evento futuro dado eventos pasados y un estado actual, es independiente de los eventos pasados y solo depende del estado actual del proceso, lo que se ha denominado propiedad Markoviana. Un proceso estocástico que tenga la propiedad Markoviana se dice que es una cadena de Markov (Telléz Cabrera, 2010)

Las cadenas de Markov son modelos probabilísticos que permiten estimar el comportamiento de un sistema. Este comportamiento se refleja en un conjunto de estados mutuamente excluyentes entre sí, que ocurren en periodos discretos y con ellos se mide la probabilidad de estar en un estado j al terminar un periodo $t+1$, dado que al final del periodo t se encontraba en el estado i , esto sin importar por los estados que debe atravesar la cadena hasta llegar al final del periodo t , lo que se denomina probabilidad de transición (Rodríguez Vázquez Verónica, 2102 volum 28, número 1).

Se define la probabilidad de transición de un paso de una cadena de Markov, denotado como P_{ij} a la probabilidad de pasar al estado j dado que se está en el estado i , lo que se denota como:

$$P_{ij}=P(X_{t+1}=j/X_t=i)$$

Se define la probabilidad de transición de n pasos denotado como P_{ij}^n como la probabilidad de que el proceso que se encuentra en el estado i se encuentre en el estado j , después de n transiciones adicionales. Pero por las ecuaciones de Chapman Kolmogorov, se sabe lo siguiente: $P_{ij}^{n+m} = \sum_{k=0}^{\infty} P_{ik}^n P_{kj}^m, \forall n, m \geq 0, \forall i, j$, (Telléz Cabrera, 2010). La anterior ecuación representa la probabilidad de que estando en el estado i se llegue al estado j , después de $n+m$ transiciones, por lo tanto: $P^{(n+m)} = P^{(n)} \cdot P^{(m)}$. (Telléz Cabrera, 2010).

Lo que quiere decir que la matriz de transición de n pasos, puede obtenerse multiplicándose la matriz P por si misma n veces. Por lo que P^4 es la matriz que contiene las probabilidades de que el proceso que se encuentra en el estado i este en el estado j después de 4 años (Telléz Cabrera, 2010).

Bajo las anteriores situaciones y haciendo referencia al estado de los créditos, se puede definir una matriz de transición como la probabilidad de que los deudores con determinada calificación crediticia, migren a otra

calificación en un horizonte de tiempo dado, lo que se indica en la Tabla 1 (Cóndor Pumisacho, 2014). Para este caso se está tomando las categorías de

calificación de la cartera de crédito por edad de vencimiento que está dada por la Supersolidaria en la circular básica contable financiera.

Tabla 1. Matriz de probabilidad de transición

Estado Inicial-Antes de transición	Estado Final - Después de la transición				
	A	B	C	D	E
A	P_{AA}	P_{AB}	P_{AC}	P_{AD}	P_{AE}
B	P_{BA}	P_{BB}	P_{BC}	P_{BD}	P_{BE}
C	P_{CA}	P_{CB}	P_{CC}	P_{CD}	P_{CE}
D	P_{DA}	P_{DB}	P_{DC}	P_{DD}	P_{DE}
E	P_{EA}	P_{EB}	P_{EC}	P_{ED}	P_{EE}

Fuente. Laboración propia.

$$P_{KM} = \frac{N_{KM}}{N_K}$$

k: representa el estado inicial.

M: representa el estado final.

Algunas consideraciones importantes de esta matriz de transición son las siguientes:

- En la primera columna se suministra la escala de calificaciones en el estado inicial.
- La primera fila que se encuentra en la parte superior, se indica el estado de la calificación en el estado final.
- Las calificaciones que aparecen por debajo de la diagonal principal representan las probabilidades de que las calificaciones mejoren, las que se ubican en la parte superior es la probabilidad de que la calificación empeore, y las que están sobre la diagonal, indican las probabilidades de que la calificación se mantenga, es decir, P_{CB} ; es la probabilidad de que un cliente que estando en el estado C

pase al estado B. P_{CC} : Es la probabilidad de que un cliente estando en el estado C permanezca en el estado C, por lo tanto, P_{AC} Es la probabilidad de que un cliente que se encuentre en el estado A pase al estado C.

Las matrices de transición deben cumplir el siguiente conjunto de propiedades:

- Por corresponder a probabilidades, todos los elementos de la matriz deben ser positivos, es decir, $P_{KM} \geq 0$ para $K = A, B, \dots, E$; y $M = A, B, \dots, E$.
- La suma de los elementos de todas las filas de la matriz debe ser igual a 1; $\sum_{M=A}^E P_{K,M} = 1$ (Cóndor Pumisacho, 2014)

2.2 Modelo Logit

El modelo Logit es un modelo de regresión que tiene como característica principal que la variable dependiente es una variable binaria, que al ser usada en los modelos de riesgo de

crédito toma dos posibles valores, cero cuando el crédito se encuentra al día, y uno cuando presenta mora (Ladino Becerra, 2014). Este modelo es una regresión logística, con el que se pueden establecer probabilidades de que un suceso ocurra, permite establecer factores de riesgo, y conocer cuáles son las variables significativas y el grado de incidencia que ellas tienen dentro del modelo para que el suceso ocurra (Velandia Velandia, 2013).

De otra forma, un modelo de regresión logística es aquel en el cual, cada una de las variables independientes es multiplicada por el respectivo coeficiente y la relación funcional es una relación lineal con el logaritmo natural de las probabilidades de que Y va a ocurrir y, en el que las variables explicativas pueden venir dadas en cualquier escala de medición (Ladino Becerra, 2014).

La forma funcional del modelo, en el cual las variables explicativas pueden ser categóricas, viene dada por:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \alpha + \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_K X_K$$

Despejando P se tiene:

$$P = \frac{1}{1 + \text{EXP}^{-(\alpha + \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_K X_K)}}$$

Donde P es la probabilidad de que el cliente se encuentre en mora, por lo tanto (1-P) será la probabilidad de que el cliente sea bueno. $B_0, B_1, B_2, \dots, B_k$ son

los parámetros que definen el modelo, EXP hace referencia a la función exponencial, $X_0, X_1, X_2, \dots, X_k$, son las variables explicativas.

Para calcular los parámetros del modelo (B_k) se utiliza el método de máximo verosimilitud, es decir, se emplea un proceso que maximiza la probabilidad de obtener los valores de la variable dependiente (Dueñas Rodríguez, 2013). Una vez calculado los parámetros, es posible realizar intervalos de confianza para ellos, a partir de la estimación de la matriz de covarianzas e inclusive efectuar contrastes para algún parámetro del modelo calculado.

Cuando interesa un intervalo de confianza, la distribución del parámetro Beta, según el Departamento de Estadística Universidad Carlos III de Madrid, es:

$$\hat{\beta} - Z_{\alpha/2} \sqrt{\text{Var}(\hat{\beta})} \leq \beta \leq \hat{\beta} + Z_{\alpha/2} \sqrt{\text{Var}(\hat{\beta})}$$

Si interesa un contraste o prueba de hipótesis el estadístico a emplear es el utilizado por Medina Mora (2003)

$$Z = \frac{\hat{\beta}_i}{\sqrt{\text{Var}(\hat{\beta}_i)}} \quad \left| \frac{\hat{\beta}}{\sqrt{\text{Var}(\hat{\beta})}} \right| \geq Z_{\alpha/2}$$

Al cociente entre la probabilidad de que ocurra un suceso, es decir, la variable dependiente tome el valor uno, frente a la posibilidad de que esta variable tome el valor cero, se le

denomina odds ratio (Departamento de Estadística Universidad Carlos III de Madrid). Con ella se está midiendo la preferencia de la opción uno frente a la opción cero, es decir, el número de veces que es más probable que ocurra un suceso (cliente en mora) frente a que no ocurra el suceso (cliente no está en mora). En este caso estamos midiendo el cambio que presenta en el modelo Logit al aumentar una unidad en la i -ésima variable X_i ($i=1,2,...,k$). En notación matemática se tiene:

$$OR(X) = \frac{P(Y = 1|X)}{1 - P(Y = 1|X)}$$

De forma que un $OR(X)$ de $1/4$ para determinado patrón X , indica que para dicho patrón, la probabilidad de que $Y = 1$, es una cuarta parte de que Y tome el valor de cero (Fernández Castaño, 2005).

Otro concepto de interés es el cambio que se presenta en el odds ratio de X_0 frente a X . Para la aplicación de este modelo, se hace necesario que las variables explicativas sean linealmente independientes (Fernández Castaño, 2005).

Con el fin de establecer la significancia de las variables explicativas dentro del modelo, se efectúa un contraste por medio de la estadística de Wald, la cual debe ser aplicada dependiendo del tipo de variable analizada. La hipótesis planteada y el estadístico a utilizar son:

$H_0: \beta_i = 0$ La variable X_i no es importante para establecer variaciones en el modelo.

$H_1: \beta_i \neq 0$ La variable X_i si es importante para establecer variaciones en el modelo.

Si la variable no es categórica, se tiene lo siguiente

$Wald_i = \frac{\hat{\beta}_i^2}{\sigma_{\hat{\beta}_i}^2}$ Que sigue una distribución chi cuadrado con un grado de libertad

Si la variable es categórica, el estadístico a emplear es:

$Wald_i = \hat{\beta}_i^T C^{-1} \hat{\beta}_i$ Que sigue una distribución chi cuadrado cuyos grados de libertad están determinados por el número de parámetros estimados (Velandia Velandia, 2013).

Según Medina Mora (2003) la regla de decisión será rechazar H_0 cuando ocurra lo siguiente:

$$\left| \frac{\hat{\beta}}{\sqrt{Var(\hat{\beta})}} \right| \geq Z_{\alpha/2}$$

Para medir la bondad del ajuste se predice con el modelo los valores de la variable dependiente (Y) para cada uno de los valores de la variable independiente, si el valor obtenido es mayor a un valor C asume uno en caso contrario cero. Generalmente el valor dado a C es de 0,5 aunque no siempre este es la mejor alternativa, existiendo la opción de cambiar el umbral, lo que se hace cuando la muestra que originó el modelo muestre desequilibrios entre unos y ceros (Medina Mora, 2003).

2.3 Modelo Probit

El modelo Probit es un modelo de regresión que tiene como característica principal que la variable dependiente es una variable binaria, que al ser usada en los modelos de riesgo de crédito toma dos posibles valores, cero cuando el crédito se encuentra al día, y uno cuando presenta mora. La principal diferencia de este modelo con el Logit, está en la función de densidad y en la función de distribución acumulada. Ya que el modelo Logit se basa en la distribución logística, mientras que el modelo Probit lo hace en base a la distribución normal (Lara Rubio, 2010).

De forma gráfica la diferencia entre estos dos modelos se encuentra en las siguientes ilustraciones, donde en primer lugar se comparan las funciones de densidad y en el segundo las funciones de distribución.

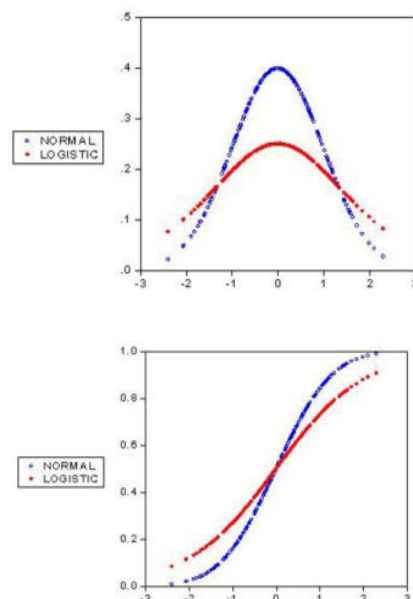


Ilustración 1. (superior) Comparación de las funciones de densidad.

Ilustración 2. (inferior) Funciones de distribución.

Fuente. Lara Rubio (2010).

Es claro que la distribución normal y la logística son muy próximas excepto en los extremos, por lo que los resultados obtenidos al aplicar los modelos deben ser muy similares, a no ser que las muestras sean grandes.

La forma funcional del modelo viene dada por la siguiente expresión, formulada por Pantoja Marín (2012):

$$E[Y] = P(Y = 1) = \int_{-\infty}^{x_i^2 \beta} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt$$

Los parámetros son estimados por el método de Máxima Verosimilitud y los parámetros (β_i) son difíciles de interpretar porque no se trata de un modelo lineal, lo que se hace es

observar el signo que lleva, ya que si este es positivo indica que, incrementos en la variable independiente conllevan a incrementos en la variable dependiente, aunque no se conoce su magnitud (Pantoja Marin, 2012).

3. Establecimiento de la pérdida esperada para una entidad del sector solidario por el método de matrices de transición. Caso ilustrativo

Con el ánimo de ofrecer claridad sobre el proceso que se debe seguir para establecer la pérdida esperada, se tomará el caso de una entidad del sector cooperativo que tiene su domicilio principal en la ciudad de Manizales y que actualmente cuenta con 3500 asociados, y en sus estados financieros a diciembre 31 de 2017 posee activos por 9.203 millones de pesos, tiene una colocación de 8.712 millones de pesos en créditos de consumo. Por el volumen de activos, la cantidad de asociados y el valor de la cartera, se tomó esta entidad para ilustrar el proceso que se debe seguir para establecer la pérdida esperada por el método de matrices transición.

La decisión de utilizar este método obedece al hecho de que este es un procedimiento que no exige fundamentación matemática profunda o software especializado, como si lo requiere el método Logit o Probit, ya

que en estos los parámetros son calculados por el método de máxima verosimilitud.

Al calcular la pérdida esperada, lo primero que se debe definir es el periodo que se debe tener en cuenta para el cálculo, ya que este puede ser anual, semestral o trimestral. La unidad de tiempo a considerar dependerá de si se trata de medir el impacto de una política implementada; el efecto de una decisión o lo que se espera que ocurra si las políticas crediticias se mantienen. Para efectuar los cálculos, se deben trabajar grupos homogéneos, es decir, establecerse para cada una de las líneas de crédito ya que ellas a su interior deben presentar las mismas características.

El proceso a seguir se puede resumir en los siguientes pasos:

1. Realice un listado en forma mensual durante un periodo de un año de las obligaciones (considerar vigentes y las ya canceladas en el periodo analizado que para el caso es de un año. Tenga presente que el último periodo será el estado final). Ubique los datos obtenidos en una hoja Excel como se indica en el Cuadro 1. Al observar en este cuadro la celda B7, se encuentra el valor 10. Esto quiere decir que la obligación 102000172 en el mes de mayo presentó un atraso de 10 días y continuando por la misma fila hacia la derecha hasta llegar a M7, se observa

que en el mes de abril presentaba un atraso de 190 días.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
1	N° Obligacio	Mayo	Junio	Julio	Agosto	Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Total general
2	102000013	0	0	0	0									0
3	102000112	25	25	25	25	25	25	25	55	25	55	0		310
4	102000130	205	235	265	295	325	355	385	415	445	475			3400
5	102000152	415	325											740
6	102000166	0	0	0	0	0								0
7	102000172	10	40	70	100	130	160	190	70	100	130	160	190	1350
8	102000178	0												0
9	102000190	0	0	0	0	0	0	0	0	0				0
10	102000192	0												0
11	102000194	205	235	265	295	325	355	385	325	355	385			3130

Cuadro 1. Días de mora en pago por obligación por el período mayo 2016 a abril 2017 en forma mensual.

Fuente. Laboración propia.

2. Se generan rangos de amplitud de 30 días hasta completar los 360 días del año. Esto se hace para agrupar los diferentes tiempos de mora en cada una de las categorías creadas, lo que se informa en el Cuadro 2. Cuando hay tiempos mayores a un año, estos se ubican en la categoría Mayor a 360

INICIO/FIN INTERVALO	LIMITE INFERIOR	CATEGORÍA
AL DÍA	0	000-000
1-30 DÍAS	1	001-030
31-60	31	031-060
61-90	61	061-090
91-120	91	091-120
121-150	121	121-150
151-180	151	151-180
181-210	181	181-210
211-240	211	211-240
241-270	241	241-270
271-300	271	271-300
301-330	301	301-330
331-360	331	331-360
>360	361	MAYOR A 360

Cuadro 2. Categorías para clasificar tiempos de mora en pago.

Fuente. Laboración propia.

5. Se convierten los valores absolutos en cifras relativas y se expresan en forma porcentual, como aparece en el Cuadro 5. Esto se hace tomando la tabla dinámica generada en el Cuadro 4, en el campo valores que aparece, se debe dar la opción “configuración de campo”, la cual habilita una ventana que dice: mostrar datos como, allí se debe utilizar la opción porcentaje del total de filas. Realizado esto, se obtienen los valores de probabilidad de transición.

La diagonal sombreada en amarillo establece la probabilidad de que el crédito no cambie de categoría, los que están por debajo miden la probabilidad de que el crédito presente una recuperación; los que están en la parte superior, muestran la probabilidad de un deterioro. Al totalizar por fila los

valores de probabilidad a partir de la diagonal amarilla, se obtiene el default y sus resultados se muestran en la columna final. La empresa debe establecer un valor de probabilidad con el cual determine los créditos que requieren acciones especiales para su recuperación, para esto se determina la celda que presente el menor valor que supere el porcentaje establecido. Esta celda determina el número máximo de días que la entidad puede esperar sin tomar acciones especiales para su recuperación. Para el caso de interés, el valor establecido es del 50%, y en la columna default el menor valor que lo supera 58.33%, que corresponde a la cuarta fila, para un rango de días de 061-090, por lo tanto, cualquier crédito que supere este tiempo requiere de acciones especiales para su recuperación.

DESVEST		=SUMA(C3:O3)																
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	
1	RANGO FINAL																	DEFAULT (PI)
2	INICIA	000-000	001-030	031-060	061-090	091-120	121-150	151-180	181-210	211-240	241-270	271-300	301-330	331-360	MAYOR	Total gene	DETERIORO	
3	000-000	82,53%	5,93%	0,82%	0,27%	0,09%	0,08%	0,11%	0,06%	0,05%	0,03%	0,02%	0,02%	0,00%	0,00%	100,00%	O3)	
4	001-030	74,50%	16,39%	2,91%	1,28%	0,36%	1,28%	0,36%	0,91%	0,36%	0,73%	0,73%	0,18%	0,00%	0,00%	100,00%	9,11%	
5	031-060	60,78%	7,84%	1,96%	1,96%	3,92%	9,80%	0,00%	5,88%	0,00%	1,96%	3,92%	0,00%	1,96%	0,00%	100,00%	29,41%	
6	061-090	41,67%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	8,33%	8,33%	16,67%	16,67%	8,33%	0,00%	0,00%	100,00%	58,33%	
7	091-120	33,33%	11,11%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	11,11%	0,00%	22,22%	11,11%	11,11%	100,00%	55,56%	
8	121-150	7,14%	0,00%	0,00%	0,00%	7,14%	7,14%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	14,29%	14,29%	50,00%	100,00%	78,57%		
9	151-180	25,00%	0,00%	8,33%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	8,33%	8,33%	0,00%	50,00%	100,00%	66,67%		
10	181-210	20,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	80,00%	100,00%	80,00%		
11	211-240	25,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	75,00%	100,00%	75,00%		
12	241-270	5,56%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	5,56%	0,00%	0,00%	5,56%	0,00%	83,33%	100,00%	88,89%		
13	271-300	8,33%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	8,33%	8,33%	75,00%	100,00%	91,67%	
14	301-330	5,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	95,00%	100,00%	95,00%		
15	331-360	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%		
16	MAYOR	8,57%	2,86%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	2,86%	0,00%	2,86%	8,57%	74,29%	100,00%	-	
17	Total ge	89,20%	6,65%	0,98%	0,35%	0,15%	0,25%	0,13%	0,20%	0,08%	0,15%	0,15%	0,14%	0,11%	1,43%	100,00%		

Cuadro 5. Matriz de transición Rango Inicial y Rango Final.
 Fuente. Laboración propia.

6. La importancia del Cuadro 6 está en el hecho de poder efectuar los cálculos para obtener la probabilidad de incumplimiento y poder hacer un

diagnóstico del estado de la cartera para el próximo año si las políticas de otorgamiento y de cobranza permanecen invariables.

La proyección se basa en el hecho de que la matriz de transición de n pasos puede obtenerse multiplicándose la matriz P por si misma n veces. Por lo que P^2 es la matriz que contiene las probabilidades de que el proceso que se encuentra en el estado i pase al estado j o permanezca en el mismo después de 1 año. Por lo tanto, usando la función de la hoja electrónica MMULT, se multiplica la matriz obtenida en el numeral seis por si misma logrando con esto proyectar el estado de la cartera para el siguiente año.

En este cuadro se establece nuevamente el número máximo de días que la entidad puede esperar sin tomar acciones especiales, tal como se efectuó en el inciso anterior (establecimiento de default). El rango obtenido se señala en el estado inicial (filas) como en el estado final (columnas), luego para una misma fila se suman todas las celdas a partir del rango determinado (a partir de la columna señalada y hacia la derecha), los valores así obtenidos establecen las probabilidades de incumplimiento.

Rótulos de fila	000-000	001-030	031-060	061-090	091-120	121-150	151-180	181-210	211-240	241-270	271-300	301-330	331-360	MAYOR A 360	DEFAULT DETERIORO	Probabilidad incumpliment
000-000	90.73%	6.54%	0.96%	0.34%	0.15%	0.23%	0.12%	0.18%	0.09%	0.14%	0.15%	0.09%	0.04%	0.24%	9.27%	1.78%
001-030	84.13%	7.38%	1.17%	0.47%	0.34%	0.64%	0.14%	0.51%	0.20%	0.45%	0.53%	0.50%	0.34%	3.19%	8.49%	7.32%
031-060	67.71%	5.48%	0.75%	0.30%	0.86%	1.04%	0.10%	0.50%	0.22%	0.88%	0.58%	2.79%	2.20%	16.58%	26.04%	26.04%
061-090	45.03%	2.47%	0.34%	0.11%	0.04%	0.03%	0.05%	0.95%	0.02%	0.01%	0.93%	1.40%	1.39%	47.22%	52.04%	52.15%
091-120	41.80%	4.12%	0.60%	0.23%	0.07%	0.17%	0.08%	0.74%	0.06%	0.41%	0.70%	0.34%	0.95%	49.74%	53.18%	53.49%
121-150	14.50%	2.65%	0.06%	0.02%	0.52%	0.52%	0.01%	0.00%	0.00%	2.22%	0.00%	4.04%	6.10%	69.37%	81.74%	82.80%
151-180	33.59%	3.57%	0.37%	0.23%	0.35%	0.84%	0.03%	0.51%	0.01%	1.60%	0.33%	2.13%	5.14%	51.31%	61.03%	62.47%
181-210	25.36%	3.47%	0.16%	0.05%	0.02%	0.02%	0.02%	0.01%	0.01%	2.29%	0.00%	2.29%	6.86%	59.43%	70.88%	71.00%
211-240	29.56%	3.63%	0.20%	0.07%	0.02%	0.02%	0.03%	0.02%	0.01%	2.15%	0.00%	2.15%	6.43%	55.71%	66.44%	66.61%
241-270	13.86%	2.71%	0.05%	0.01%	0.01%	0.00%	0.01%	0.00%	0.00%	2.38%	0.00%	2.84%	7.61%	70.52%	80.97%	83.39%
271-300	14.56%	2.64%	0.07%	0.02%	0.01%	0.01%	0.01%	0.01%	0.00%	2.15%	0.00%	2.14%	6.43%	71.96%	80.54%	82.74%
301-330	12.77%	3.01%	0.04%	0.01%	0.00%	0.00%	0.01%	0.00%	0.00%	2.72%	0.00%	2.72%	8.14%	70.57%	78.71%	84.18%
331-360	8.57%	2.86%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	2.86%	0.00%	2.86%	8.57%	74.29%	74.29%	88.57%
MAYOR A 360	16.73%	3.10%	0.15%	0.06%	0.02%	0.04%	0.02%	0.19%	0.01%	2.15%	0.18%	2.13%	6.37%	68.85%	-	80.02%

Cuadro 6. Proyección del estado de cartera a abril de 2018.

Fuente. Laboración propia.

7. Se procede ahora a calcular la pérdida esperada, que se determina con la siguiente expresión:

$$PE = (PI) * (EA) * (PDI)$$

PE: Pérdida esperada

PI: Probabilidad de incumplimiento

EA: Exposición del activo en el momento del incumplimiento

PDI: Pérdida dado el incumplimiento. Es el deterioro económico incurrido por la entidad en caso de materializarse alguna situación de incumplimiento.

Con los resultados de los valores para probabilidad de incumplimiento se genera el Cuadro 7, donde se muestra además los siguientes ítems:

Rangos días de mora: Es la información que parece en el costado izquierdo de los cuadros antes realizados y donde se indican los distintos intervalos de tiempo para cada una de las categorías en la que se está analizando la mora.

Saldo cartera (EA): Es el valor total de la cartera para cada una de las categorías de días en mora

consideradas. Valores obtenidos de los auxiliares de contabilidad.

La pérdida esperada, resulta de sumar los resultados obtenidos al multiplicar

el saldo de la cartera en cada rango por la probabilidad de incumplimiento por la pérdida dado el incumplimiento.

Rango días de mora	SALDO Cartera EA	PI Probabilidad Incump. (Matriz Transición)	PDI Pérdida dado Incumpliment o	= PE Pérdida Esperada
000-000	\$ 8.396.926.563	1,78%	50%	\$ 74.633.459
001-030	\$ 109.288.594	7,32%	50%	\$ 3.997.532
031-060	\$ 90.605.403	26,04%	50%	\$ 11.797.632
061-090	\$ 9.158.490	52,15%	50%	\$ 2.388.234
091-120	\$ 12.409.777	53,49%	50%	\$ 3.318.791
121-150	\$ 582.999	82,80%	50%	\$ 241.348
151-180	\$ 11.649.381	62,47%	50%	\$ 3.638.871
181-210	\$ 32.401.142	71,00%	50%	\$ 11.502.715
211-240	\$ 136.932	66,61%	50%	\$ 45.605
241-270	\$ 3.575.003	83,39%	50%	\$ 1.490.540
271-300	\$ -	82,74%	50%	\$ -
301-330	\$ 867.863	84,18%	50%	\$ 365.279
331-360	\$ 7.194.317	88,57%	50%	\$ 3.186.055
MAYOR A 360	\$ 37.347.876	80,0%	50%	\$ 14.942.705
	\$ 8.712.144.340			\$ 96.135.648
	RATIO DE LA PE			1,10%

Cuadro 7. Cálculos efectuados para establecer la pérdida esperada.

Fuente. Laboración propia.

Con el resultado obtenido se puede concluir que, si las circunstancias actuales prevalecen, se espera para el próximo año una pérdida de \$ 96.135.648, cifra que afectará el estado de resultados del siguiente ejercicio. Ya dependerá de las directivas los mecanismos que deberán implementar a fin de mitigar este valor y así mejorar los resultados del ejercicio del próximo año.

Comentarios finales

Existe para calcular la pérdida esperada otra combinación en la tabla dinámica pero colocando en el estado

columnas, el rango máximo en vez de rango final, como se realizó en punto 4 Cuadro 4, el objetivo de hacer esto, está dado en el hecho de mirar el comportamiento no solamente en dos estados (inicial y final), sino considerar como ha sido el comportamiento del crédito a lo largo de todo el año, pero tomando como base de análisis el mayor tiempo en mora encontrado, se consideraría esta prueba muy rigurosa, ya que es el panorama más extremista y no se tendría en cuenta como fue el comportamiento en los otros periodos, además de existir la posibilidad de considerar créditos que ya estén

saldados, lo que podría distorsionar el análisis de resultados.

Existen diversos procedimientos para determinar la pérdida esperada y su aplicación dependerá de la fundamentación estadística que se tenga y de los equipos informáticos con que se cuente, si es que se desea trabajar con un modelo Logit o Probit. Si bien es cierto, los procesos metodológicos son mucho más complejos, la riqueza en análisis y toma de decisiones justifican su uso. Para el caso de matrices de transición se logran obtener resultados válidos, pero el inconveniente está en el hecho de observar solamente dos estados dejando de lado los periodos intermedios que hay entre ellos, esto puede conducir a algunos errores por lo que hay que mirarlo con cuidado.

Con el proceso descrito, se cuenta con una metodología con la cual se puede determinar de manera técnica un estimado del valor de la provisión de la cartera si las circunstancias actuales prevalecen, convirtiéndose esto en una herramienta administrativa y financiera muy valiosa, ya que es posible medir el impacto contable de las políticas actuales y los efectos de las modificaciones que se hagan.

El modelo estudiado hace parte esencial de la gestión integral de riesgo, por consiguiente, con los análisis de la información ofrecida se llega a mejorar la toma de decisiones y evitar situaciones

inapropiadas que podrían causar a una organización del sector de la economía solidaria una posible insolvencia.

Referencias

- Bermúdez Salgar, J. (2003). *EL SARC: un cambio cultural*. Superintendencia Bancaria de Colombia.
- Cóndor Pumisacho, J.E (2014). *Matrices de transición y análisis de cosechas en el contexto de riesgo de crédito*. Ecuador: Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador, Subdirección de Estudios.
- Departamento de Estadística Universidad Carlos III Madrid. (s.f.). *Introducción a la regresión logística*. Madrid: Universidad Carlos III de Madrid.
- Dueñas Rodríguez, M. (2013). *Modelos de respuesta discreta en R y aplicación con datos reales*. Universidad de Granada: España.
- Fernández Castaño, H. (2005). *El modelo logístico: Una herramienta estadística para evaluar el riesgo de crédito*. Revista de Ingenierías Universidad de Medellín.
- Ladino Becerra, I. C. (2014). *Comparación de modelos de riesgo de crédito: Modelos Logísticos y Redes Neuronales*. Pontificia Universidad Javeriana, Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas.
- Lara Rubio, J. (2010). *La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas*. Universidad de Granada, Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Tesis doctoral.

- Ley 454. (1998). *Congreso de Colombia*. Diario Oficial No. 43.357. Recuperado de <http://www.supersolidaria.gov.co/es/nuestra-entidad/resena-historica>
- Medina Mora, E. (30 de marzo de 2003). *Modelos de elección discreta*. Recuperado de http://www.uam.es/personal_pdi/economicas/eva/pdf/logit.pdf
- Pantoja Marín, L. (2012). *Modelos de regresión binaria skew probit para el cálculo de probabilidad de default en el ámbito del sistema financiero*. Pontificia Universidad Católica del Perú.
- Porras Gómez, H. (2016). *Guía para la implementación del SIAR y SARL en organizaciones Solidarias*. Autores Editores.
- Rodríguez Vázquez, V. (2012) Matriz de probabilidades de transición de microcréditos: El caso de una microempresa mexicana. *Estudios Económicos*, (28), N. 1, p.p. 39 a 37.
- Superintendencia de la Economía Solidaria. (2017). *Encuentro Solidario*. Manizales.
- Superintendencia de la Economía Solidaria. (2014). *Planificación Estratégica 2014 - 2018*. Supersolidaria.
- Superintendencia de la Economía Solidaria. (2015). *Circular Externa No. 14 de 2015 SARL Supersolidaria*.
- Superintendencia de la Economía Solidaria. (30 de 12 de 2015). *Circular Externa No. 15 de 2015 SIAR*. Supersolidaria.
- Superintendencia de la Economía Solidaria. (2015). *Proyecto Normativo SARC*. Supersolidaria.
- Superintendencia de la Economía Solidaria. (2017). *Circular 04 de enero 27 de 2017*. Supersolidaria.
- Superintendencia Financiera de Colombia. (11 de 1995). *Circular Básica Contable y Financiera (Circular Externa 100 de 1995)*.
- Téllez Cabrera, M. R. (2010). *Medición del riesgo en crédito: Implementación y cálculo del VaR y el CVaR en tres modelos de incumplimiento*. Universidad Autónoma Metropolitana.
- Velandia Velandia, N. (2013). *Establecimiento de un Modelo Logit para la medición del riesgo de incumplimiento en créditos para una entidad financiera del Municipio de Arauca, Departamento de Arauca*. Universidad Nacional de Colombia.