

DISEÑO TEÓRICO DE UN MODELO CREDIT SCORING BASADO EN EL MÉTODO HOLT-WINTERS PARA INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS

Theoretical design of a model Credit Scoring
based on the Holt-Winters method for MFIs

Humberto Banda Ortiz – Rodolfo Garza Morales

MÉJICO

Resumen

Las instituciones de microfinanzas (IMF) deben valorar de manera adecuada la capacidad de pago que tienen sus clientes potenciales al momento de otorgarles un crédito. Este trabajo tiene como objetivo diseñar un modelo que permita a las IMF establecer la capacidad de pago de sus clientes y hace una breve revisión de trabajos que utilizaron diferentes técnicas para construir modelos de *credit scoring*, al tiempo que propone un modelo basado en el método Holt-Winters para analizar el riesgo en la concesión de microcréditos a partir de flujos de efectivo esperados, haciendo énfasis en la estacionalidad que dichos flujos presentan. Cabe señalar que si bien se trata de una única variable, por su relevancia se considera en sí misma un modelo de *credit scoring*.

Palabras Clave: Holt-Winters, Instituciones de microfinanzas, *Credit scoring*.

Abstract

The microfinancial institutions must assessing the buying power of its potential customers when awarding them with credit. This work aims to design a model that allows MFIs to establish the ability to pay its customers. This article gives a brief review of studies using different techniques to build credit scoring models and proposes a system based on the Holt-Winters method model to analyze the risk in granting microloans from expected cash flows, with emphasis on seasonality cash flow present. It should be noted that while this is a single variable, its relevance is considered itself a model of credit scoring.

Keywords: Holt-Winters, Microfinance Institutions, Credit scoring.



Humberto Banda es profesor de tiempo completo de la Universidad Autónoma de Querétaro-FCA. Centro Universitario, Doctor por la Escuela Superior de Administración y Dirección de Empresas ESADE-Barcelona, Máster en Administración y Dirección de Empresas MBA del Instituto Panamericano de Alta Dirección de Empresas IPADE, y Contador Público de la Escuela Superior de Comercio y Administración ESCA-IPN.

Correo electrónico: humberto.banda@gmail.com



UANL

Rodolfo Garza es profesor de tiempo completo de la Universidad Autónoma de Nuevo León- FIME. Centro Universitario, Doctor en Ingeniería con especialidad en Investigación de Operaciones por la University of Texas at Austin, Magister en Ciencias con especialidad en Ingeniería Mecánica, por la University of Texas at Austin e Ingeniero en Sistemas Computacionales del Instituto Tecnológico de Estudios Superiores de Monterrey.

Correo electrónico: rodgarzam@fime.uanl.mx



Resumo:

Para uma instituição de micro-financiamento para avaliar adequadamente a capacidade de pagamento de seus clientes potenciais, previamente a uma aprovação de crédito, a capacidade de pagamento de crédito tem de ser avaliada. O principal objetivo deste trabalho é desenvolver um modelo que permite que as IMF's estabelecer a capacidade de pagamento dos clientes potenciais e face uma breve revisão das principais técnicas utilizadas por diferentes autores para desenvolver modelos de scoring de crédito e um novo modelo baseado na Holt-Winters com modelos espaço estado se propõe a analisar o risco microcrédito associada ao pagamento, com base na fluxos de caixa esperados com ênfase na sazonalidade dos fluxos de caixa esperados. É pertinente salientar que apesar de lidar com uma única variável, sua relevância é tal que ele é considerado um modelo de credit scoring por si só.

Palavras-chave: Holt-Winters, instituições de microfinanças, pontuação de crédito.

I. Introducción

Entre los servicios que ofrecen las instituciones de microfinanzas (IMF) se destacan el ahorro y el crédito. Una de las características de los clientes de las IMF es que son personas u organizaciones que tienen dificultades para acceder a las instituciones financieras tradicionales, además de que no aportan garantías como las que solicita la banca tradicional. Lo anterior conlleva un incremento en el nivel de riesgo que tienen las IMF, debido a la posibilidad de que sus clientes no cumplan con el pago de sus obligaciones, lo que se conoce en el medio financiero como riesgo de crédito o *default*.

En México las IMF se clasifican, de acuerdo con su figura jurídica, en reguladas y no reguladas. Dentro de las IMF no reguladas sobresalen las Sociedades Financieras de Objeto Múltiple Entidad No Regulada (SOFOM ENR), en las cuales no participan grupos financieros dentro de su capital y están autorizadas para otorgar créditos, arrendamientos financieros y factoraje financiero.

Por lo que respecta al tipo de crédito otorgado por las IMF, un 29 % de las instituciones ofrece crédito grupal o individual, no obstante el 82 % de la cartera que conforma este grupo sigue siendo mediante la metodología grupal. El monto de los créditos grupales es en promedio de 7,052 pesos y el de los créditos individuales de 8.154 pesos. En cuanto al género, el 93 % de los créditos se otorga a mujeres, bajo metodologías grupales, mientras que en el crédito individual el porcentaje baja a 64 %.

De acuerdo con ProDesarrollo (2014), para diciembre de 2013 el promedio de operación de las IMF era de 9 años. Con respecto a su tamaño, el 45 % eran pequeñas (cartera bruta menor a 4 millones de dólares), el 23 % eran medianas (cartera bruta entre 4 y 15 millones de dólares) y el 32 % eran grandes (cartera bruta mayor a 15 millones de dólares). Para el cierre del año 2013 el sector experimentó un crecimiento del 18 % con relación al



año anterior, ya que la cartera de crédito bruta total aumentó de 34 mil 037 millones de pesos a 40 mil 074 millones de pesos. En lo que atañe al número de clientes activos, el crecimiento durante el año 2013 fue del 1 %, al pasar de 6.54 millones a 6.60 millones (véase tabla 1).

Tabla 1. Principales Indicadores

TOTALES	2010	2011	2012	2013
Número de IMF	62	67	77	82
Número de clientes de crédito activo (millones)	5.4	6.39	6.54	6.6
Número de sucursales	1,913	2,366	2,722	2,232
Cartera Bruta de Crédito (millones)	24,544	28,903	34,037	40,074
Índice de Morosidad	1.65%	3.18%	3.33%	3.55%
Índice de Cobertura de Riesgo	89.52%	92.89%	81.63%	91.16%

Fuente: Elaboración propia con datos de ProDesarrollo

Los clientes que normalmente atienden las IMF pertenecen a los segmentos menos favorecidos de la población que no poseen activos que puedan ofrecer como garantía al momento que solicitan un crédito, es por esto que las personas que integran este segmento de la población no pueden obtener recursos a través de las instituciones de crédito del sistema financiero tradicional.

En México, de acuerdo con las cifras que proporciona el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) al segundo trimestre del año 2014, más de 28 millones de mexicanos se encuentran en la informalidad laboral, lo que representa un 57.8 % de la población económicamente activa (PEA). Cabe resaltar que las personas que se encuentran en la informalidad laboral se caracterizan por tener empleos que no cuentan con los beneficios que señalan las leyes laborales vigentes, como por ejemplo la seguridad social, sin importar que las empresas o instituciones donde laboran estén o no registradas como empresas formales.

Las IMF tienen un papel fundamental en el otorgamiento de créditos a las personas que se encuentran en la informalidad laboral, debido a que ofrecen instrumentos de financiamiento que no requieren del otorgamiento de garantías reales, lo que permite a los trabajadores por cuenta propia y los empleadores que se encuentran en la ocupación informal acceder a las fuentes de financiamiento necesarias para expandir sus actividades.

Para que los clientes de las IMF, al igual que los clientes de otras instituciones, puedan hacer frente al pago de sus obligaciones, deben generar los ingresos suficientes para cubrir el pago del capital más los intereses que genera el préstamo. De acuerdo con Giesecke (2004), el riesgo de crédito representa



las pérdidas monetarias derivadas de los cambios inesperados en la calidad crediticia de un cliente en un contrato financiero. Para Bluhm, Overbeck, & Wagner (2002), el riesgo de crédito puede dividirse en dos: la pérdida esperada y la pérdida no esperada.

Las IMF pueden ofrecer créditos a nuevos clientes o a clientes ya existentes. El conjunto de técnicas que permite evaluar el otorgamiento de nuevos créditos a los clientes se conoce como *credit scoring*. Siguiendo a Hand & Henley (1997), los *credit scoring* son métodos estadísticos utilizados para clasificar a las personas o instituciones que solicitan un crédito.

Los diferentes modelos de *credit scoring* permiten estimar cuál será el comportamiento de los clientes respecto al crédito durante su vigencia y hasta su vencimiento, mediante técnicas predictivas del comportamiento de los clientes, asignándoles a estos una puntuación que mide el riesgo de incumplimiento. Cabe mencionar que en la actualidad, y a raíz de los desarrollos informáticos, los diferentes métodos de *credit scoring* incluyen técnicas matemáticas, econométricas y de inteligencia artificial.

Existe escasa literatura respecto a la aplicación de los modelos de *credit scoring* en las IMF, lo que pone de manifiesto que existen limitaciones e inconvenientes para su aplicación. De hecho, trabajos como los de Kulkosky (1996) y Schreiner (2000) analizan las posibles ventajas, desventajas e inconvenientes que tiene la aplicación de los modelos de evaluación del riesgo en las IMF. Además, durante la revisión de la literatura únicamente se encontraron autores que hablan de la importancia que tienen los flujos de efectivo, pero no consideran la estacionalidad que tienen dichos flujos.

En el presente trabajo se desarrolla un modelo que permite capturar los efectos de la estacionalidad de los flujos de efectivo de las personas y/o empresas que solicitan un crédito a las IMF. Para ello, en la segunda sección se presenta una breve revisión de las principales aportaciones de trabajos que emplearon diferentes técnicas para la construcción de modelos de *credit scoring*. En la tercera sección se expone teóricamente el método Holt-Winters, con el fin de predecir el riesgo de crédito (*credit scoring*) con base en la estacionalidad de sus ingresos. En la cuarta sección se presenta la aplicación del método propuesto. Finalmente, en la quinta sección se presentan las conclusiones del presente trabajo.

II. Diferentes modelos de *credit scoring*

La primera aproximación para resolver el problema de clasificación fue expresada por Fisher (1936). Posteriormente, Durand (1941) planteó que se puede adaptar el modelo de Fisher para optimizar la discriminación de los solicitantes de créditos en buenos y malos. A partir de Durand (1941), diversos

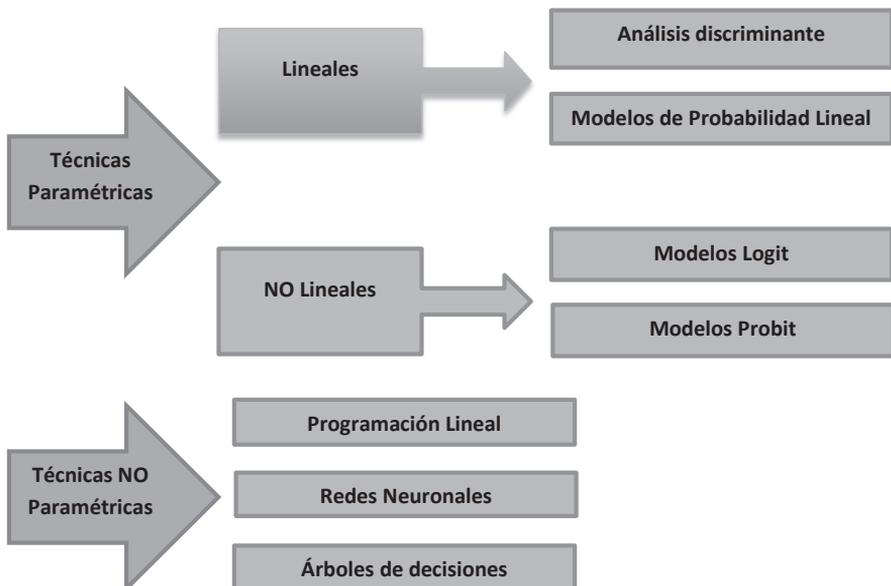


autores han publicado trabajos con el fin de desarrollar modelos teóricos y empíricos de *credit scoring*. Entre los autores que se pueden considerar como impulsores del uso de *credit scoring* se encuentran Myers & Forgy (1963), Orgler (1970) y Bierman & Hausman (1970). Asimismo, artículos como el de Hand & Henley (1997) sirven de base para la revisión de la literatura sobre el tema de *credit scoring*.

Por lo que respecta a la aplicación de modelos de *credit scoring* a las IMF, el primer trabajo que se conoce fue desarrollado por Viganò (1993), que planteó un modelo de *credit scoring* para una institución de microfinanzas en Burkina Faso. Como lo establece un estudio realizado por Dinh & Kleimeier (2007), los trabajos que hoy abordan la problemática de los modelos de *credit scoring* en las IMF son más bien escasos.

En la actualidad, y a raíz de los desarrollos informáticos, los diferentes métodos de *credit scoring* incluyen técnicas matemáticas, econométricas y de inteligencia artificial. De acuerdo con Kim (2005), las principales técnicas paramétricas y no paramétricas utilizadas en la construcción de modelos de *credit scoring* son: análisis discriminante, modelos de probabilidad lineal, modelos logit, modelos probit, programación lineal, redes neuronales y árboles de decisión (véase figura 1).

Figura 1. Técnicas empleadas en la elaboración de *credit scoring*



Fuente: Elaboración propia a partir de Kim (2005)



Las técnicas paramétricas de *credit scoring* utilizan una función de distribución de probabilidad conocida para explicar el comportamiento que tendrán las personas que solicitan un crédito. Estas técnicas son robustas siempre y cuando el conjunto de variables que se introducen al modelo siga la distribución propuesta, ya que de otro modo el modelo no se ajustará correctamente a los datos que son el objeto de estudio.

Las **técnicas paramétricas** se dividen en lineales y no lineales. Por un lado, en las técnicas paramétricas lineales de *credit scoring* se encuentran el análisis discriminante y los modelos de probabilidad lineal. Por el otro, en las técnicas paramétricas no lineales de *credit scoring* se encuentran los modelos logit y los modelos probit. En los párrafos siguientes se exponen brevemente las características distintivas de cada modelo.

El **análisis discriminante** se utiliza en la construcción de modelos de *credit scoring* con el fin de clasificar a los clientes que solicitan un crédito en grupos previamente definidos por la institución y que son, normalmente, excluyentes entre sí. Con la utilización de esta técnica se busca lograr la combinación lineal óptima de las variables independientes, de tal forma que se establezca claramente la diferencia entre los grupos previamente definidos (sujetos de crédito o no sujetos de crédito). La técnica de análisis discriminante de *credit scoring* surgió con Fisher (1936), posteriormente se desarrollaron trabajos que buscaban distinguir entre los clientes que cumplían con el pago de sus créditos, de aquellos que no lo hacían (Durand D., 1941) (Myers & Forgy, 1963). Altman (1968) desarrolló una metodología para predecir la falta de solvencia. Falbo (1991) planteó las razones financieras más difundidas en la literatura sobre predicción de riesgo de solvencia en las empresas. Recientemente, se han desarrollado modelos híbridos que combinan el análisis discriminante y redes neuronales (Lee, Chiu, Lu, & Chen, 2002).

La **probabilidad lineal** se utiliza en la construcción de modelos de *credit scoring* mediante la asignación de una variable dependiente, la cual es una variable binaria o dummy, que toma un valor de uno si el cliente incumple con el pago de sus obligaciones y el valor de cero si el cliente cumple con el pago. La técnica de *credit scoring* basada en probabilidad lineal se desarrolla a partir del trabajo de Orgler (1970), que aplicó el análisis de regresión en un modelo para préstamos comerciales. Recientemente, Plotnicki (2005) elaboró un modelo de programación lineal para predecir la probabilidad de incumplimiento de las pequeñas y medianas empresas (pymes).

Los **modelos logit** se utilizan en la construcción de modelos de *credit scoring* con el fin de clasificar a las personas que solicitan un crédito, con base en el desempeño que muestran las variables independientes de cada solicitante. Los modelos logit son modelos binarios que toman un valor de uno si el



cliente incumple con el pago de sus obligaciones y el valor de cero si el cliente cumple con el pago. Wiginton (1980) es uno de los primeros autores que utilizó esta técnica. Posteriormente, Campbell & Dietrich (1983) la emplearon para desarrollar un modelo explicativo del motivo por el cual no se cumple con el pago de las hipotecas. Por su parte, Steenackers & Goovaerts (1989) elaboraron un modelo de clasificación estadística aplicable a los préstamos personales, a partir los modelos logit. Asimismo, Lawrence & Arshadi (1995) aplicaron esta técnica al problema de la cartera de créditos en un banco. Yang, Nie, & Zhang (2005) utilizaron los modelos logit en la determinación de préstamos comerciales en la República China.

Los **modelos probit** se usan en la construcción de modelos de *credit scoring* por medio de la utilización de una función de distribución normal. Boyes, Hoffman, & Low (1989) son de los primeros autores que emplean la técnica de *credit scoring* basado en modelos probit, para evaluar la probabilidad de que un cliente no pagara un préstamo y el beneficio que obtendría la institución por cada cliente al que se le otorgara un crédito. Posteriormente, Cheung (1996) utilizó esta técnica para estimar la calificación de deuda pública. Recientemente, Tsaih, Liu, & Lien (2004) aplicaron esta técnica en una institución que concede préstamos a pymes, y Bonfim (2009) la empleó en una institución financiera de Portugal.

Las técnicas no paramétricas de *credit scoring* establecen supuestos generales como, por ejemplo, la simetría o continuidad de la distribución de la población sobre la que se obtiene la muestra. Se recomienda el uso de técnicas no paramétricas en los modelos de *credit scoring* cuando existe un escaso número de integrantes en la muestra y/o cuando por el nivel de medición de las variables no es adecuado hacer supuestos sobre las distribuciones de la población que es objeto de estudio.

Entre las **técnicas no paramétricas** se encuentran la programación lineal, las redes neuronales y los árboles de decisión. En los párrafos siguientes se exponen brevemente las características distintivas de cada modelo.

La **programación lineal** se utiliza en la construcción de modelos de *credit scoring* mediante la clasificación de los clientes que solicitan un crédito en categorías previamente establecidas. Entre los primeros trabajos que plantearon el uso de esta técnica se encuentran los de Hand (1981), Showers & Chakrin (1981) y Kolesar & Showers (1985), que aplicaron la programación lineal a la actividad bancaria. Glover, Keene & Duea (1988) desarrollaron técnicas para predecir la probabilidad de que un cliente no hiciera frente al pago de sus obligaciones. Asimismo, Lam, Choo & wedley (1996) crearon un modelo de programación lineal con variantes que se fundamenta en los modelos ya contrastados.



Las **redes neuronales** se utilizan en la construcción de modelos de *credit scoring* mediante la inclusión de variables o características de la operación de crédito, con el fin de determinar la probabilidad de que un cliente incumpla con el pago de sus obligaciones. Entre los primeros trabajos que plantearon el uso de esta técnica para el problema de *credit scoring* se encuentra el de Davis, Edelman & Gammerman (1992), que utilizaron redes neuronales para clasificar a los clientes que solicitaban un crédito. Posteriormente, Ripley (1994) describió algunas de las aplicaciones de esta técnica en las decisiones de otorgamiento de crédito.

Los árboles de decisión se utilizan en la construcción de modelos de *credit scoring* mediante la clasificación de los solicitantes de un crédito en categorías previamente establecidas. Esta técnica permite la división óptima de la muestra, de tal forma que la variable respuesta indique diferentes perfiles de riesgo. Friedman (1977) es uno de los primeros autores que usa la técnica de *credit scoring* basado en modelos de árboles de decisión. Posteriormente, Makowski (1985) aplicó modelos de árboles de decisión para clasificar a los clientes que solicitaban un crédito.

Por último, cabe resaltar que en el año 1994 el banco JP Morgan publicó un documento técnico denominado Riskmetrics, en el que incorpora el concepto de Valor en Riesgo (VaR), que es una técnica para medir de forma cuantitativa el riesgo de mercado de los instrumentos financieros individuales y en los portafolios de inversión (Venegas, 2007). De acuerdo con Palma (2011), las entidades financieras han avanzado sustancialmente en la gestión de los riesgos inherentes a su actividad con la introducción de esta técnica.

La revisión de la literatura acerca de las diferentes técnicas para la construcción de modelos de *credit scoring* permitió constatar que en la actualidad las técnicas econométricas son las más utilizadas para la construcción de modelos de *credit scoring*, debido a la facilidad que plantea su construcción e interpretación.

También, durante la revisión de la literatura se encontró que existen pocos trabajos que mencionen la importancia que tienen las variables macroeconómicas y de los flujos de efectivo para que las personas que solicitan un crédito puedan hacer frente al pago de sus obligaciones. Es por eso que en el siguiente apartado se presenta teóricamente un modelo que permite captar las variaciones en los flujos de efectivo que pueden llegar a existir entre las personas o empresas que solicitan un microcrédito a las IMF, con el fin de que estas puedan contar con una técnica para evaluar la posibilidad de cumplimiento de sus clientes.



III. El modelo Holt-Winters

Avery, Calem, & Canner (2004) llegaron a la conclusión de que la probabilidad de que un cliente pueda hacer frente al pago de sus obligaciones depende de las condiciones económicas, más que del historial crediticio; además, de que dicho historial sobrestima la probabilidad de incumplimiento en zonas donde existen crisis económicas y subestima la probabilidad de incumplimiento en zonas económicamente estables. Dichos autores sugieren que la inestabilidad económica, ya sean nacionales o personales, es un factor que puede afectar la capacidad de pago de los clientes, incluso después de haber sido analizados por diferentes modelos de *credit scoring*.

Bellotti & Crook (2007) desarrollaron un modelo de *credit scoring*, utilizando regresión logística, en el que analizaron el impacto que tenían ciertas variables económicas al momento que los clientes pagaban o no sus créditos, y encontraron que la inclusión de estas variables incrementaba el poder de predicción.

Bonfim (2009) plantea que la inclusión de variables económicas mejora considerablemente los resultados del modelo de *credit scoring*. Este mismo autor indica que la capacidad de pago que tienen las personas que solicitan un crédito depende de las características financieras y económicas que posean.

Dentro de las características financieras la más relevante es el flujo de efectivo que tienen las personas que solicitan un crédito para determinar su liquidez y su posterior solvencia. Sin embargo, los flujos de efectivo no se pueden considerar una función lineal en el transcurso del tiempo, sino que se ven influidos por factores estacionales y por perturbaciones económicas.

No obstante la importancia que tienen los flujos de efectivo al momento de determinar el pago de las obligaciones de los clientes, este factor no se ha considerado suficientemente en la literatura revisada. Aun más, en la literatura no se hace mención a la estacionalidad que presentan dichos flujos al momento de construir modelos de *credit scoring*.

La variaciones en los flujos de efectivo que presentan los clientes de las IMF -por ejemplo los de una empresa que se dedica a la venta de juguetes y que tiene picos en sus ventas en los meses de abril y diciembre; o las personas asalariadas que tienen mayores ingresos cuando les pagan su aguinaldo, su prima vacacional y el reparto de utilidades; o los comerciantes que tienen mayores ventas los fines de semana- tienen que ser consideradas al momento de construir un modelo de *credit scoring* para este tipo de instituciones, debido a que las variaciones en los flujos de efectivo son fundamentales para



poder predecir la probabilidad de que un cliente haga frente o no al pago de sus obligaciones.

Por lo expresado anteriormente, resulta relevante contar con un modelo que prediga las variaciones en los flujos de efectivo de las personas y empresas que solicitan un crédito. Para ello, en esta sección se presenta el modelo de Holt-Winters para predecir los posibles ingresos que tendrán los clientes de las IMF. Cabe resaltar que si bien se trata de una única variable, por su relevancia debe de ser considerada en sí misma un modelo de *credit scoring*.

Cuando la estacionalidad es constante e independiente del nivel (término que se define a continuación), es factible utilizar el método aditivo de Holt-Winters. Sin embargo, cuando la estacionalidad crece en el tiempo de manera proporcional al nivel se recomienda utilizar el método multiplicativo de Holt-Winters (MMHW), el cual es la base del presente estudio.

El MMHW sirve para pronosticar series de tiempo que poseen las siguientes características:

1. Nivel (l). El nivel es un cálculo que estima el valor que tomaría la serie de tiempo, el flujo de efectivo en el caso que nos ocupa, en un momento t si no fuera influenciado por perturbaciones, tendencia y estacionalidad. La ecuación para calcular el nivel es la siguiente:

$$l_t = \alpha \frac{y_t}{s_{t-m}} + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \quad (1)$$

Para el cálculo del nivel del flujo de efectivo en un momento en el tiempo (l_t) se requiere asignar una ponderación (α), cuyos valores se encuentran en el intervalo $[0,1]$, a la variable observada (y_t) en el momento t , sin el efecto de la estacionalidad (s_{t-m}). Con el fin de capturar el nivel actual (l_t), al nivel en el momento anterior (l_{t-1}) se le suma la tendencia en el momento anterior (b_{t-1}) y se le da una ponderación que es igual a $(1 - \alpha)$.

2. Tendencia aditiva (b). La tendencia es el patrón que siguen los flujos de efectivo respecto a un incremento o decremento que presentan a largo plazo. Asimismo, se dice que una serie de tiempo tiene tendencia aditiva cuando sufre un crecimiento constante a través del tiempo. La tendencia que presentan los flujos de efectivo en el momento t puede ser expresada mediante b_t . La ecuación para calcular la tendencia aditiva es la siguiente:

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2)$$



Para el cálculo de la tendencia aditiva se asigna una ponderación a la tendencia que tienen los flujos de efectivo (β), cuyos valores se encuentran en el intervalo $[0,1]$, en el momento t .

3. Estacionalidad multiplicativa (s). Se dice que hay estacionalidad multiplicativa en los flujos de efectivo cuando en la serie de tiempo se puede observar que existe un patrón relativo al tiempo, como por ejemplo: un día de la semana, una semana al mes, un mes al año, un bimestre del año, etc. La estacionalidad que presentan los flujos de efectivo en el momento t puede ser expresada mediante s_t . Las ecuación para calcular la estacionalidad multiplicativa es la siguiente:

$$S_t = \gamma \frac{y_t}{l_t} + (1 - \gamma)S_{t-m} \quad (3)$$

$$\hat{y}_{t-1}(h) = (l_{t-1} + hb_{t-1})S_{t-m+h-1} \quad (4)$$

En la ecuación (4) la literal h representa el número de periodos que se desea pronosticar.

Para encontrar un modelo que sea robusto, de acuerdo con el modelo de Holt-Winters tradicional, es necesario estimar los valores que tendrán los parámetros $S_0, S_{-1}, \dots, S_{1-m}, l_t$ y b_0 de acuerdo al heurístico propuesto por Winters (1960). Tal estimación requiere que se prescindan de datos de la serie original.

Adicionalmente, los parámetros α, β, γ deben ser optimizados utilizando algún algoritmo que minimice un criterio de desviación como, por ejemplo, el error cuadrático medio (ECM) entre las observaciones actuales y las pronosticadas. Además, de que el valor de dichos parámetros se debe encontrar en el intervalo $[0,1]$, esto con la finalidad de asignar una ponderación exponencialmente mayor a las observaciones más recientes.

El modelo tradicional de Holt-Winters se puede generalizar de acuerdo con la metodología propuesta por Taylor (2003) para series con doble estacionalidad. Madrigal & Garza (2006) mediante la utilización de ciertos algoritmos y transformaciones, que no son tema del presente estudio, generalizaron el modelo de Taylor (2003) para incluir estacionalidades e incluir el error de pronóstico, por lo que las ecuaciones de Nivel (l), Tendencia aditiva (b) y Estacionalidad multiplicativa (s) quedan expresadas de la siguiente forma.

$$l_t = \alpha \frac{y_t}{\prod_{j=1}^k S_{j,t-m_j}} + (1 - \alpha)(l_{t-1} - b_{t-1}) \quad (5)$$

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (6)$$



$$S_{i,t} = \gamma_i \frac{S_{i,t-m_i} Y_t}{l_t \prod_{i=1}^k S_{i,t-m_j}} + (1 - \gamma) S_{i,t-m_i} \quad (i = 1, 2, \dots, k) \quad (7)$$

$$\hat{y}_{t-1}(h) = (l_{t-1} + hb_{t-1}) \prod_{j=1}^k S_{j,t-m_j+h-1} \quad (8)$$

Las ecuaciones 5, 6, 7 y 8 representan el método multiplicativo de Holt-Winters con múltiple estacionalidad (MMHWME). Para que el modelo sea robusto, y de acuerdo con la metodología propuesta por Taylor (2003), es necesario estimar los valores de $S_{1,0}, S_{1,-1}, \dots, S_{1,1-m_1}, S_{k,-1}, \dots, S_{k,1-m_k}$. Además, es necesario estimar los parámetros l_0 y b_0 de acuerdo al heurístico propuesto por Winters (1960); dicha estimación requiere tomar un ciclo completo de la serie para la estimación de estos valores.

Nótese que en la ecuación de estacionalidad (7) el número de estacionalidades pasó de 1 a K . Así mismo, en la ecuación de pronóstico (\hat{y}_t) es multiplicado por el factor de estacionalidad ($S_{j,t-m_i+h-1}$), a fin de considerar su efecto.

En el método multiplicativo de Holt-Winters con múltiple estacionalidad (MMHWME) es posible obtener el valor esperado de \hat{y}_{n+h} , el cual puede ser calculado con la siguiente expresión:

$$\hat{y}_n(h) = E(\hat{y}_{n+h} | I_n) = (l_n + hb_n) \prod_{j=1}^k S_{j,n+h-m_j} \quad (9)$$

En la ecuación (9) $I_n = (y_1, \dots, y_n, \alpha_1, \dots, \alpha_{k+2}, b_0, l_0, S_{1,0}, \dots, S_{1,-m_1}, S_{k,0}, \dots, S_{k,-m_k})$. Además, es necesario condicionar el valor esperado de I_n , ya que de lo contrario no se conocerían los valores de $b_0, l_0, S_{j,n+h-m_j}$, sino que se tendrían únicamente estimados de dichos valores. Es factible suponer que el vector I_n es conocido bajo el supuesto de que existe un óptimo.

Las varianzas del error de pronóstico en el MMHWME están determinadas por las siguientes ecuaciones:

$$Var(y_{n+h} - \hat{y}_n(h)) = (l_n + b_n)^{2\emptyset} \prod_{j=1}^k S_{j,n+1-m_j}^{2\emptyset} \quad para h = 1 \quad (10)$$

$$Var(y_{n+h} - \hat{y}_n(h)) = \prod_{j=1}^k s_{j,n+1-m_j}^2 \left[\sum_{i=1}^{h-1} (\alpha_1 + (h-i)\alpha_2)^2 (l_n + ib_n)^{2\emptyset} (l_n + hb_n)^{2\emptyset} \prod_{j=1}^k S_{j,n+h-m_j}^{-2(1-\emptyset)} \right] \sigma^2$$

$para 2 \leq h \leq \min(m_j)$ (11)



En las ecuaciones anteriores \emptyset es igual a 0 si la serie es aditiva y 1 si es multiplicativa.

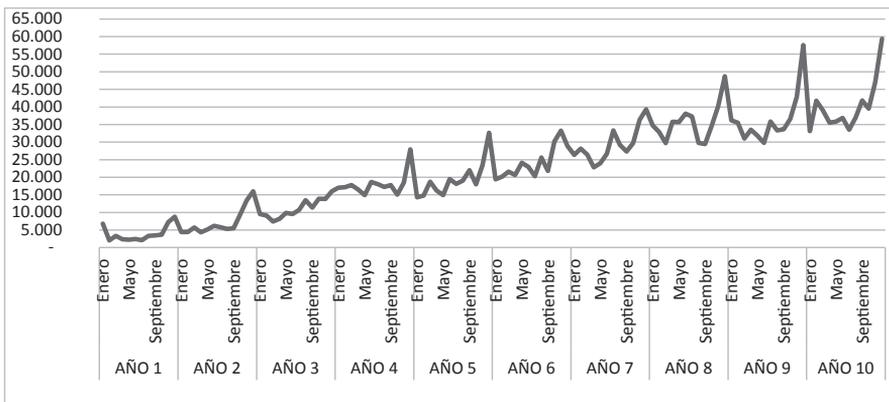
En la siguiente sección se plantea la aplicación del MMHWME a un caso real, para determinar su aplicabilidad al problema de *credit scoring* y determinar su nivel de predicción.

IV. Aplicación del Modelo de Holt-Winters

En la presente sección se aplica el método multiplicativo de Holt-Winters con múltiple estacionalidad (MMHWME) a un caso real de flujos de efectivo. La serie de datos se obtuvo de la venta de autos en un periodo determinado. Cabe señalar que lo que resulta relevante para el presente estudio es el comportamiento que experimentó dicha serie de datos, por lo que para evitar distracciones no se muestra el periodo que comprende.

El comportamiento que presentaron dichos flujos de efectivo se presenta en la figura 2. Como se puede observar en la figura 2, el crecimiento en la tendencia es relativamente constante en el transcurso del tiempo, por lo que se debe considerar como aditivo.

Figura 2. Flujos de efectivo utilizados para el análisis



Fuente: Elaboración propia

Asimismo, se observa que la amplitud de la estacionalidad incrementa en el transcurso del tiempo; por ejemplo, el pico del mes de diciembre del año 2 es menor que el del año 4 y este es menor que el del año 8. El incremento en el tamaño de los flujos sugiere un incremento multiplicativo.

Los flujos tienden a aumentar y/o disminuir en ciertos meses del año durante toda la serie; así, en todos los enero los flujos disminuyen, pero aumentan en los meses de noviembre y diciembre, lo que implica un comportamiento

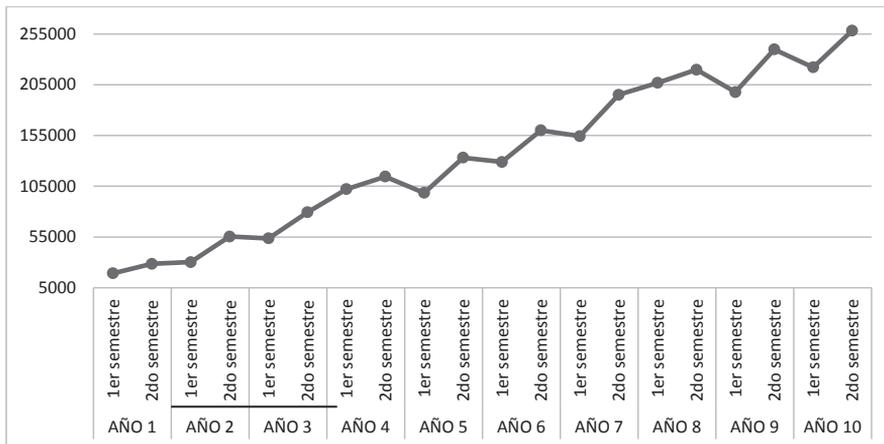


estacional cada año. Cabe señalar que en la serie se presentan variaciones anormales o inesperadas, mejor conocidas como *outliers*, por ejemplo, los flujos de efectivo en los últimos tres meses del año 7 están fuera de lo normal.

Es posible agrupar los flujos de efectivo en bimestres, trimestres, cuatrimestres, semestres e incluso en años. Cabe mencionar que mientras más grande es el periodo de agrupación de los flujos, se pierde información de la estacionalidad que presentan.

No obstante lo expresado en el párrafo anterior, al graficar la serie de flujos de efectivo en semestres (véase figura 3), se encontró que en ella se refleja un equilibrio entre los factores deseables, como la aparición de la estacionalidad anual. Además, la serie agrupada en semestres conserva las propiedades de tendencia aditiva y estacionalidad multiplicativa, lo que permite que el MMHWME sea un método adecuado para su pronóstico. Es por ello que los flujos de efectivo se pronosticarán en semestres, en función de la estacionalidad que presentan cada dos y ocho semestres.

Figura 3. Flujos de efectivo agrupados en semestres



Fuente: Elaboración propia

Como se comentó con anterioridad, los parámetros α , β y γ deben ser optimizados utilizando algún algoritmo que minimice el error cuadrático medio (ECM). En la práctica son comunes las hojas de cálculo para la optimización de los parámetros del modelo de pronóstico, por lo que en este trabajo se utilizó la hoja de cálculo de Excel para encontrar el valor de dichos parámetros (véase tabla 2). En dicho cuadro se presenta el resultado para el cálculo de la varianza para $h = 1$ y para $h = 2$.



El método multiplicativo de Holt-Winters con múltiple estacionalidad (MMHWME) de dos y ocho semestres con errores aditivos se utilizó para predecir los flujos de efectivo de los últimos cuatro semestres (véase tabla 3). Como se puede apreciar, el pronóstico ajusta para los cuatro semestres del periodo de prueba. Sin embargo, el cuarto flujo de efectivo salió del rango pronosticado, a pesar de que el error fue de tan solo un 3.81 %

Tabla 2. Valores de los parámetros y funciones objetivo para el MMHWME de 2 y 8 semestres

Parámetro	Valor
α	0.20
β	0.20
γ	0.31
$\sigma_{h=1}^2$	3,338
$\sigma_{h=2}^2$	3,438
l_0	2,003
b_0	12,658

Fuente: Elaboración propia

Tabla 3. Flujos, valor esperado e intervalos de predicción

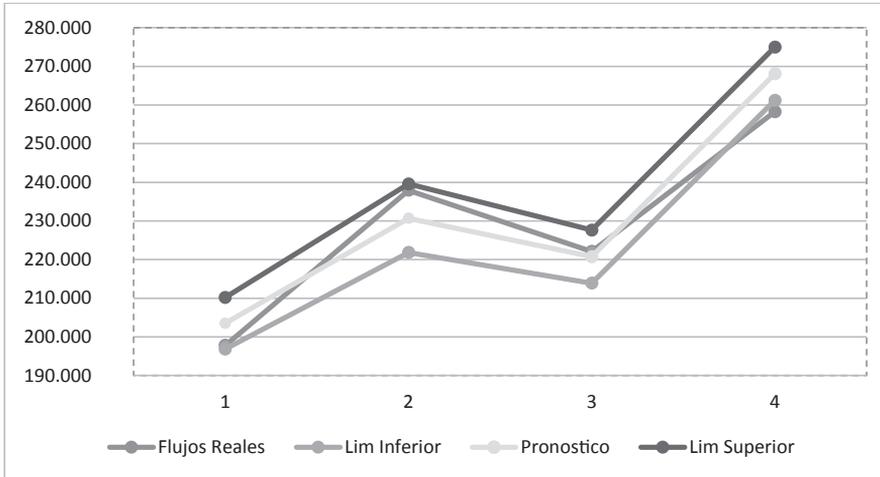
	Flujos Reales	Lim. Inferior	Pronostico	Lim. Superior	Error	% de error
1er sem.	197,811	196,862	203,538	210,214	-5,727	-2.89%
2do sem.	237,926	221,823	230,699	239,575	-9,844	-4.10%
3er sem.	222,114	213,881	220,757	227,633	1,357	0.61%
4to sem.	258,247	261,215	268,091	274,967	-9,844	-3.81%

Fuente: Elaboración propia

La diferencia que se presenta del 3.81 % del flujo de efectivo real respecto al flujo pronosticado se puede considerar despreciable. Adicionalmente, la diferencia entre el flujo real y el límite inferior es 1.15 % (2,968), lo que reafirma que la diferencia es despreciable cuando se pronostican flujos por encima de 250,000. En la figura 4 se muestran gráficamente los flujos de efectivo que se pronosticaron y los límites que se calcularon mediante la aplicación del método multiplicativo de Holt-Winters con múltiple estacionalidad (MMHWME).



Figura 4. Pronóstico del MMHWME con errores aditivos e intervalos de predicción



Fuente: Elaboración propia

Como se puede apreciar en la figura 4, los flujos de efectivo reales siguen la misma tendencia que los flujos de efectivo pronosticados. Así mismo, los límites superior e inferior pronosticados con un 95 % de certeza siguen la misma tendencia. Además, los dos primeros flujos se encuentran casi al límite del nivel pronosticado.

En la figura 4 se puede observar que el tercer flujo de efectivo real es muy similar al flujo de efectivo pronosticado. No obstante, el cuarto flujo de efectivo real fue inferior al límite pronosticado y tuvo una diferencia del 3.1 % respecto al flujo de efectivo pronosticado. Además, como se puede ver en la figura 4, los rangos de predicción no son amplios a un nivel del certeza del 95 %.

Que en dos de los cuatro flujos de efectivo el flujo real toque los límites pronosticados con un 95 % de certeza, puede deberse a que las fórmulas de la varianza empleadas no capturen la amplitud de la serie de datos, cabe mencionar que la varianza del primer periodo es de $\sigma_{h=1}^2 = 3,338$ y que la varianza del segundo periodo es de $\sigma_{h=2}^2 = 3,438$, lo que representa alrededor de 1.67 % del flujo de efectivo real del primer periodo pronosticado.

V. Conclusión

Los clientes de las IMF presentan características propias que resultan relevantes al momento de establecer la posibilidad de que cumplan con el pago de los créditos que solicitan, por lo que los modelos de *credit scoring*



(riesgo de crédito) en estas instituciones deben ser distintos a los que se observan en otras instituciones financieras. No obstante que el conocimiento de los clientes sea fundamental en el proceso de otorgamiento de crédito de las IMF, también es de suma importancia que las IMF cuenten con una metodología que les permita discriminar objetivamente las solicitudes de crédito.

La revisión de la literatura puso de manifiesto que existen pocos trabajos respecto a la gestión de crédito en las IMF. Además, los modelos de *credit scoring* en las IMF se han visto limitados por la falta de información que existe en los historiales de crédito de sus clientes, por lo que la clasificación de clientes que pagan sus créditos y los que no, se ve limitada. Asimismo, la revisión de la literatura acerca de las diferentes técnicas para la construcción de modelos de *credit scoring* permitió constatar que en la actualidad las técnicas econométricas son las más utilizadas para la construcción de modelos de *credit scoring*, debido a la facilidad que plantea su construcción e interpretación.

Adicionalmente, durante la revisión de la literatura se encontró que existen pocos trabajos que mencionen la importancia que tienen las variables macroeconómicas y de los flujos de efectivo para que las personas que solicitan un crédito puedan hacer frente al pago de sus obligaciones. No obstante la importancia que tienen los flujos de efectivo al momento de determinar el pago de las obligaciones de los clientes, este factor no se ha considerado suficientemente en la literatura revisada. Aun más, en la literatura no se hace mención a la estacionalidad que presentan dichos flujos al momento de construir modelos de *credit scoring*. La variaciones en los flujos de efectivo que presentan los clientes de las IMF tienen que ser consideradas al momento de construir un modelo de *credit scoring* para este tipo de instituciones, debido a que las variaciones en los flujos de efectivo son fundamentales para poder predecir la probabilidad de que un cliente haga frente o no al pago de sus obligaciones, por lo que resulta relevante contar con un modelo que prediga las variaciones en los flujos de efectivo de las personas y empresas que solicitan un crédito.

El método Holt-Winters es una herramienta que permite predecir los flujos de efectivo cuando estos presentan estacionalidad, como por ejemplo: un día de la semana, una semana al mes, un mes al año, un bimestre del año, etc. El modelo teórico Holt-Winters que se planteó tiene la particularidad que captura estacionalidades y que presenta una función de probabilidad.

Al aplicar el método multiplicativo de Holt-Winters con múltiple estacionalidad (MMHWME) a un caso real de flujos de efectivo, se pudo apreciar que los flujos de efectivo reales siguen la misma tendencia que los flujos de efectivo



pronosticados, además, que los límites superior e inferior pronosticados con un 95 % de certeza también siguen la misma tendencia, lo que permite afirmar que el método planteado es robusto al momento de pronosticar la capacidad de pago que tiene una persona o empresa que solicite un crédito a alguna IMF.

Se pudo observar que dos de los cuatro flujos pronosticados se encuentran muy cerca del nivel pronosticado y un flujo no se ajusta al pronóstico. Una posible explicación a este fenómeno es la poca amplitud que tiene la desviación estándar del método empleado, por lo que futuras investigaciones deberán enfocarse a robustecer el modelo en este aspecto.

No obstante lo que se acaba de decir, el MMHWME es una herramienta que puede ser utilizada por las IMF para determinar la capacidad de pago que tienen las personas que soliciten un crédito, en especial, cuando sus flujos de efectivo presenten algún tipo de estacionalidad.

Por lo expresado en los párrafos anteriores es factible la utilización del MMHWME por parte de las instituciones de microfinanzas para evaluar y, de acuerdo al caso, aceptar o rechazar una solicitud de crédito por parte de sus clientes actuales y futuros cuando los flujos de efectivo de estos presenten estacionalidad.





Referencias Bibliográficas

- ALTMAN, Edward (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. En: *Journal of Finance* N° 4. Malden (Massachusetts): The American Finance Association.
- AVERY, Robert, CALEM, Paul y CANNER, Glenn (2004). Consumer credit scoring: Do situational circumstances matter? En: *Journal of Banking and Finance* N° 28. Rotterdam: Elsevier.
- BIERMAN, Horold y HAUSMAN, Warren (1970). The credit granting decision. En: *Management Science* N° 8. Catonsville (MD-EUA): Institute for Operations Research and the Management Sciences- INFORMS.
- BELLOTTI, Tony y CROOK, Jonathan (2007). Credit scoring with macroeconomic variables using survival analysis. En: *Journal of the Operational Research Society* N° 12. Birmingham: Palgrave Macmillan.
- BLUHM, Christian, OVERBECK, Ludger y WAGNER, Christoph. (2002). *An introduction to credit risk modeling*. Boca Raton, Florida: Chapman & Hall/CRC.
- BONFIM, Diana (2009). Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information and of macroeconomic dynamics. En: *Journal of Banking and Finance* N° 33. Rotterdam: Elsevier.
- BOYES, William, HOFFMAN, Dennis y LOW, Stuart (1989). A econometric analysis of the bank credit scoring problem. En: *Journal of Econometrics* N° 40. Rotterdam: Elsevier.
- CAMPBELL, Tim y DIETRICH, Kimball (1983). The determinants of default on insured conventional residential mortgage loans. En: *Journal of Finance* N° 5. Malden (Massachusetts): The American Finance Association.
- CHEUNG, Stella (1996). Provincial credit ratings in Canada: An ordered probit analysis. En: *Working Paper 96-6*. Ontario: Bank of Canada.
- DAVIS, Rober Hunter, EDELMAN, David y GAMMERMAN, Alexander (1992). Machine-learning algorithms for credit-card applications. En: *IMA Journal of Mathematics Applied In Business and Industry* N° 4. Oxford: Oxford University, The Institute of Mathematics and its Applications.
- DINH, Thi Huyen Thanh y KLEIMEIER, Stefanie (2007). A credit scoring model for Vietnam's retail banking market. En: *International Review of Financial Analysis* N° 16. Rotterdam: Elsevier.
- DURAND, David. (1941). *Risk elements in consumer instalment financing*. Cambridge (MA-EUA): NBER Books.
- FALBO, Paul (1991). Credit-Scoring by Enlarged Discriminaiit Models. En: *International Journal of Management Science* N° 4. Rotterdam: Omega-Elsevier.
- FISHER, Ronald Aylmer (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. En: *Annals of Eugenics* N° 7. London: Reproduced with permission of Cambridge University Press.
- FRIEDMAN, Jerome (1977). A recursive partitioning decision rule for nonparametric classification. En: *IEEE Transaction on Computers* N° 26. Washington, DC: Institute of Electrical and Electronics Engineers.
- GIESECKE, Kay. *Credit risk modeling and valuation: an introduction*. Disponible en Internet:



- <http://web.stanford.edu/dept/MSandE/cgi-bin/people/faculty/giesecke/pdfs/introduction.pdf>. Consultado: 30.11.2013.
- GLOVER, Fred, KEENE, Sam y DUEA, Bob (1988). A new class of models for the discriminant problem. En: Decision Sciences N° 19. Houston: The Decision Sciences Institute.
- HAND, David y HENLEY, W (1997). Statistical classification methods in consumer credit scoring: A review. En: Journal of the Royal Statistical Society, Series A N° 3. Londres: Statistics in Society.
- HAND, David. (1981). Discrimination and classification. Chichester: Wiley.
- INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA Y GEOGRAFÍA (INEGI). Banco de Banco de Información Económica (BIE). <http://www.inegi.org.mx/sistemas/bie> . Consultado el 25 de agosto del 2014.
- INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA Y GEOGRAFÍA, (2014). La informalidad laboral: Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo: marco conceptual y metodológico. México: INEGI.
- KIM, Jumo. A credit risk model for agricultural loan portfolios under the new Basel capital accord. Disponible en Internet:
- http://www.researchgate.net/publication/26898763_A_credit_risk_model_for_agricultural_loan_portfolios_under_the_new_Basel_Capital_Accord . Consultado: 20.01.2014.
- KOLESAR, Peter y SHOWERS, Janet (1985). A robust credit screening model using categorical data. En: Management Science N° 31. Catonsville (MD-EUA): Institute for Operations Research and the Management Sciences - INFORMS .
- KULKOSKY, Edgar. (1996). Credit scoring could have a downside, experts say. En: American Banker N° 208. New York, NY.
- LAM, Kim Fung, CHOO, Eng Ung. y MOY, Jane W. (1996). Minimizing deviations from the group mean: A new linear programming approach for the two-group classification problem. En: European Journal of Operational Research N° 88. Rotterdam: Elviesier.
- LAWRENCE, Edward y ARSHADI, Nasser (1995). A multinomial logit analysis of problem loan resolution choices in banking. En: Journal of Money, Credit and Banking N° 1. Columbus (OH-EUA): Ohio State University Press.
- LEE, Tian-Shyug, CHIU, Chih-Chou, LU, Chi-Jie y CHEN, I-Fei (2002). Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique. En: Expert Systems with Applications N° 23. Rotterdam: Elviesier.
- MADRIGAL ESPINOZA, Sergio David y GARZA MORALES, Rodolfo. Un modelo de espacio de estados para el método multiplicativo de holt-winters con múltiple estacionalidad. Tesis de Maestría. Monterrey: Universidad Autónoma de Nuevo León, 2006.
- MAKOWSKI, Paul (1985). Credit scoring branches out: decision tree-recent technology. En: Credit World N° 1. Minneapolis (MN-EUA): International Credit Association.
- MYERS, James y FORGY, Edward (1963). The Development of numerical credit evaluation systems. En: Journal of American Statistical Association N° 303. Alexandria (VA-EUA): American Statistical Association.
- ORGLER, Yair (1970). A credit scoring model for commercial loans. En: Journal of Money, Credit & Banking N° 4. Columbus (OH-EUA): Ohio State University Press.



- PALMA, C. (2011). ¿Cómo construir una matriz de riesgo operativo? En: Ciencias Económicas. Vol. 29, N° 1. San José: Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad de Costa Rica.
- PRODESARROLLO (2014). Benchmarking de las microfinanzas en México 2013-2014: Un informe del sector. Disponible en Internet:
- <http://www.prodesarrollo.org/sites/default/files/documentos/benchmarking/BENCH%20MINIlow2.pdf>. Consultado: 20.10.2014.
- PLOTNICKI, Bruno (2005). Modelo de comportamiento y predicción de incumplimiento crediticio: el caso de empresas pyme en argentina. En: Temas de Management N° 3. Buenos Aires: Centro de Investigaciones en Management, Entrepreneurship e Inversión (CIMEel).
- RIPLEY, Brian (1994). Neural networks and related methods for classification. En: Journal of the Royal Statistical Society, Series B N° 3. Londres: Statistics in Society.
- SCHREINER, Mark . A scoring model of the risk of costly arrears at a microfinance lender in Bolivia. Disponible en Internet:
- <http://info.worldbank.org/etools/docs/library/128753/scoring%20model%20costly%20arrears%20bolivia.pdf> Consultado: 30.05.2013.
- SCHREINER, Mark. Credit scoring for microfinance: Can it work? Disponible en Internet:
- http://www.microfinance.com/English/Papers/Scoring_Can_It_Work.pdf Consultado: 30.05.213.
- SHOWERS, Janet y CHAKRIN, Luis (1981). Reducing uncollectible revenue from residential telephone customers. En: Interfaces N° 6. Catonsville, Maryland: Informs.
- STEENACKERS, A. y GOOVAERTS, Matk (1989). A credit scoring model for personal loans. En: Insurance: Mathematics and Economics N° 8. Laussana: Elviesier.
- TAYLOR, James (2003) Exponential smoothing with a damped multiplicative trend. En: International Journal of Forecasting N° 19. Rotterdam: Elviesier.
- TSAIH, Ray, LIU, Yu-Jane y LIEN, Yu-Ling (2004). Credit scoring system for small loans. En: Decision Support System N° 38. Storrs (CO-EUA): Elsevier.
- VENEGAS MARTÍNEZ, Francisco (2007), Riesgos Financieros y Económicos, Editorial Thomson 2ª.
- VIGANÒ, Laura (1993). A credit-scoring model for development banks: An African case study. En: Savings and Development N° 38. Bergamo: Research Center on International Cooperation of the University of Bergamo.
- WIGINTON, John (1980). A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior. En: Journal of Financial and Quantitative Analysis N° 3. Cambridge: Cambridge University Press.
- WINTERS, Peter (1960). Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. En: Management Science N° 3. Catonsville (MD-EUA): Institute for Operations Research and the Management Sciences- Informs .
- YANG, Yihan., NIE, Guangli Nie y ZHANG, Lingling (2005). Retail exposures credit scoring models for chinese commercial banks. En ALLEN, Gabrielle et. al. (2009) Computational Science ICCS 2009. Berlin: Springer.