

Aplicación teórica del método Holt-Winters al problema de *credit scoring* de las instituciones de microfinanzas

Humberto Banda Ortiz*
Rodolfo Garza Morales**

Resumen

El incremento de las instituciones de microfinanzas (IMF) en México ha agudizado la competencia entre estas instituciones para aumentar su participación de mercado. No obstante las IMF deben de valorar de manera adecuada el otorgamiento de créditos a sus clientes potenciales. Que los posibles clientes puedan pagar o no sus créditos depende directamente de los flujos de efectivo que generen por sus operaciones. En este trabajo se hace una revisión de la literatura de los trabajos más relevantes sobre los diferentes modelos de *credit scoring* y se propone una metodología teórica para analizar el riesgo de crédito en la concesión de microcréditos a partir de los flujos de efectivo esperados haciendo énfasis en la estacionalidad que dichos flujos presentan. Para ello se emplea el método Holt-Winters de pronóstico no lineal, con el fin de predecir el riesgo de que un cliente pague un préstamo (*credit scoring*).

Abstract

The increase in microfinance institutions (MFIs) in Mexico has increased competition between these institutions in order to increase their market share. However, MFIs must properly appraise the extension of credit to their potential clients. If clients could, or not, pay their loans dependent directly of their cash flows. In this paper we present a literature review of the most relevant work about credit scoring models. We also proposed a theoretical methodology for analyze credit risk in MFIs based in the expected cash flows and emphasizing seasonality that have these cash flows. For this, we applied the Holt-Winters method, a nonlinear forecast model, in order to predict the risk that a customer pays a loan (Credit Scoring).

Palabras clave: Holt-Winters, instituciones de microfinanzas, *credit scoring*.

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

* Profesor-Investigador de la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ-FCA). Correo electrónico: humberto.banda@gmail.com.

** Profesor-Investigador de la Universidad Autónoma de Nuevo León-FIME. Correo electrónico: roldgarzam@fime.uanl.mx.

Introducción

De los servicios que ofrecen las instituciones de microfinanzas (IMF) destacan el ahorro y el crédito. Dentro de las características de dichos créditos se pueden señalar las siguientes: se otorgan a personas u organizaciones que tienen dificultades para poder acceder a las instituciones financieras tradicionales, los montos que se ofrecen son reducidos, se tienen que pagar en el corto plazo y no existen la necesidad de garantías como las que solicita la banca tradicional.

Las IMF, al igual que las demás instituciones financieras, se enfrentan a la posibilidad de impago de sus clientes. La posibilidad de que un cliente no cumpla con el pago de sus obligaciones es conocida en el medio financiero como riesgo de crédito o *default*. Cabe señalar que para que los clientes de las IMF puedan hacer frente a 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 y Wagner (2002), el riesgo de crédito puede dividirse en dos cantidades: 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 y Henley (1997), se pueden definir a los *credit scoring* como métodos estadísticos utilizados para clasificar a las personas o instituciones que solicitan un crédito. Cabe mencionar que en la actualidad, y a raíz de los desarrollos informáticos, los métodos de *credit scoring* incluyen técnicas matemáticas, de inteligencia artificial y econométricas.

Las técnicas de *credit scoring* permiten estimar cuál será el comportamiento de los clientes respecto al crédito durante la vida de éste y hasta su vencimiento mediante técnicas predictivas del comportamiento de los clientes, asignándoles a éstos una puntuación que mide el riesgo de incumplimiento. Es decir, el *credit scoring* es una técnica de predicción que permite clasificar a los clientes que solicitan un préstamo y mide el riesgo de crédito inherente a su concesión.

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 fin de realizar dicha discriminación, es necesario contar con información sobre el comportamiento que tuvieron los solicitantes de los créditos en el pasado, respecto al cumplimiento o no del pago de sus obligaciones.

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* están Myers y Forgy (1963), Orgler (1970) y Bierman y Hausman (1970). Así mismo, artículos como el de Hand y Henley (1997) sirven de base para la revisión de la literatura sobre el tema.

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), quien planteó un modelo para una institución de microfinanzas en Burkina Faso. Para su estudio, Viganò utilizó la técnica de análisis discriminante sobre una muestra de cien microcrédito y considerando cincuenta y tres variables.

Como lo establece un estudio realizado por Dinh y Kleimeier (2007), en la actualidad los trabajos que abordan la problemática de los modelos de *credit scoring* en las IMF son más bien escasos, además de que centran su aplicabilidad en las regiones de Latinoamérica y África. Entre los trabajos que abordan la problemática de los modelos de *credit scoring* en las IMF en Latinoamérica se encuentran el de Schreiner (1999) para Bolivia, el de Miller y Rojas (2005) para Brasil, Colombia y México y el de Milena, Miller y Simbaqueba (2005) para Nicaragua.

La escasa literatura que existe respecto a la aplicación de los modelos de *credit scoring* en las IMF plantea las limitaciones e inconvenientes que existen para su aplicación. De hecho, existen trabajos como los de Kulkosky (1996) y Schreiner (2000) que analizan las posibles ventajas, desventajas e inconvenientes que tiene la aplicación de los modelos de evaluación del riesgo en las IMF.

De acuerdo con Marais, Patell y Wolfson (1984), en la construcción de modelos de *credit scoring* se deben de considerar tres elementos: la pérdida que se tendría en caso de incumplimiento del cliente derivada de una mala clasificación; la probabilidad conjunta que hace referencia a las variables que se utili-

zan para determinar la inclusión de una persona o institución en una u otra categoría y la regla de clasificación en las diferentes categorías que hayan sido establecidas en el modelo.

No obstante los elementos que se mencionan en el párrafo anterior, los clientes de las IMF presentan características propias que resultan relevantes al momento de establecer la posibilidad de que incurran en el impago de sus obligaciones, por lo que la implementación de modelos de riesgo en las IMF debe ser distinta a las que se observan en otras instituciones financieras, debido a las limitaciones que presentan en los datos de sus clientes y a los costos inherentes a dichos modelos.

Adicionalmente, el proceso de concesión de crédito también presenta particularidades en las IMF. Durante el proceso de otorgamiento de un crédito, normalmente, los asesores visitan a los clientes para verificar su domicilio, el funcionamiento de su negocio y comprobar que lo que se plasmó en la solicitud de crédito sea verdad. Una vez cumplidos todos los requisitos el asesor —haciendo uso de su experiencia, del conocimiento del cliente y de la información proporcionada— determina si le otorga el crédito o no al solicitante.

No obstante que el conocimiento del cliente sea fundamental en el proceso de otorgamiento de crédito en las IMF, también es de suma importancia que éstas cuenten con una metodología que les permita discriminar objetivamente las solicitudes de crédito.

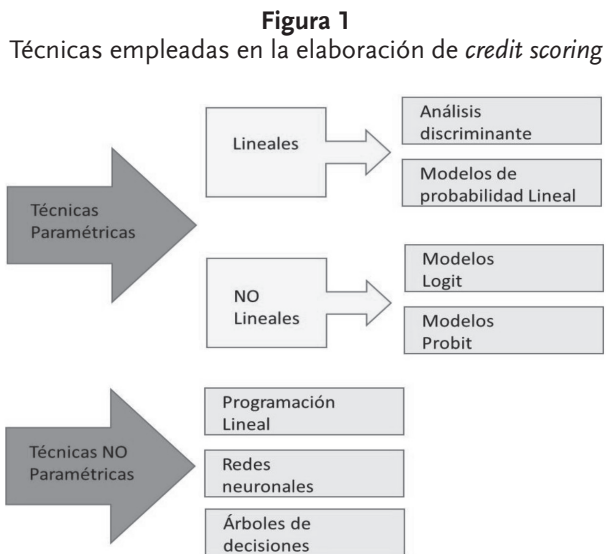
Una forma de discriminación de los clientes que acuden a solicitar un crédito a una IMF es respecto a si contarán o no con los flujos de efectivo necesarios para hacer frente a sus obligaciones. Los flujos de efectivo que tienen los posibles clientes de las IMF están sujetos a muchas variaciones y estacionalidad, debido a los ciclos que tienen sus negocios; un ejemplo de ello son las personas que se dedican a la venta de zapatos, aquellas que se dedican a la venta de juguetes o las personas que en sus trabajos reciben aguinaldos, prima vacacional y reparto de utilidades.

En el presente trabajo se desarrolla una metodología que permite capturar los efectos de la estacionalidad de los flujos de efectivo de las personas y/o empresas que acuden a solicitar crédito a una IMF. Para ello, en la segunda sección se presenta un resumen de las principales técnicas empleadas en la construcción de modelos de *credit scoring* agrupados según la metodología aplicada. Posteriormente, en la tercera sección se expone el método Holt-

Winters con el fin de predecir el riesgo que un cliente pague un préstamo (*credit scoring*), con base en la estacionalidad de sus ingresos. Finalmente, en la cuarta sección se presentan las conclusiones del presente trabajo.

Diferentes modelos de *credit scoring*

De acuerdo con lo establecido por Kim (2005), las principales técnicas, paramétricas y no paramétricas, utilizadas en la construcción de modelos de *credit scoring* son el análisis discriminante, modelos de probabilidad lineal, modelos logit, modelos probit, programación lineal, redes neuronales y árboles de decisión (véase figura 1).



Fuente: elaboración propia a partir de Kim (2005).

La decisión de cuál modelo se debe de utilizar en *credit scoring* depende de las características particulares de cada uno de los casos que son objeto de estudio. En otras palabras, el método de *credit scoring* que se utilice depende de los datos que se posean, el tamaño de la muestra objeto de estudio, las características de la población, las variables que se deseen considerar y la sensibilidad para discriminar a los diferentes grupos.

A continuación se exponen las características que se consideran más relevantes de los modelos de *credit scoring*, para ello se clasifican dichos modelos en paramétricos y no paramétricos (Kim, 2005).

Técnicas paramétricas de *credit scoring*

Las técnicas paramétricas de *credit scoring* se fundamentan en supuestos específicos acerca de la población que es objeto de estudio, sobre la cual se obtiene la muestra y se desea hacer algún tipo de inferencia. Es decir, 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. Las técnicas paramétricas de *credit scoring* son robustas siempre y cuando el conjunto de variables que se introducen el 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.

a) *Análisis discriminante*. La técnica de análisis discriminante de *credit scoring* surge 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, 1941; Myers y Forgy, 1963). Altman (1968) desarrolló la metodología para predecir la falta de solvencia. Falbo (1991) planteó las razones financieras más utilizadas 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 y Chen, 2002).

El análisis discriminante es una técnica estadística multivariante con la que es factible analizar de manera simultánea el comportamiento de diferentes variables independientes, con el fin de clasificar a los clientes que solicitan un crédito a las IMF en grupos previamente definidos por la institución y que

son, normalmente, excluyentes entre sí. Con la utilización de la técnica de análisis discriminante 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 principal ventaja de este método consiste en definir las características que existen en cada grupo y que tiene buen rendimiento en muestras grandes. Entre los inconvenientes se encuentran la rigidez que tienen para el cumplimiento de las hipótesis del modelo y las dificultades que presentan para calcular la probabilidad de que los clientes que solicitan un crédito no cumplan con el pago de sus obligaciones.

b) *Modelos de probabilidad lineal*. La técnica de *credit scoring* basado en probabilidad lineal se desarrolla a partir del trabajo de Orgler (1970) que utilizó 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 pymes.

La probabilidad lineal es una técnica estadística que considera el modelo clásico de regresión lineal y se fundamenta en la utilización de mínimos cuadrados ordinarios en donde la variable dependiente 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 ecuación de regresión resultante es una función lineal de las variables explicativas.

Una de las ventajas del *credit scoring* basado en probabilidad lineal es que se pueden interpretar fácilmente los resultados y que poseen un alto poder predictivo. No obstante, existen problemas importantes al momento de estimar la variable *dummy*.

c) *Modelos logit*. Wiginton (1980) es uno de los primeros autores que utiliza la técnica de *credit scoring* basado en modelos logit. Posteriormente, Campbell y Dietrich (1983) utilizan esta técnica para desarrollar un modelo explicativo del porqué no se cumple con el pago de las hipotecas. Por su parte Steenackers y Goovaerts (1989) elaboraron un modelo de clasificación estadística aplicable a los préstamos personales a partir los modelos logit. Así mismo, Lawrence y Arshadi (1995) aplicaron estos modelos al problema de la cartera de créditos

en un banco. Recientemente, Yang, Nie y Zhang (2005) utilizaron los modelos logit en la determinación de préstamos comerciales en la República China.

Los modelos logit son una técnica estadística multivariable que utiliza una variable dependiente categórica, en donde la estimación de los parámetros se realiza por el método de máxima verosimilitud. La función de distribución que utilizan estos modelos es una función de distribución normal. Con esta metodología, la clasificación de un una persona que solicita un crédito se realiza con base en el desempeño que muestran las variables independientes de cada solicitante. Los modelos logit son modelos binarios 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.

Entre las ventajas del *credit scoring* basado en modelos logit se encuentran la facilidad que existe en su cálculo y que no se requiere establecer una hipótesis inicial respecto al comportamiento de las variables. Entre los inconvenientes de estos modelos está la dificultad en la interpretación de los parámetros.

d) *Modelos probit*. Boyes, Hoffman y Low (1989) son de los primeros autores que utilizan 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. Más tarde, Cheung (1996) utilizó esta técnica para estimar la calificación de deuda pública. Recientemente, Tsaih, Liu y Lien (2004) la emplearon en una institución que concede prestamos a pymes y Bonfim (2009) la aplicó en una institución financiera de Portugal.

Los modelos probit, al igual que los modelos logit, son una técnica estadística multivariable que utiliza una variable dependiente categórica, en donde la estimación de los parámetros se realiza por el método de máxima verosimilitud. La principal diferencia que existe entre los modelos logit y probit es que estos últimos utilizan una función distribución normal. Los modelos probit no lineales eliminan las limitaciones que plantean los modelos probit lineales a través de la reproducción del comportamiento de la función de probabilidad.

Entre las ventajas del *credit scoring* basado en modelos probit está el que no se requiere establecer una hipótesis inicial respecto al comportamiento de las variables y que muestran la probabilidad de que un cliente no cumpla

con el pago de sus obligaciones. Entre los inconvenientes de estos modelos podemos mencionar la dificultad en la interpretación de los parámetros y que el proceso de estimación tiende a ser complicado.

Técnicas no paramétricas de *credit scoring*

Las técnicas no paramétricas de *credit scoring* establecen supuestos generales, como por ejemplo la simetría o continuidad de la distribución, respecto a la distribución de la población, sobre la que se obtiene la muestra y se desea hacer algún tipo de inferencia. Se recomienda el uso de técnicas no paramétricas 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 subyacente.

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.

a) *Programación lineal*. Entre los primeros trabajos que plantearon el uso de esta técnica se encuentran Hand (1981), Showers y Chakrin (1981), así como Kolesar y Showers (1985) que aplicaron la programación lineal a la actividad bancaria. Posteriormente, trabajos como los de Glover, Keene y Dua (1988) desarrollaron técnicas para predecir la probabilidad de que un cliente no hiciera frente al pago de sus obligaciones. Lam, Choo y Wedley (1996) crearon un modelo de programación lineal con variantes que se fundamenta en los modelos ya contrastados.

La programación lineal es una técnica no paramétrica que permite ordenar en categorías previamente establecidas a los clientes que solicitan un crédito, considerando el criterio de optimización de clientes correctamente clasificados.

Entre las ventajas del *credit scoring* basado en programación lineal se encuentra su flexibilidad, que admite una gran cantidad de variables, que no necesita establecer supuestos previamente a su formulación y que presenta una mayor validez cuando no es factible determinar a priori la relación funcional que existe entre las variables del modelo. Entre los inconvenientes que tiene este modelo están su difícil comprensión y que sus predicciones no son exactas.

b) *Redes neuronales*. Entre los primeros trabajos que plantearon el uso de esta técnica para el problema de *credit scoring* se encuentra el de Davis, Edelman y 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.

Las redes neuronales son una técnica no paramétrica que permite incluir diferentes variables, o características, de la operación de crédito con el fin de determinar la probabilidad de que un cliente no cumpla con el pago de sus obligaciones. El *credit scoring* basado en redes neuronales está conformado por una serie de procesadores simples (nodos), que se encuentran interconectados entre sí por un gran número de conexiones (sinapsis), las cuales son usadas para almacenar información que estará disponible para ser usada por la institución en un momento determinado. Si como nodos de entrada se consideran las características y/o variables de un crédito, se tendrá como nodo de salida la aceptación o rechazado de dicho crédito. Cada nodo tiene como objetivo responder a cada una de las señales de entrada.

Entre las ventajas del *credit scoring* basado en redes neuronales se encuentran su flexibilidad y su alto nivel de predicción cuando existen muestras poblacionales pequeñas. Entre los inconvenientes que tiene este tipo de modelos están su difícil comprensión y que no presenta explícitamente las probabilidades que un cliente cumpla o no con el pago del crédito. Cabe señalar que la elaboración de modelos de *credit scoring* mediante redes neuronales es complicado, debido a que el proceso interno de aprendizaje funciona como una caja negra y, por lo tanto, la comprensión de lo que ocurre dentro del modelo requiere de conocimientos muy especializados.

c) *Árboles de decisión*. Friedman (1977) es de los primeros autores que utiliza la técnica de *credit scoring* basado en modelos árboles de decisión. Posteriormente, Makowski (1985) y Carter y Carlett (1987) aplicaron modelos de árboles de decisión para clasificar a los clientes que solicitaban un crédito.

Los árboles de decisión son una técnica no paramétrica de clasificación binaria que permite clasificar a los solicitantes de un crédito en categorías previamente establecidas. La utilización de árboles de decisión de *credit scoring*

utiliza la selección de variables para la aceptación o negación de una solicitud de crédito, que se genera mediante la ejecución de un proceso interno que es automático. La técnica de árboles de decisiones permite la división óptima de la muestra, de tal forma que la variable respuesta indique diferentes perfiles de riesgo

Entre las ventajas del *credit scoring* basado en árboles de decisión se encuentran que representa una relación visual entre las variables, su flexibilidad y que no se requiere establecer supuestos previos a la construcción del modelo acerca de la distribución de la población objeto de estudio. Entre los inconvenientes que tiene este modelo están la dificultad que representa su comprensión y que no presenta explícitamente las probabilidades que un cliente no cumpla con el pago del crédito.

La revisión 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 plantean su construcción e interpretación.

Así mismo, la revisión de la literatura puso de manifiesto la escasez de trabajos respecto a la gestión de crédito en las instituciones de microfinanzas (IMF). 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.

Adicionalmente, cabe resaltar que durante la revisión de la literatura se encontró que existen pocos trabajos que mencionen la importancia de las variables macroeconómicas y de la volatilidad 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 un modelo teórico que capta las variaciones que pueden llegar a existir entre las personas o empresas que solicitan un microcrédito.

El modelo Holt-Winters en las instituciones de microfinanzas

En el caso de las IMF la administración de riesgo de crédito, como en el resto de las instituciones financieras, resulta fundamental; es por ello que una de las características de las IMF es el cobro semanal a sus clientes. Las características de los ingresos que tienen los clientes de las IMF es un elemento fundamental que se debe valorar al momento del otorgamiento del crédito.

La variaciones en los flujos de efectivo que presentan los clientes de las IMF —por ejemplo, la variación en los flujos de efectivo que presenta 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 tiene 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 en el párrafo anterior 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 en predecir y generar intervalos de confianza sobre los posibles ingresos que tendrán los clientes de las IMF.

Cabe señalar que cuando la estacionalidad es constante e independiente del nivel (término que se define a continuación), es factible utilizar el método aditivo de Holt-Winters. No obstante, 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 método multiplicativo de Holt-Winters (MMHW) sirve para pronosticar series de tiempo que poseen las siguientes características:

1. Nivel (\hat{y}). Al igual que en la regresión lineal, el nivel es un cálculo que estima el valor que tomaría la serie de tiempo, en el caso que nos ocupa el flujo de efectivo, en un momento t si no fuera influenciada por perturbaciones, tendencia y estacionalidad. Usualmente, cuando se realiza un pronóstico sobre una serie de tiempo, el primer paso es estimar el nivel. La ecuación para calcular el nivel está dada por:

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

Para el cálculo del nivel del flujo de efectivo en el momento de tiempo (l_t), se requiere dar una ponderación (α), cuyos valores se encuentran en el intervalo $[0,1]$, a la variable observada en el momento t (y_t), sin el efecto de la estacionalidad (s_{t-m}). Con el fin de capturar el nivel actual, 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 $(1 - \alpha)$.

Como se puede apreciar en la ecuación (1), al primer término de la ecuación se le quita la estacionalidad al dato observado en el momento t y éste se pondera con la constante de suavización. En el segundo término se calcula una posición esperada en el momento t , tomando el nivel más la tendencia en el momento anterior, el cual es ponderado con $(1 - \alpha)$.

2. Tendencia aditiva (b_t). La tendencia es el patrón que siguen los flujos de efectivo respecto a un incremento o decremento que presentan a largo plazo. Así mismo, 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 está dada por:

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

Para el cálculo de la tendencia aditiva se pondera la tendencia que tienen los flujos de efectivo (β) en el momento t .

Como se puede apreciar en la ecuación (2), al primer término de la ecuación pondera la tendencia actual (β) con el nivel que se tuvo en el momento t y en un momento anterior, $(t-1)$, ($l_t - l_{t-1}$). En el segundo término se pondera con $(1-\beta)$ a la tendencia que existe anteriormente (b_{t-1}). Cabe mencionar que el valor la tendencia (β) se encuentra en el intervalo $[0,1]$.

3. Estacionalidad multiplicativa (γ). Se dice que hay estacionalidad 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 ecuaciones para calcular la estacionalidad multiplicativa están dadas por:

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

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

En la ecuación (4) la literal b 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 y 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 y γ deben ser optimizados utilizando algún algoritmo que minimice 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. Cabe señalar que existen varios modelos de espacio de estados subyacentes al MMHW, no obstante no son objeto del presente trabajo. El modelo tradicional de Holt-Winters se puede generalizar de acuerdo a la metodología propuesta por Taylor (2003) para series con doble estacionalidad.

Trabajos posteriores en este sentido mostrarán la generalización del modelo Holt-Winters para estacionalidades, junto con sus modelos de espacio de estados subyacente. Así mismo, futuras investigaciones plantearan la aplicación del modelo descrito para estimar los flujos de efectivo de las personas y/o empresas que soliciten un crédito a una IMF.

Conclusión

Los clientes de las IMF presentan características propias que resultan relevantes al momento de establecer la posibilidad de que no cumplan con el pago de los créditos que solicitan, por lo que los modelos de riesgo de crédito en estas instituciones deben ser distintos a las que se observan en otras instituciones financieras.

El proceso de concesión de crédito en las IMF presenta particularidades que hacen que el asesor, por sus conocimientos y experiencia, desempeñe un papel destacado al momento de otorgar un crédito. No obstante que el conocimiento del cliente sea fundamental en el proceso de otorgamiento de crédito, 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.

Una forma de discriminación de los clientes que acuden a solicitar un crédito a una IMF es respecto si contarán o no con los flujos de efectivo necesarios para hacer frente al pago de sus obligaciones. Cabe resaltar que durante la revisión de la literatura se encontró que existen pocos trabajos que mencionen la relevancia de las variables macroeconómicas y la importancia que tienen la volatilidad de los flujos de efectivo para que las personas que solicitan un crédito puedan hacer frente al pago de sus obligaciones.

El método Holt-Winters es una herramienta que permite predecir los flujos de efectivo cuando éstos presentan estacionalidad, como por ejemplo: un día de la semana, una semana al mes, un mes al año, un bimestre del año, etcétera.

El modelo teórico Holt-Winters tiene la particularidad de que captura una estacionalidad y que no presenta una función de probabilidad, por lo que trabajos posteriores en este sentido mostraran la generalización del modelo Holt-Winters para estacionalidades y su función de probabilidad. Así mismo, futuras investigaciones plantearan la aplicación del modelo descrito para estimar los flujos de efectivo de las personas y/o empresas que soliciten un crédito a una IMF.

Bibliografía

- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 589-609.
- Bajgier, S., & Hill, A. (1982). An experimental comparison of statistical and linear programming approaches to the discriminate problem. *Decision Sciences*, 604-618.
- Bierman, H., & Hausman, W. (1970). The credit granting decision. *Management Science*, B519-B532.
- Bluhm, C., Overbeck, L., & Wagner, C. (2002). *An introduction to credit risk modeling*. 1^a ed. Boca Raton, Florida: Chapman & Hall/CRC.

- Bonfim, D. (2009). Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information and of macroeconomic dynamics. *Journal of Banking and Finance*, 281-299.
- Boyes, W., Hoffman, D., & Low, S. (1989). A econometric analysis of the bank credit scoring problem. *Journal of Econometrics*, 3-14.
- Campbell, T., & Dietrich, J. (1983). The determinants of default on insured conventional residential mortgage loans. *The Journal of Finance*, 1569-1581.
- Carter, C., & Carlett, J. (1987). Assessing credit card applications using machine learning". *IEEE Expert. Fall*, 71-79.
- Cheung, S. (1996). Provincial credit ratings in Canada: An ordered probit analysis. *Working Paper Bank of Canada*.
- Davis, R., Edelman, D., & Gamberman, A. (1992). Machine-learning algorithms for credit-card applications. *Journal of Management Mathematics*, 43-51.
- Dinh, T., & Kleimeier, S. (2007). A credit scoring model for Vietnam's retail banking market. *International Review of Financial Analysis*, 471-495.
- Durand, D. (1941). *Risk elements in consumer instalment financing*. Massachusetts: NBER Books.
- Falbo, P. (1991). Credit-scoring by enlarged discriminant models. *Omega*, 275-289.
- Fisher, R. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Eugenics*, 179-188.
- Friedman, J. (1977). A recursive partitioning decision rule for nonparametric classification. *IEEE Transaction on Computer*, 404-509.
- Giesecke, K. (2004). Credit risk modeling and valuation: an introduction. *Paper of School of Operations Research and Industrial Engineering, Cornell University*.
- Glover, F, Keene, S., & Duea, B. (1988). A new class of models for the discriminant problem. *Decision Sciences*, 269-280.
- Hand, D., & Henley, W. (1997). Statistical classification methods in consumer credit scoring: A review. *Journal of the Royal Statistical Society*, 523-541.
- Hand, D. (1981). *Discrimination and classification*. Chichester, UK: Wiley.
- Kim, J. (2005). A credit risk model for agricultural loan portfolios under the new basel capital accord. Dissertation submitted to the Office of Graduate Studies of Texas A&M University.
- Kolesar, P., & Showers, J. (1985). A robust credit screening model using categorical data. *Management Science*, 123-133.
- Kulkosky, E. (1996). Credit scoring could have a downside, experts say. *American Banker*, 161.

- Lam, K., Choo, E., & Moy, J. (1996). Minimizing deviations from the group mean: A new linear programming approach for the two-group classification problem. *European Journal of Operational Research*, 358-367.
- Lawrence, E., & Arshadi, N. (1995). A multinomial logit analysis of problem loan resolution choices in banking. *Journal of Money, Credit and Banking*, 202-216.
- Lee, T., Chiu, C., Lu, C., & Chen, I. (2002). Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique. *Expert Systems with Applications*, 245-254.
- Makowski, P. (1985). Credit scoring branches out: decision tree-recent technology. *Credit World*, 30-37.
- Marais, M., Patell, J., & Wolfson, M. (1984). The experimental design of classification models: an application of recursive partitioning and bootstrapping to commercial bank loan classifications. *Journal of Accounting Research*, 87-114.
- Milena, E., Miller, M., & Simbaqueba, L. (2005). *The case for information sharing by micro-finance institutions: empirical evidence of the value of credit bureau-type data in the nicaraguan microfinance sector*. New York: The World Bank, mimeo.
- Miller, M., & Rojas, D. (2005). *Improving access to credit for smes: an empirical analysis of the viability of pooled data sme credit scoring models in Brazil, Colombia & Mexico*. New York: The World Bank.
- Myers, J., & Forgy, E. (1963). Development of numerical credit evaluation systems. *Journal of American Statistical Association*, 797-806.
- Orgler, Y. (1970). A credit scoring model for commercial loans. *Journal of Money, Credit & Banking*, 435-445.
- Plotnicki, B. (2005). Modelo de comportamiento y predicción de incumplimiento crediticio: el caso de empresas pyme en argentina. *Temas de Management*, 15-19.
- Ripley, B. (1994). Neural networks and related methods for classification. *Journal of the Royal Statistical Society*, 409-456.
- Schreiner, M. (1999). A scoring model of the risk of costly arrears at a microfinance lender in Bolivia. *Microfinance Risk Management and Center for Social Development*.
- Schreiner, M. (2000). Credit scoring for microfinance: Can it work? *Microfinance Risk Management and Center for Social Development*.
- Showers, S., & Chakrin, L. (1981). Reducing uncollectable revenue from residential telephone customers. *Interfaces*, 21-31.
- Steenackers, A., & Goovaerts, M. (1989). A credit scoring model for personal loans. *Insurance: Mathematics and Economics*, 31-34.
- Tsaih, R., Liu, J., & Lien, Y. (2004). Credit scoring system for small loans. *Decision Support System*, 91-99.
- Viganò, L. (1993). A credit-scoring model for development banks: An African case study. *Savings and Development*, 441-482.

- Wiginton, J. (1980). A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 757-770.
- Winters, P. (1960). Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. *Management Science*, 324-342.
- Yang , Y., Nie, G., & Zhang , L. (2005). Retail exposures credit scoring models for chinese commercial banks. En A. E. Al., *Computational Science* (págs. 633-642). Berlin: Springer Berlin Heidelberg.