

**MEDICIÓN DE LOS DETERMINANTES CUALITATIVOS DEL
INCUMPLIMIENTO DE PAGO DE LA CARTERA DE MICROCRÉDITO EN
COLOMBIA**

Catalina Moreno Osorio

**UNIVERSIDAD EAFIT
ESCUELA DE ECONOMÍA Y FINANZAS
MAESTRÍA EN ADMINISTRACIÓN FINANCIERA
SANTIAGO DE CALI**

2018

MEDICIÓN DE LOS DETERMINANTES CUALITATIVOS DEL INCUMPLIMIENTO DE PAGO DE LA CARTERA DE MICROCRÉDITO EN COLOMBIA*

Catalina Moreno Osorio**

katalinita_123@hotmail.com

Resumen

El microcrédito puede ser visto como un conjunto de operaciones definidas dentro de la ley y reguladas por el sistema financiero, que se destinan a realizar préstamos de monto reducido con condiciones especiales, en tasa de interés y plazos de amortización a microempresarios, hogares y personas que necesiten inversión en capital de trabajo, compra de activos fijos o de cartera en sus proyectos productivos de etapa inicial o andantes. Teniendo en cuenta que esta fuente de financiación posee un gran potencial de desarrollo, dada la cantidad de microempresas e informalismo en el país, y que desde el año 2011 ha sido la cartera con mayor participación en cuanto al número de deudores, pues viene creciendo a un ritmo superior que la cartera total del sistema financiero además de presentar un deterioro en los indicadores de riesgo de crédito, el objetivo del presente trabajo es realizar una medición de los determinantes cualitativos del incumplimiento de pago de la cartera del microcrédito en Colombia. Para ello, se hace uso del concepto de información suave, la cual incluye variables socioeconómicas y características de las microempresas y los deudores que pueden determinar el impacto de las mismas sobre la probabilidad de mora. Usando la metodología modelo de regresión logística se obtendrán evidencias estadísticas a favor o en contra de la hipótesis.

Palabras clave

Microcrédito, incumplimiento de pago, determinantes cualitativos, información suave, proyectos productivos, indicadores de riesgo, deuda, cartera, deudor Colombia.

Abstract

The microcredit can be seen as a set of operations defined within the law and regulated by the financial system that are intended to make loans of reduced amount with special conditions in interest rates and amortization periods to microentrepreneurs, households and people who need investment in working capital, purchase of fixed assets or portfolio in their productive projects of initial stage and/ or errant. Bearing in mind that this source of financing has a great potential for development given the number of micro-enterprises and informalism in the country and that since 2011 has been the portfolio with the largest share in the number of debtors, as it has been growing at a higher than the total portfolio of the financial system. In addition to presenting a deterioration in

* Trabajo de grado para optar al título de Maestría en Administración Financiera de la Universidad EAFIT, Santiago de Cali, agosto de 2018.

** Economista de la Universidad de San Buenaventura Cali, Especialista en Finanzas de la Universidad EAFIT, candidata a Magíster en Administración Financiera de la Universidad EAFIT.

the credit risk indicators, the qualitative determinants of non-payment of the microcredit portfolio in Colombia. To do this, the concept of soft information is used, which includes socioeconomic variables and characteristics of microenterprises and debtors that can determine their impact on the probability of default. Using the logistic regression model methodology, you will obtain statistical evidence for or against the hypothesis.

Keywords

Microcredit, payment default, qualitative determinants, soft information, productive projects, risk indicators, debt, portfolio, debtor, Colombia.

1. INTRODUCCIÓN

En el año 2000, el Congreso de Colombia llevó a cabo la reglamentación de acciones para la promoción en el país de las micro, pequeñas y medianas empresas (República de Colombia, 2000) con el objetivo de promover mercados competitivos, lo que se ha convertido en un mecanismo fundamental para la vinculación de distintas personas a las actividades productivas, generando empleos y mejorando la calidad de vida de muchos individuos.

Por lo general, aunque las microempresas representan un gran porcentaje en la contribución de la creación de empresas, en la mayoría de economías, los microempresarios no cuentan con suficientes fondos para la construcción o mantenimiento de sus negocios. Esto ha propiciado que las entidades financieras lleven a cabo la implementación de una línea de crédito enfocada a este nicho de mercado, que permite que, bajo unas características específicas, se pueda acceder a préstamos para inversiones de distintos tipos.

Actualmente, en Colombia esta ha sido la cartera con mayor participación en cuanto al número de deudores. Su crecimiento ha superado la cartera total del sistema financiero presentando un deterioro en los indicadores de riesgo de crédito, por lo que se sugiere hacer un análisis para lograr entender la información relevante a la hora de aprobar y desembolsar capitales y, también, otorgar herramientas para el adecuado crecimiento sostenible del microcrédito.

Dado lo anterior, el objetivo del presente trabajo es realizar una medición de los determinantes cualitativos del incumplimiento de pago de la cartera del microcrédito en Colombia. Para ello, se hace uso del concepto de información suave, la cual incluye variables socioeconómicas y características de las microempresas y los deudores que pueden determinar el impacto de las mismas sobre la probabilidad de mora.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo general

Medir los determinantes cualitativos del incumplimiento de pago de la cartera de microcrédito en Colombia utilizando las metodologías econométricas, con el fin de demostrar que se tienen variables cualitativas significativas en la ocurrencia de incumplimiento de pago en dicha modalidad de préstamo.

2.2 Objetivos específicos

- Caracterizar la población que accede a los microcréditos para identificar los factores de riesgo que se puedan presentar.
- Reconocer las variables relevantes que serán motivo de análisis para estimar la probabilidad de incumplimiento de los clientes.
- Desarrollar un modelo de regresión logística para medir el impacto de los determinantes cualitativos en el incumplimiento de pago de la cartera de microcrédito en Colombia.
- Comprobar, a través de resultados, la veracidad del objeto de análisis.

3. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

3.1 Definición del problema

El comportamiento de la cartera del microcrédito en Colombia ha venido en constante aumento desde el año 2011. El incremento de otorgamiento de créditos bajo esta modalidad, el impago de préstamos vigentes y el sobreendeudamiento de los clientes es el factor que más ha influido en los indicadores de riesgo del sistema. Al tener, dentro del conjunto de usuarios, personas con gran variedad de características cualitativas, se considera importante realizar una medición de los posibles determinantes de este tipo que generen o sean influyentes en el incumplimiento del pago de microcréditos en Colombia.

3.2 Justificación

Gracias a la informalidad laboral colombiana los microcréditos se han convertido, en la última década, en una herramienta importante de trabajo para todas aquellas personas que no cuentan con recursos suficientes para empezar o sostener sus pequeños negocios, y que, además, no han tenido ni historias crediticias ni relación con la banca formal. Dado que la información de medición para controlar o mitigar el riesgo a posibles incumplimientos de pago ha sido escasa, se ha identificado un deterioro significativo de la cartera y un aumento de endeudamiento de las personas.

Actualmente, se llevan a cabo los filtros de préstamos financieros utilizando métodos cuantitativos, como información de balances, estados de resultados, flujos de caja, retorno de activos, margen EBITDA, entre otros. Sin embargo, no ha sido suficiente puesto que se presenta sobreendeudamiento de los clientes y morosidad en las carteras de las entidades financieras.

Por lo anterior, en este trabajo se realiza una propuesta para medir las posibles variables no financieras o cualitativas que sean significativas y que, a su vez, ayuden a mitigar el riesgo de impago.

4. MARCO TEÓRICO

En Colombia, el marco jurídico encargado de dictar las disposiciones para promover el desarrollo de las micro, pequeñas y medianas empresas es la ley 590 de 2000. En ella, una microempresa se define como:

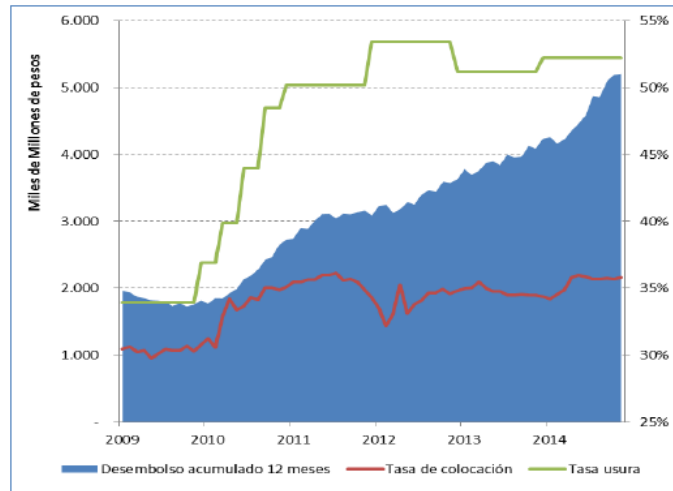
Toda unidad de explotación económica realizada por cualquier persona natural o jurídica, en actividades agropecuarias, industriales, comerciales o de servicios, en el área rural o urbana que cuenta con una planta de personal no superior a los diez trabajadores y tiene activos totales por valor inferior a 501 Salarios Mínimos Mensuales Legales Vigentes (SMMLV) (República de Colombia, 2000).

Aunque dicha ley ha tenido modificaciones y, en la actualidad, está reglamentada bajo el decreto nacional 2473 del 2010, el objetivo principal de la misma es:

Promover el desarrollo integral de las micro, pequeñas y medianas empresas en consideración a sus aptitudes, para la generación de empleo, el desarrollo regional, la integración entre sectores económicos, el aprovechamiento productivo de pequeños capitales y teniendo en cuenta la capacidad empresarial de los colombianos. Estimular la formación de mercados altamente competitivos mediante el fomento a la permanente creación y funcionamiento de la mayor cantidad de micro, pequeñas y medianas empresas, Mipymes (República de Colombia, 2000).

En principio, dicha modalidad de crédito se creó con un objetivo positivo para la economía general del país; para el año 2007, la Superintendencia Financiera decidió implementar un cambio en la certificación del interés bancario corriente por modalidad, dado que el acceso a los microcréditos se veía muy limitado por las tasas, puesto que no le permitían a las entidades financieras la recuperación de los costos operativos; lo cual logró dinamizar este tipo de crédito, tal como se evidencia en la siguiente figura.

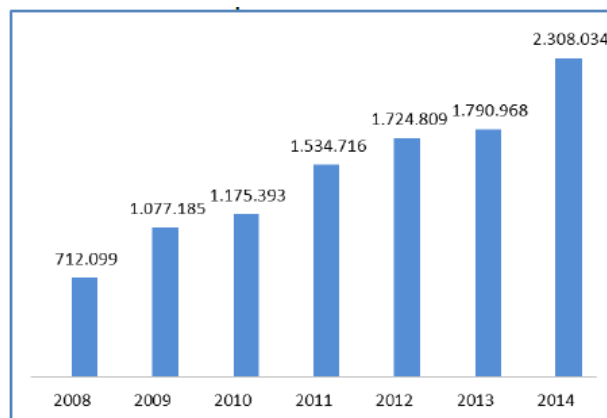
Figura 1. Tasa promedio, tasa de usura y desembolsos de microcrédito 2009-2014



Fuente: “Estrategia Nacional de inclusión financiera en Colombia” (2016).

Aunque dicha determinación se creía eficiente, los resultados no han sido los esperados debido a la dinámica creciente y el deterioro de la cartera de los microcréditos durante la última década. En la figura 2 se puede ver que el número de personas que han tomado microcréditos se ha triplicado desde el 2008 hasta el 2014:

Figura 2. Número de personas con microcrédito 2008-2014

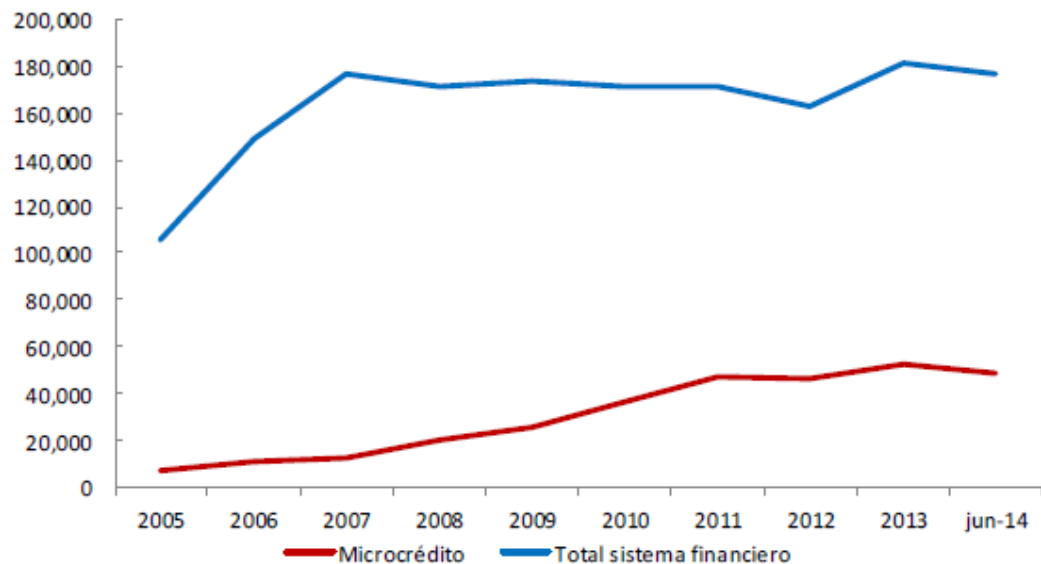


Fuente: “Estrategia Nacional de inclusión financiera en Colombia” (2016).

Lo anterior demuestra que el número de deudores de la cartera de microcrédito tiene una tendencia creciente, mientras que la del sistema financiero se mantiene estable.

El número de deudores promedio de las entidades que otorgan microcrédito pasó de 12.139 a finales de 2007 a 48.280 a mediados de 2014. Es importante mencionar que los deudores con microcréditos han incrementado su representatividad en el total de clientes del sistema financiero; mientras en el año 2005 representaban el 3 % del total de clientes, a junio de 2014 participaron con el 15,6 %, alcanzando un total de 2.124.321 y ubicándose, detrás de consumo, como la modalidad con la segunda participación más alta (Clavijo, 2016, p. 5).

Figura 3. Número deudores promedio por entidad cartera microcrédito y cartera total

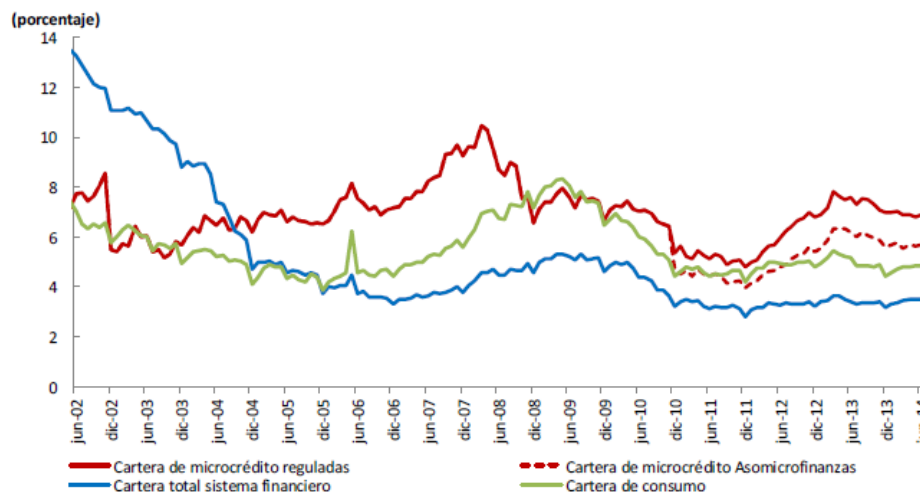


Fuente: Clavijo (2016).

Es claro que el comportamiento de los microcréditos expresados en saldo y número de deudores es un reflejo de la entrada de colombianos al sistema financiero, lo que implica que incurran en mayores probabilidades de riesgo, exista sobreendeudamiento de los clientes y el aumento de la morosidad en la cartera sea inminente.

Tal como lo muestra su indicador de mora (IM), calculado como la razón entre el saldo de cartera vencida (créditos con mora mayor a 30 días) y el saldo de la cartera total. Entre diciembre de 2011 y junio de 2014 el IM presentó un aumento de 1,7 puntos porcentuales (pp), alcanzando un nivel de 5,7 %; mientras que los IM de las modalidades comercial y de consumo muestran un aumento de 68 y 65 puntos básicos (pb), respectivamente, y la de vivienda una disminución de 70 pb durante el mismo periodo, ubicándose a junio de 2014 en 2,4 %, 4,9 % y 4,8 %, en su orden. Cabe resaltar que desde diciembre de 2012 la cartera de microcrédito es la modalidad con niveles de IM más altos del sistema financiero (Clavijo, 2016, p. 6).

Figura 4. Indicador de mora de la cartera de microcrédito y la cartera total

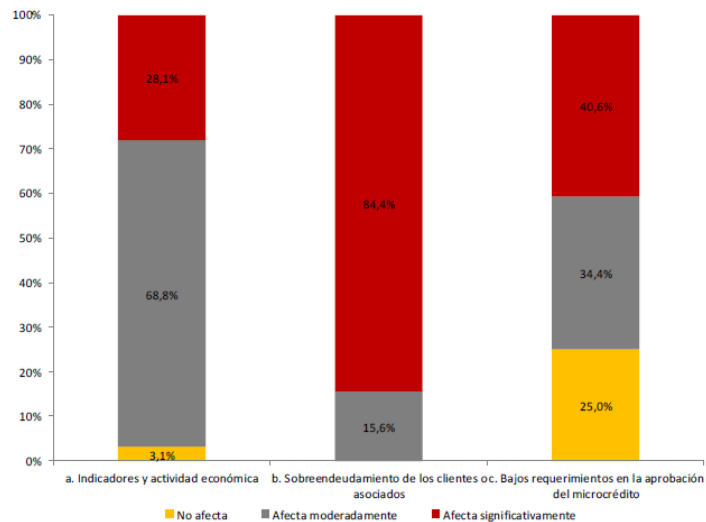


Fuente: Clavijo (2016).

Ante la preocupación de los entes de control, sobre el comportamiento creciente ocurrente del IM de la cartera de microcrédito y el deterioro de la misma, desde finales del 2011, se decide intentar identificar variables que expliquen el fenómeno en mención y ayuden a mitigar el riesgo en esta modalidad de crédito.

Las entidades encuestadas en el Reporte Sobre la Situación Actual del Microcrédito en Colombia, publicado por el Banco de la República en septiembre de 2013, manifestaron que el sobreendeudamiento de los clientes o asociados, entendido como que el endeudamiento de los agentes supera su capacidad de pago, era el factor que más había influido en el incremento de los indicadores de riesgo de crédito, seguido por el desempeño de la actividad económica y la laxitud en los requerimientos exigidos para la aprobación de nuevos microcréditos (Clavijo, 2016, p. 6).

Figura 5. Factores que influyen actualmente en el incremento de riesgo de microcrédito



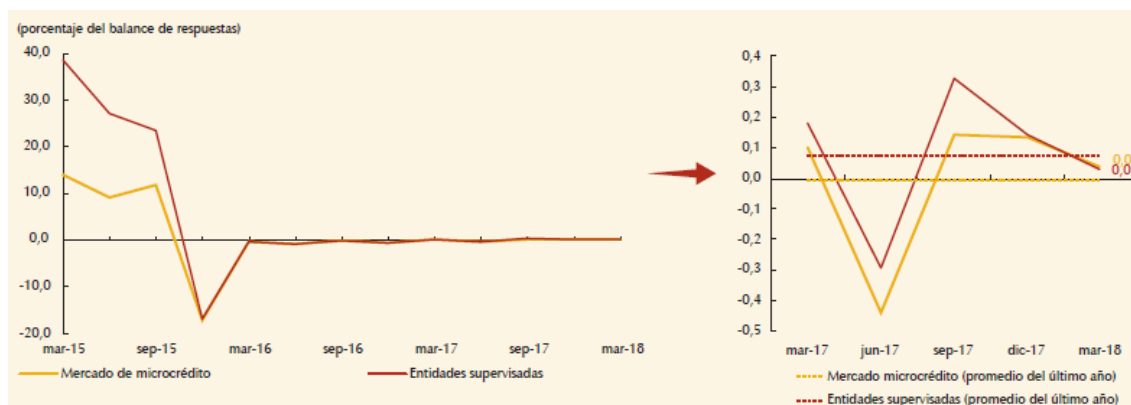
Fuente: Clavijo (2016).

El mismo reporte de marzo de 2014 señala las medidas de carácter ex ante y ex post que las IMF tomaron para reducir la tendencia creciente del riesgo de crédito de la cartera de microcrédito. Por un lado, las medidas ex ante consistieron principalmente en ser más estrictas en el puntaje que asignaban a cada uno de los potenciales clientes y en restringir el otorgamiento de microcréditos a los microempresarios que tenían más de tres préstamos vigentes con el sistema financiero. Por otro lado, las medidas ex post se basaron en implementar nuevas estrategias de cobranza y capacitar mejor a sus asesores comerciales (Clavijo, 2016, p. 7).

Actualmente, estas medidas han permitido mitigar un poco más el riesgo que se tenía con respecto al tema, en cuanto a los clientes entrantes al sistema financiero bajo adquisición de créditos en la modalidad del microcrédito.

Durante el primer trimestre de 2018 la percepción de la demanda por nuevos microcréditos se ubicó en cero, para ambos mercados de microcrédito: entidades reguladas y no reguladas. Esta baja percepción de demanda podría estar asociada con la persistente desaceleración económica (Segovia y Yanquen, 2018, p. 2).

Figura 6. Cambio en la percepción de la demanda por nuevos microcréditos



Fuente: Segovia y Yanquen (2018).

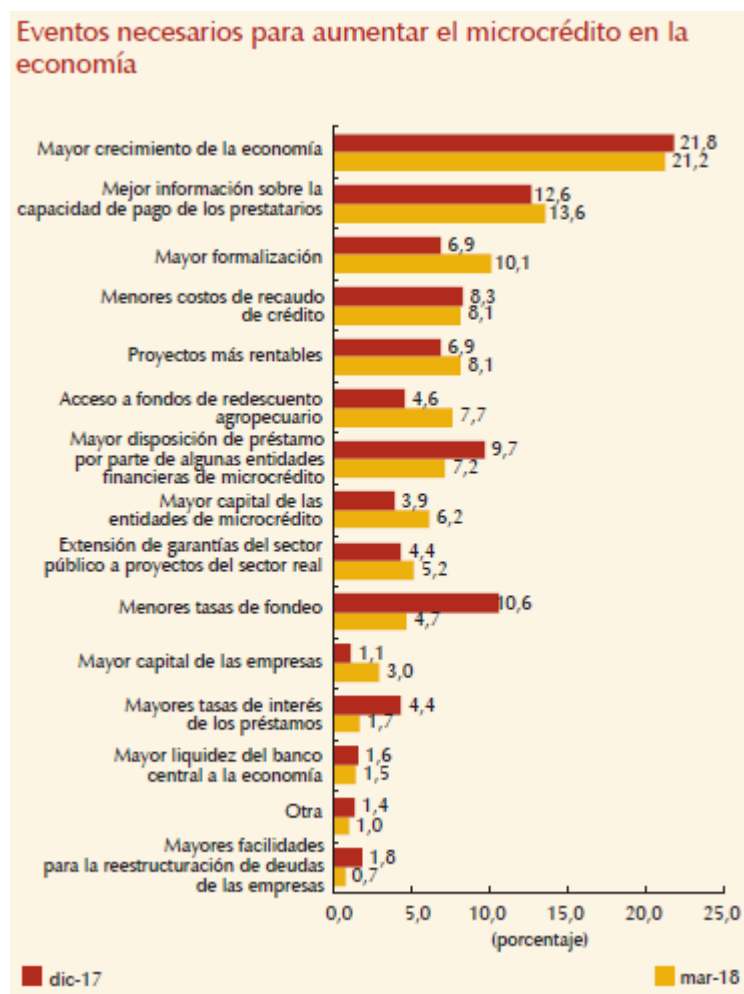
Así mismo, las entidades financieras han optado por realizar cambios en las exigencias a la hora de otorgar créditos, para intentar blindar su cartera de la morosidad alta; además, han evaluado factores que impiden otorgar mayores volúmenes de microcréditos, así como también los posibles eventos en los que deberían aumentar la colocación de estos en la economía.

Figura 7. Factores que impiden otorgar un mayor volumen de microcrédito



Fuente: Segovia y Yanquen (2018).

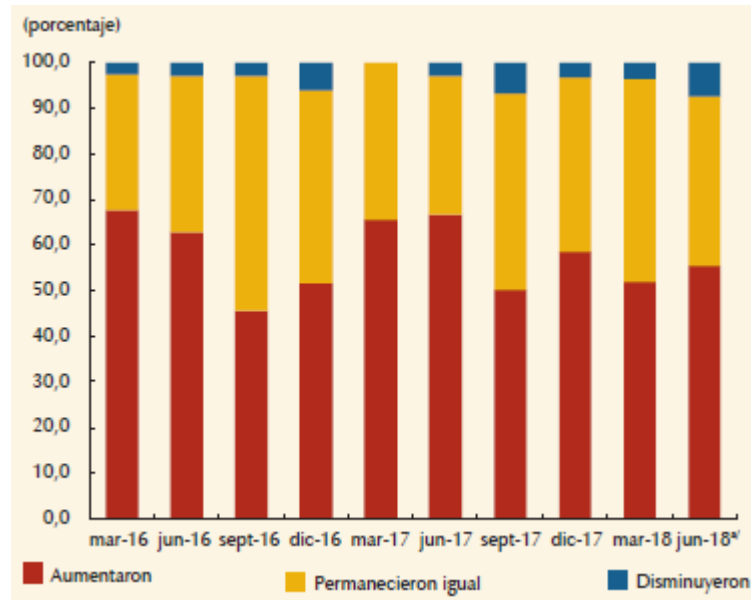
Figura 8. Eventos necesarios para aumentar el microcrédito en la economía



Fuente: Segovia y Yenquen (2018).

Al analizar los cambios en las políticas de asignación de nuevos microcréditos, aproximadamente la mitad de las entidades aumentó las exigencias (51,9 %), cifra superior al nivel esperado de acuerdo con la información provista en diciembre de 2017 (48,3 %). Este aumento en las exigencias se explica, de acuerdo con los encuestados, por un mayor deterioro de la cartera y una perspectiva económica menos favorable o incierta. Por otro lado, se aprecia que un 44,4 % mantuvo sus exigencias y el 3,7 % restante las redujo (Segovia y Yanquen, 2018, p. 3).

Figura 9. Cambios en las exigencias en la asignación de nuevos microcréditos



Fuente: Segovia y Yanquen (2018).

Pero, dado el esfuerzo de las entidades financieras para mitigar el riesgo, aún existen vacíos en asertividad de las variables, pues las existentes no controlan el sobreendeudamiento. “En caso de presentarse un crecimiento acelerado de la demanda de microcrédito, el 30,9 % de las entidades estima que se observaría un sobreendeudamiento en los microempresarios” (Segovia y Yanquen, 2018, p. 3).

Figura 10. Consecuencias en el crecimiento de la demanda de microcrédito



Fuente: Segovia y Yanquen (2018).

Por tanto, para tener bases sólidas y poder llevar a cabo el objetivo del presente trabajo, se hace uso de dos conceptos fundamentales, que se plantean a continuación.

5. MODELOS DE REGRESIÓN LOGÍSTICA

Los modelos de regresión logística pertenecen al conjunto de Modelos Lineales Generalizados. Se parte de una variable de respuesta dicotómica o binaria, la cual se puede representar mediante una distribución de probabilidad binomial. Esta variable muestra la ocurrencia o no de un evento específico y da a conocer la probabilidad de ocurrencia a través de un conjunto de variables explicativas. La forma del modelo de regresión logístico es:

$$\pi = \frac{1}{1+\exp(-Z)} \text{ donde } Z = \alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k \quad (1)$$

Esta es la parte lineal del modelo que se deriva de la función canónica de enlace a la familia exponencial (Hosmer & Lemeshow, 2004) y π representa la probabilidad de default de un cliente.

Los parámetros de la regresión lineal se pueden transformar con la función logaritmo natural, y se interpretan como la relación de odds de la variable dependiente. Los odds corresponden al cociente entre el número de veces que la variable dependiente toma el valor de 0 sobre el número de veces que toma el valor de 1.

Teniendo en cuenta el escenario del riesgo de crédito, si se define el valor de 1 para un cliente que cayó en incumplimiento “Malo” y 0 un cliente “Bueno”, la relación de odds indica la razón de cuántos clientes buenos existen por cada cliente malo. Este es un indicador de riesgo, similar a la tasa de malos. El modelo de regresión logística no tiene supuestos teóricos sobre la distribución del error. Adicionalmente, en este modelo se pueden incluir variables de tipo numéricas y cualitativas, o categóricas simultáneamente.

6. CURVAS ROC

Las curvas ROC son una metodología desarrollada para analizar un sistema de decisión, con la finalidad de proporcionar herramientas para, independientemente del coste de distribución, seleccionar los modelos más óptimos de un estudio. Esto representa, de forma gráfica, la sensibilidad frente a la especificidad para un sistema clasificador binario dependiendo de la variación del umbral de discriminación, es decir, la razón o ratio de verdaderos positivos (VPR) frente a la razón o ratio de falsos positivos (FPR).

Se considera que un modelo es preciso y tiene alta capacidad de discriminación cuando el área es al menos el 0,7, equivalente a un 70% (Hosmer & Lemeshow, 2004).

Generalmente, tomando un 80% como parte de la muestra, se evidencia que la capacidad discriminativa de un test diagnóstico, el cual se refiere a la habilidad para distinguir los clientes default vs. los no default y cuyo parámetro a estimar es el área bajo la curva, me ayuda a determinar qué tan viable y efectivo es dicho test para discriminar los dos tipos de perfiles, a lo largo de todo el rango de puntos de corte posible.

Dado lo anterior, finalmente, teniendo en cuenta el contexto del microcrédito en Colombia y la aplicación de conceptos importantes para unos resultados asertivos, a través de este trabajo se busca realizar una medición de las posibles variables cualitativas que afecten o tengan incidencia en el aumento de la cartera del microcrédito.

7. MATERIALES Y MÉTODOS

7.1 Materiales

La información con la cual se construirán los modelos proviene de una base de datos del portafolio de microcréditos de una compañía de financiamiento de la ciudad de Cali.¹ Se utilizaron variables de la historia de crédito del cliente, provenientes de las bases de datos propias de la entidad y CIFIN, contando, además, con información de los créditos realizados durante 19 meses comprendidos entre enero de 2013 hasta agosto de 2014, y el estado actual del asociado en la central de riesgo CIFIN a agosto de 2014.

Las variables que se tendrán en cuenta en este primer análisis se describen en la siguiente tabla.

¹ El nombre de la compañía de financiamiento será omitido.

Tabla 1.

Variables categóricas y cuantitativas

| | VARIABLE | DESCRIPCIÓN | UNIDAD | TIPO |
|---|---------------------|--|--------------------|-----------------------|
| DEPENDIENTE | DEFAULT | Incumplimiento crediticio (Cliente con calificación de B,C,D,E o que presente más de 60 días de mora) | 0. No | Categórica Nominal |
| | | | 1. Sí | |
| I N D E P E N D I E N T E | SEXO | Género | 0. Hombre 1. Mujer | Categórica Nominal |
| | EDAD | Edad en años cumplidos del cliente | Años | Cuantitativa discreta |
| | ANTIGÜEDAD | Tiempo en años de ser cliente de la entidad | Años | Cuantitativa discreta |
| | INGRESOS | Ingresos mensuales del cliente | \$ | Cuantitativa continua |
| | CARTERA CONSUMO | Saldo deuda por crédito | \$ | Cuantitativa continua |
| | CARTERA TOTAL | Saldo de la deuda de la totalidad de los créditos | \$ | Cuantitativa continua |
| | CUOTA CONSUMO | Cuota mes por crédito | \$ | Cuantitativa continua |
| | CUOTA TOTAL | Valor total de las cuotas | \$ | Cuantitativa continua |
| | NRO DE CRÉDITOS | Número de créditos total | Unidades | Cuantitativa discreta |
| | MAX. NÚMERO CUOTA | Número máximo de cuotas de los créditos | Unidades | Cuantitativa continua |
| | ENDEUDAMIENTO TOTAL | Porcentaje de endeudamiento del cliente | % | Paramétrica |

Fuente: elaboración propia.

7.2 Metodología

Una vez depurada y consolidada la información, se contempla el desarrollo de tres fases:

- **Análisis exploratorio de datos**

El objetivo del análisis exploratorio es un primer acercamiento a los datos, con lo que se quiere ver la influencia de ciertas variables en el comportamiento crediticio de los microempresarios bajo estudio.

En primera instancia, se presentan las principales estadísticas descriptivas, como gráficos y tablas de frecuencias para las variables cualitativas, y el cálculo de indicadores, como el promedio, desviación estándar, mínimo y máximo para las variables cuantitativas.

- **Modelo de regresión logística**

Para determinar qué variables presentan un aporte significativo en la explicación de la probabilidad de incumplimiento, para la población de microempresarios

analizados, se genera un modelo que contiene todas las variables de interés que se quieren evaluar y todas las interacciones posibles, para lograr el contraste de la siguiente hipótesis: H_0 : el modelo ajustado no difiere del modelo saturado y H_1 : el modelo ajustado difiere del modelo saturado. El modelo saturado es el que contiene la mayor cantidad de parámetros como número de observaciones en el conjunto de datos. El modelo ajustado se refiere al modelo en el que se ha realizado una evaluación de las variables del modelo donde se prueba la significancia de estas en relación con las variables de estudio.

La capacidad para predecir la probabilidad o el riesgo de default de un individuo debe ser el atributo más útil del modelo. Por lo tanto, la capacidad predictiva debe discriminar entre los buenos deudores y los malos deudores, entendiéndose como aquellos que registran una baja probabilidad de incumplimiento para los primeros, y viceversa para los segundos.

- **Comparación, validación y resultados de datos obtenidos**

Se realiza bajo la metodología de curvas ROC, para ayudar a determinar qué tan variable y efectiva es la discriminación de los tipos de perfiles a lo largo del rango de puntos de corte posible, en el área bajo la curva. Después se analizan los resultados obtenidos.

8. DESARROLLO DEL PROYECTO

8.1 Análisis exploratorio Univariado de datos

A continuación, se presentan las principales características de cada una de las variables de estudio.

- **Default (incumplimiento crediticio)**

Para el estudio se definió como un cliente default aquel que tenga más de 60 días de mora en el pago de su obligación, o aquel que presente una calificación crediticia B, C, D, o E.

Tabla 2.

Default de la entidad por crédito de consumo

| Variable | # clientes | % |
|--------------|------------|-------------|
| Default | 741 | 95% |
| No default | 39 | 5% |
| Total | 780 | 100% |

Fuente: elaboración propia.

De acuerdo con la tabla 2 se observa que el 95 % de la población en estudio no presenta default. Tan solo un 5 % presenta mala calificación o más de 60 días de mora en el cumplimiento de su obligación. El monto de cartera en riesgo para la entidad es de \$1.532.680.817 y representa el 8 % de la totalidad de la misma.

- **Sexo de los asociados**

De acuerdo con la tabla 3 se observa que los hombres tienen una participación mayor en el default frente al género femenino. Del 100 % de porcentaje de incumplimiento abarcan un 64 % frente a las mujeres, que tienen un 36 %. Sin embargo, ellos también tienen una participación mayor en la toma de créditos con la entidad.

Tabla 3.

Frecuencia por sexo de los clientes

| Sexo | # clientes default | % | # clientes No default | % |
|--------------|--------------------|-------------|-----------------------|-------------|
| Hombre | 25 | 64% | 439 | 59% |
| Mujer | 14 | 36% | 302 | 41% |
| Total | 39 | 100% | 741 | 100% |

Fuente: elaboración propia.

- **Edad (años cumplidos del cliente)**

La tabla 4 y la figura 11 representan los estadísticos descriptivos y la distribución de la edad.

Tabla 4.

Descriptivos edad

| Edad | Global | Clientes no default | Clientes default |
|---------|--------|---------------------|------------------|
| Media | 57 | 57 | 55 |
| Mediana | 58 | 58 | 54 |
| Máximo | 92 | 92 | 79 |
| Mínimo | 27 | 27 | 30 |

Fuente: elaboración propia.

Figura 11. Edades de los clientes



Fuente: elaboración propia.

Se observa que las personas que piden microcréditos son de distintas edades; el rango se encuentra entre 27 y 92 años. Sin embargo, la edad en la cual se

encuentra concentrada la población de default es de 55 años. Según las cifras, los clientes son mayormente propensos a retrasar sus pagos a los 30 años, y después de los 79 tratan de normalizar sus obligaciones.

- **Antigüedad (años de ser clientes de la entidad)**

La tabla 5 y la figura 12 demuestran que la mayoría de los clientes en estudio llevan entre 8 y 31 años como clientes de la entidad. Aunque el promedio global de años de permanencia de los clientes en la entidad corresponde a 18 años, se observa que a la hora de incumplir no incide mucho cuánto tiempo se lleve vinculado a la entidad, puesto que desde el primer año de permanencia se presenta riesgo de default. En promedio, los clientes asociados desde hace 15 años son los mas propensos a incumplir.

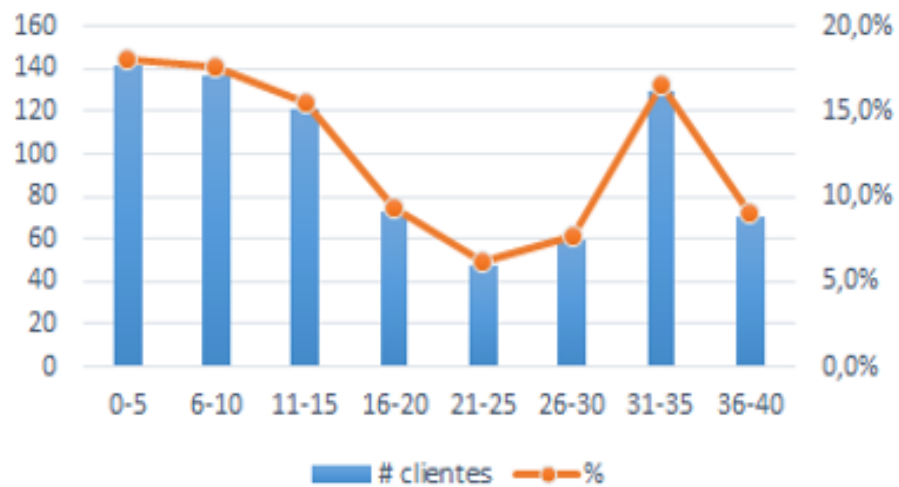
Tabla 5.

Descriptivos antigüedad

| Antigüedad | Global | Clientes no default | Clientes default |
|------------|--------|---------------------|------------------|
| Media | 18 | 18 | 15 |
| Mediana | 15 | 15 | 10 |
| Máximo | 37 | 37 | 37 |
| Mínimo | 0 | 0 | 1 |

Fuente: elaboración propia.

Figura 12. Antigüedad de los clientes



Fuente: elaboración propia.

- **Ingresos**

La tabla 6 y la figura 13 representan los estadísticos descriptivos y la distribución de la antigüedad.

Tabla 6.

Descriptivos ingresos

| Ingresos | Global | Cientes no default | Cientes default |
|----------|---------------|--------------------|-----------------|
| Media | \$ 5.366.430 | \$ 5.404.108 | \$ 4.650.560 |
| Mediana | \$ 5.038.962 | \$ 5.038.962 | \$ 4.799.180 |
| Máximo | \$ 22.197.021 | \$ 22.197.021 | \$ 8.644.666 |
| Mínimo | \$ 633.825 | \$ 633.825 | \$ 1.020.386 |

Fuente: elaboración propia.

Figura 13. Ingresos



Fuente: elaboración propia.

Se observa que el rango de ingresos obtenidos por los clientes vinculados tiene una brecha bastante amplia entre sí. En promedio, los clientes que cumplen de manera regular con sus obligaciones ganan un salario mayor a cinco millones de pesos. Si bien la diferencia entre los ingresos del default y no default es del 14 %, se evidencia que entre menor salario mayor riesgo de incumplimiento.

- **Cartera consumo**

Representa el saldo de la deuda por pagar por crédito. En la tabla 7 y figura 14 se observa que los clientes que presentan mayor incumplimiento adeudan más a la cartera con la entidad, y se encuentran un 52 % sobreendeudados con respecto al promedio.

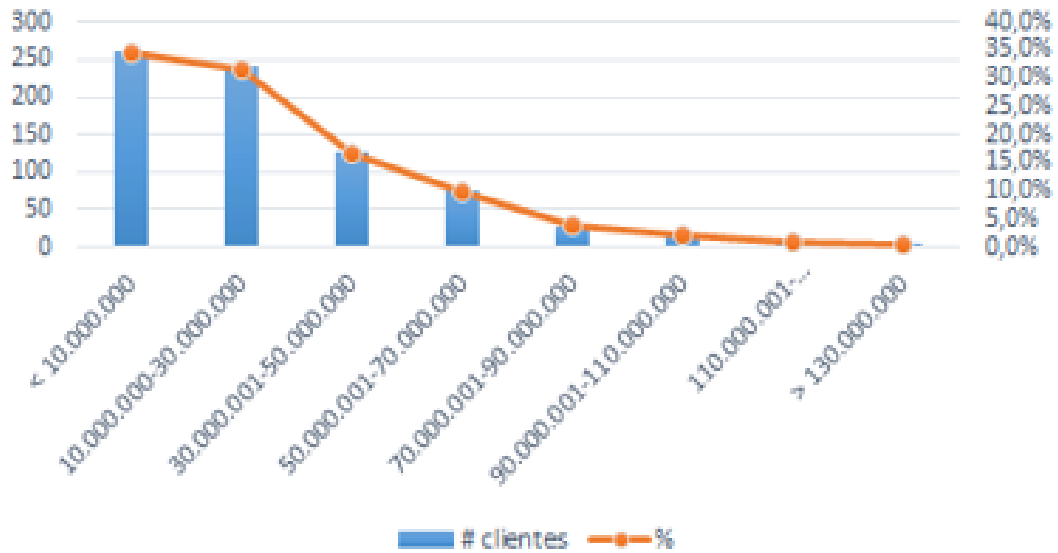
Tabla 7.

Cartera de consumo (microcréditos)

| Cartera consumo | Global | Cientes no default | Cientes default |
|-----------------|----------------|--------------------|-----------------|
| Media | \$ 25.830.466 | \$ 25.121.569 | \$ 39.299.508 |
| Mediana | \$ 16.794.457 | \$ 16.469.064 | \$ 32.466.924 |
| Máximo | \$ 201.795.026 | \$ 201.795.026 | \$ 128.440.843 |
| Mínimo | \$ - | \$ - | \$ 32.161 |

Fuente: elaboración propia.

Figura 14. Monto deuda



Fuente: elaboración propia.

- **Cartera total**

Representa el saldo de la deuda por la totalidad de créditos. En la tabla 8 y figura 15 se presentan sus principales estadísticos descriptivos, y su respectiva distribución.

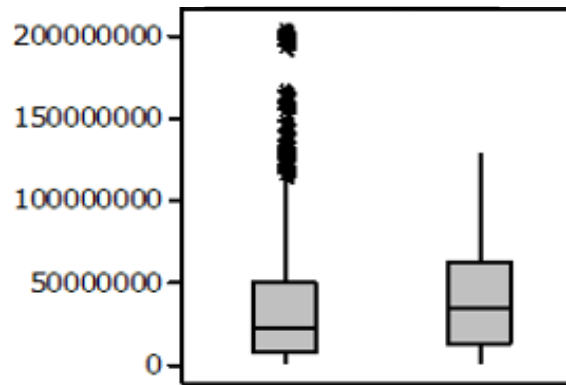
Tabla 8.

Cartera total

| Ingresos | Global | Clientes no default | Clientes default |
|----------|----------------|---------------------|------------------|
| Media | \$ 33.856.584 | \$ 33.441.629 | \$ 41.740.724 |
| Mediana | \$ 21.391.262 | \$ 20.532.590 | \$ 34.696.167 |
| Máximo | \$ 203.961.292 | \$ 203.961.292 | \$ 128.440.843 |
| Mínimo | \$ 1.711 | \$ 1.711 | \$ 32.161 |

Fuente: elaboración propia.

Figura 15. Cartera total



Fuente: elaboración propia.

Se evidencia que el monto promedio de cartera de los clientes es de \$33.856.584. Si bien los clientes default presentan mora en sus obligaciones, se observa que los que cumplen sus compromisos financieros a tiempo son los que mayor saldo de cartera tienen con la entidad. Esto puede darse por distintos factores, tales como la cantidad de monto desembolsado o los gastos financieros y de mora en los que incurren, de forma adicional, las personas morosas.

- **Cuota consumo**

Representa el valor de la cuota mensual por crédito. En la tabla 9 y figura 16 se presentan sus principales estadísticos descriptivos y su respectiva distribución.

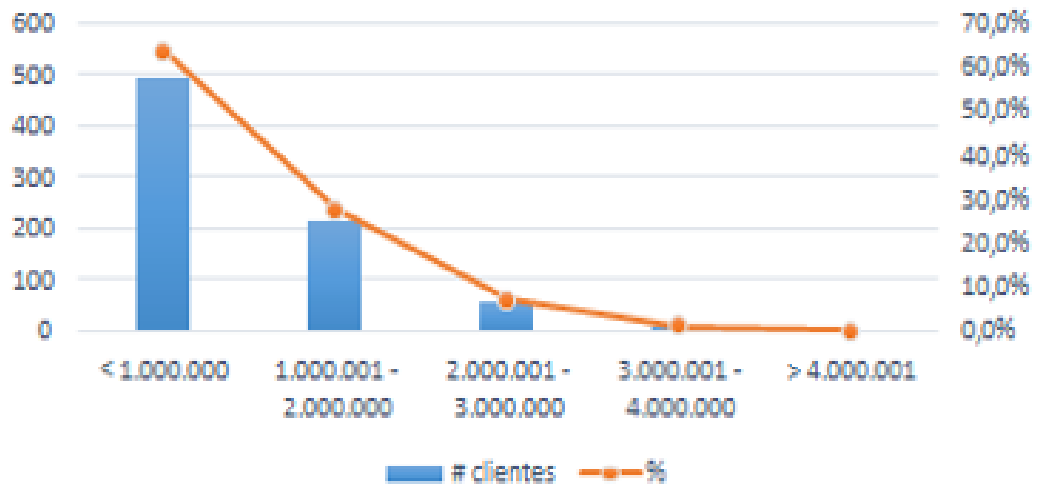
Tabla 9.

Cuota consumo

| Cuota consumo | Global | Clientes no default | Clientes default |
|---------------|------------|---------------------|------------------|
| Media | \$ 760.455 | \$ 739.293 | \$ 1.162.534 |
| Mediana | \$ 575.037 | \$ 563.329 | \$ 1.005.258 |
| Máximo | 6664588 | 6664588 | 3517756 |
| Mínimo | \$ - | \$ - | \$ 34.374 |

Fuente: elaboración propia.

Figura 16. Cuota consumo



Fuente: elaboración propia.

El promedio global de la cuota mensual de los clientes es de \$760.455. Se evidencia que la cuota de las personas en default es mucho mayor a la cuota de las personas que cumplen a tiempo con su obligación.

- **Cuota total**

Representa la sumatoria de las cuotas que el deudor paga mensualmente. En la tabla 10 y la figura 17 se presentan sus principales estadísticos descriptivos y su respectiva distribución.

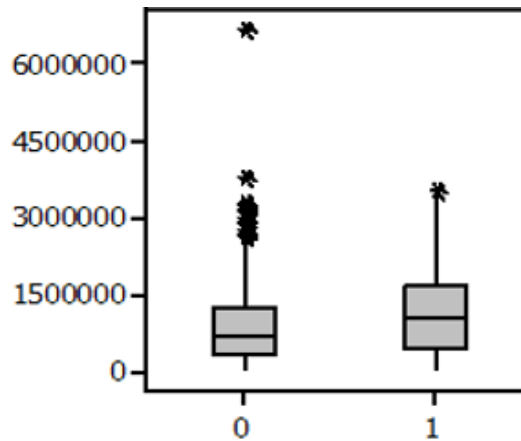
Tabla 10.

Cuota total

| Cuota Total | Global | Cientes no default | Cientes default |
|-------------|--------------|--------------------|-----------------|
| Media | \$ 885.206 | \$ 868.818 | \$ 1.196.570 |
| Mediana | \$ 694.461 | \$ 673.767 | \$ 1.074.994 |
| Máximo | \$ 6.664.588 | \$ 664.588 | \$ 3.517.756 |
| Mínimo | \$ 387 | \$ 387 | \$ 34.374 |

Fuente: elaboración propia.

Figura 17. Cuota total



Fuente: elaboración propia.

Se observa que aunque la cuota que deben cancelar los clientes en promedio es de \$885.206, los rangos entre la cuota mínima y máxima a cancelar en ambos segmentos (default y no default) es muy amplia. Sin embargo, es de notar que los clientes en default pagan un valor mayor en cuota por sus créditos.

- **Número de créditos**

En la tabla 11 se presenta el número de créditos tomados por el cliente a lo largo de su vida crediticia, discriminado según su tipo. También muestra los principales estadísticos descriptivos del número de microcréditos y su respectiva distribución.

Tabla 11.

Distribución del número de créditos

| Tipo de crédito | N. de creditos | % |
|-----------------|-----------------|-------------|
| Microcrédito | \$ 2.776 | 93% |
| Vivienda | \$ 124 | 4% |
| Ambos | \$ 98 | 3% |
| Total | \$ 2.998 | 100% |

Fuente: elaboración propia.

El 93 % de los clientes toman microcréditos. La cartera se ve concentrada en la mora por dicha modalidad, aun cuando haya personas que tengan también créditos de vivienda. Lo anterior, puede darse por la facilidad de otorgamiento de los mismos y por la rotación de la deuda para volver a financiarse cada cierto tiempo.

- **Máximo número de cuotas**

En la tabla 12 se presenta el número máximo de cuotas de un cliente. También muestra los principales estadísticos descriptivos.

Tabla 12.

Descriptivos máximo número de cuotas

| Max. # cuotas | Global | Cientes no default | Cientes default |
|---------------|--------|--------------------|-----------------|
| Media | 59 | 58 | 69 |
| Mediana | 66 | 64 | 84 |
| Máximo | 108 | 108 | 103 |
| Mínimo | 1 | 1 | 2 |

Fuente: elaboración propia.

En promedio, un cliente puede tener máximo 59 cuotas. Se observa que los clientes en default piden una vida del crédito mayor a los no default. Aunque permanecen en el rango promedio de las cuotas mínimas y máximas globales de toma de dicho crédito, se demoran 10 meses más que el promedio para cumplir con su obligación.

- **Endeudamiento total**

Obtenido como el cociente entre el valor total de las cuotas y el ingreso mensual del cliente. Representa qué porcentaje de endeudamiento tiene el cliente frente a sus ingresos. En la tabla 13 y la figura 18 se presentan sus principales estadísticos descriptivos y su respectiva distribución.

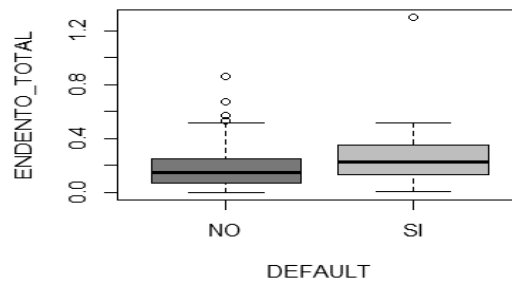
Tabla 13.

Descriptivos de endeudamiento

| Endeudamiento total | Global | Clientes no default | Clientes default |
|---------------------|--------|---------------------|------------------|
| Media | 17% | 17% | 27% |
| Mediana | 16% | 15% | 23% |
| Máximo | 130% | 86% | 130% |
| Mínimo | 0% | 0% | 1% |

Fuente: elaboración propia.

Figura 18. Distribución de endeudamiento



Fuente: elaboración propia.

El promedio global de endeudamiento de los clientes es de un 17 %, al igual que para los no default, mientras que para los default esta en un promedio del 27 %; es decir, que estos últimos comprometen más sus ingresos por las deudas adquiridas.

8.2 Modelo de Regresión Logística

Tabla 14.

Estimación de parámetros para la probabilidad de incumplimiento

| PREDICTOR | COEF | SE COEF | Z | P |
|-----------|----------|----------|-------|----------|
| CONSTANT | -470,348 | 126,599 | -3,72 | 0,000*** |
| SEXO | 0,386360 | 0,364953 | 1,06 | 0,290 |

| | | | | |
|------------------------|-----------|-----------|-------|----------|
| <i>EDAD</i> | 0,0209557 | 0,0192550 | 1,09 | 0,276 |
| <i>ANTIGÜEDAD</i> | - | 0,0237033 | -2,12 | 0,034*** |
| | 0,0503008 | | | |
| <i>INGRESOS</i> | - | 0,0000002 | -0,89 | 0,375 |
| | 0,0000001 | | | |
| <i>CARTERA_TOTAL</i> | 0,0000000 | 0,0000001 | 0,27 | 0,790 |
| <i>CUOTA_CONSUMO</i> | 0,0000039 | 0,0000040 | 0,97 | 0,331 |
| <i>CUOTA_TOTAL</i> | - | 0,0000040 | -0,79 | 0,429 |
| | 0,0000032 | | | |
| <i>NRO_CRÉDITOS</i> | 0,0075913 | 0,0669456 | 0,11 | 0,910 |
| <i>MAX_NRO_CUOTAS</i> | 0,0153306 | 0,0103879 | 1,48 | 0,140 |
| <i>CARTERA CONSUMO</i> | 0,002 | 0,001 | 3,101 | 0,078** |

Significancia al: * $p < 0,1$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$

Fuente: elaboración propia con datos de la entidad.

Al hablar de la interpretación del modelo se entiende que son revisados en términos de cocientes de ventajas; es decir, que cuando se habla de una variable específica se asume, en las conclusiones extraídas, que las demás variables permanecen constantes.

En general, se observa que las variables antigüedad y cartera consumo son estadísticamente significativas.

Para el caso de la antigüedad, al presentarse signo negativo se puede interpretar que, a mayor antigüedad del cliente en la entidad, menor posibilidad de default existe. Es decir, que la confianza puede ser tenida en cuenta como un aspecto importante para la entidad financiera a la hora de realizar un préstamo de microcrédito.

Si se analiza de forma técnica, “antigüedad” en la entidad obtuvo un $OR=0,95$, indicando que por cada año menos de antigüedad en la entidad la posibilidad a favor de ser incumplido en el pago de la obligación aumenta en 1,05 veces.

Para la cartera consumo se puede observar que a mayor monto de deuda el riesgo de default aumenta. Esto se puede ver explicado dado que el cliente que presenta esta condición tiene un nivel de endeudamiento más grande bajo el resto de las variables constantes.

Si se analiza de forma técnica, “cartera consumo” muestra un $OR=0,02$, lo que significa que por cada \$100.000 que aumenta el saldo de la deuda aumenta 1,02 veces la posibilidad a favor de ser incumplido en el pago de la obligación.

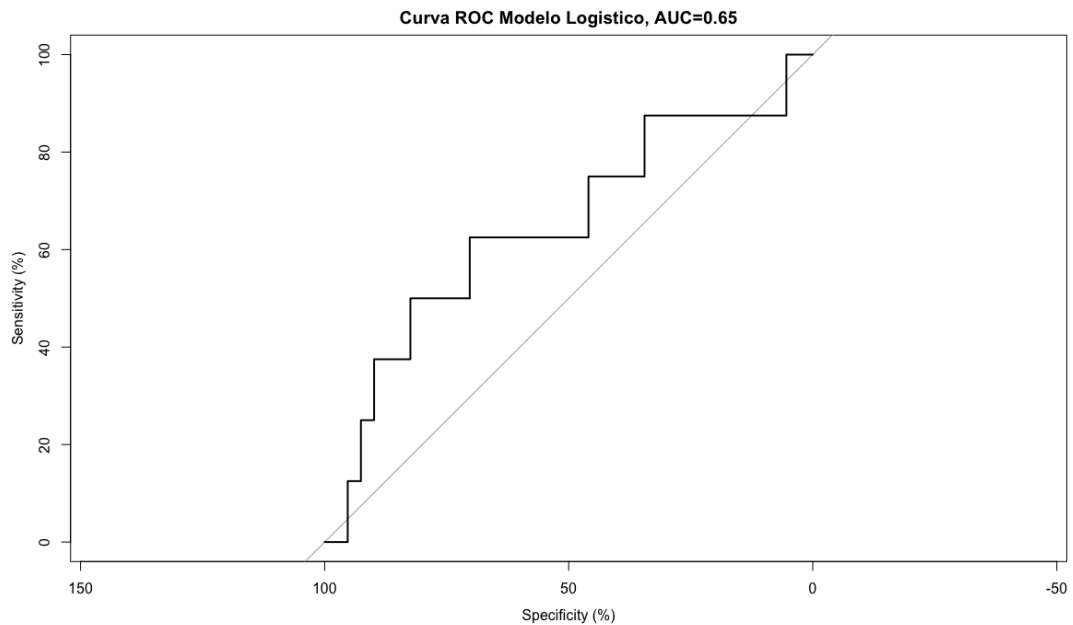
Aunque, en general, los otros factores evaluados no presentan resultados estadísticamente significativos, es bueno evaluar que:

- Los clientes más propensos al riesgo son aquellos que presentan mayor cuota de pago, pues una mayor parte de sus ingresos está comprometida con su obligación.
- Es posible que entre menor sea el cliente, y al tener posiblemente menores ingresos, existe mayor riesgo de posibilidades de incumplimiento.
- Entre más grande sea el valor de la obligación mensual la posibilidad de default en los clientes es mayor. Con respecto a esto, el número de cuotas termina no siendo tan relevante, puesto que, a mayor plazo los clientes amortizan mejor la deuda.
- Los clientes de la entidad, en su mayoría, son cumplidos en sus obligaciones. Tan solo el 5 % de la base de datos arroja clientes con mora en los pagos.

8.3 Comparación, validación y resultados de datos obtenidos

Según Hosmer y Lemeshow (2004), un modelo se considera preciso y tiene alta capacidad de discriminación cuando el área es al menos de 70 %. De acuerdo con esto, este modelo el 65% de las veces clasifica bien a los clientes default y no default; es decir que es adecuado en su capacidad de discriminación presentando un área de 65 % en la curva característica de operación para el modelo ajustado, como se muestra en la figura 19.

Figura 19. Área bajo la curva ROC (AUC) para modelo logístico



Fuente: elaboración propia con datos de la entidad.

9. CONCLUSIONES

- El modelo de regresión logístico es un método adecuado para analizar la variable dependiente, puesto que provee, para cada deudor, una probabilidad de pago y distribuye condicionalmente para determinar el tipo de cliente.
- Las variables cuantitativas son indispensables para que las entidades financieras decidan a quién otorgar préstamos. A su vez, las variables cualitativas tienen un nivel de significancia inferior, pero algunas, como el tiempo, sirven para predecir, de manera acertada, un posible incumplimiento en los pagos.
- Analizar una teoría a través de un modelo econométrico permite tener un amplio concepto sobre la significancia de los resultados en determinadas

variables, pero también ayuda a analizar por qué se presentan aspectos no significativos que eran tomados como opción de representar resultados importantes para el estudio.

- La hipótesis a evaluar debe contener campo de análisis en pro y en contra, para que el contraste de la información permita acceder a resultados con mayor asertividad.

10.RECOMENDACIONES

- Es importante que la base de datos de la entidad cuente con la información suficiente para desarrollar el modelo. En este caso, presenta dificultades por no contar con variables socioeconómicas suficientes para ampliar el análisis del modelo.
- Las entidades financieras deben cuidar, con mayor empeño, su cartera, puesto que actualmente, por cumplir sus metas, desembolsan créditos a personas que no cuentan con capacidad de pago para el mismo.

11.REFERENCIAS

Clavijo, F. (2016). Determinantes de la morosidad de la cartera de microcrédito en Colombia. Recuperado de <http://www.banrep.gov.co/es/borrador-951>

Estrategia Nacional de inclusión financiera en Colombia (2016). Recuperado de http://www.minhacienda.gov.co/HomeMinhacienda/ShowProperty?nodeId=%2FOCS%2FP_MHCP_WCC-041673%2F%2FidcPrimaryFile&revision=latestreleased

Hosmer, D. & Lemeshow (2004). *Applied Logistic Regression*. Nueva York: Wiley & Sons.

República de Colombia (2000). Ley 590. Recuperado de <http://www.alcaldiabogota.gov.co/sisjur/normas/Norma1.jsp?i=12672>

República de Colombia (2007). Decreto 519. Recuperado de https://www.superfinanciera.gov.co/SFCant/Normativa/dec0519_07.pdf

Segovia, S., y Yanquen, E. (2018). Reporte de la situación actual del microcrédito en Colombia. Recuperado http://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/encuesta_microcredito_marzo_2018.pdf