

CAPÍTULO 2

Riesgo microcredicio

2.1. Introducción

En Colombia, el microcrédito ha sido una herramienta esencial para que los hogares o microempresarios con recursos limitados, que no cuentan con un colateral necesario para acceder al sistema financiero convencional, puedan constituir y mantener una actividad productiva y, de esta manera, fomentar su crecimiento a partir del desarrollo de mayores niveles de competencia y eficiencia.

Es importante considerar que la población objetivo del microcrédito la constituyen aquellas personas que cuentan con un nulo o bajo historial crediticio y que, además, la fuente de ingresos de su actividad no es constante. Por ejemplo, los productores agropecuarios quienes no cuentan con un nivel de ingresos fijos; por consiguiente, la provisión de servicios financieros, especialmente el crédito, a este grupo de personas, puede significar un aumento considerable en el riesgo que asumen los intermediarios financieros.

De esta manera, el incremento en la dinámica que ha tenido la cartera de microcrédito con mora mayor a 30 días y el consecuente aumento del indicador de mora¹ desde 2015 hasta 2017, evidencia la

¹Calculado como la razón entre el total de la cartera de microcrédito con mora mayor a 30 días y el total de la cartera bruta de microcrédito.

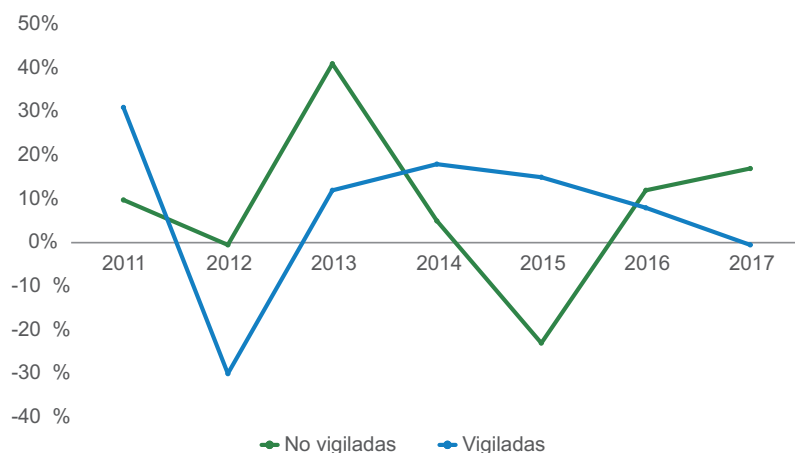
necesidad en el diseño e implementación de nuevos instrumentos que permitan mitigar las asimetrías de información presentes y, así, darle una adecuada gestión al riesgo con esta modalidad de crédito (Segovia y Yanquen, 2017).

2.2. Análisis de la cartera de microcrédito

Los datos de la cartera de microcrédito utilizados en este capítulo corresponden a información proporcionada por diferentes entidades vinculadas a Asomicrofinanzas. Cabe mencionar que se excluye del análisis al Banco Agrario de Colombia (BAC), debido a que no necesariamente los microcréditos agropecuarios otorgados por esta entidad funcionan con metodología de microfinanzas, pues estos son definidos por la regulación vigente en términos de monto.

El promedio del crecimiento anual de la cartera bruta de microcrédito se ha caracterizado por picos altos y bajos, especialmente para las entidades no vigiladas (figura 2.1). Con respecto a las entidades vigiladas, si bien estas presentan picos de caída y subida a partir de 2013, la cartera se suaviza siguiendo un descenso paulatino desde este año hasta 2017.

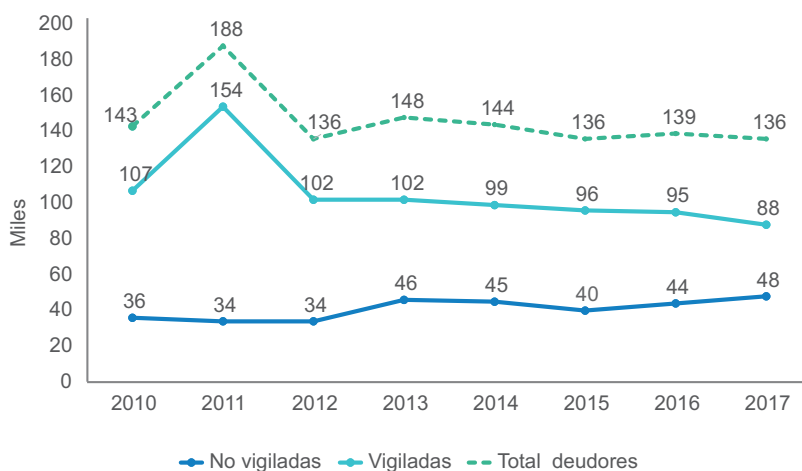
Figura 2.1. Promedio del crecimiento anual de la cartera bruta de microcrédito



Fuente: elaboración propia con datos de entidades adscritas a Asomicrofinanzas.

En términos de deudores promedio de la cartera de microcrédito, como se observa en la figura 2.2, este número es relativamente mayor para las entidades vigiladas. De esta manera, el número de deudores promedio con respecto al total de deudores fue de 65 % para entidades vigiladas y 35 % para las no vigiladas. Desde 2013 hasta 2017, el promedio de deudores de microcrédito se mantuvo parcialmente estable. Con respecto al número de deudores de otras carteras, la más representativa desde 2002 hasta ahora ha sido la cartera de consumo. Sin embargo, la cartera de microcrédito ha logrado un gran porcentaje de participación en los últimos años. De tal forma que para diciembre del 2012 esta modalidad de cartera representó el 5 % del total de clientes, en contraste con diciembre de 2017 donde incrementó su participación a 18 %, ubicándose como la modalidad con la segunda participación más alta.

Figura 2.2. Número de deudores promedio, por tipo de entidad de la cartera de microcrédito

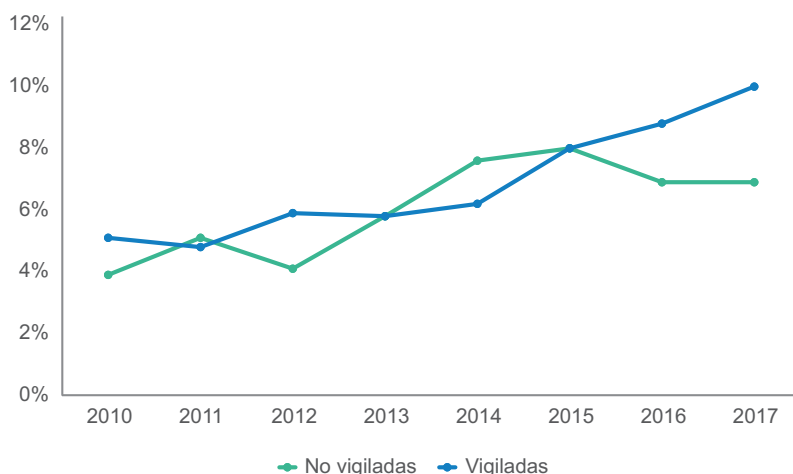


Fuente: elaboración propia con datos de entidades adscritas a Asomicrofinanzas.

Con respecto al indicador de mora para cada tipo de entidad desde 2010 hasta 2017, este ha presentado un crecimiento paulatino, como se aprecia en la figura 2.3. Lo anterior se debe al crecimiento de la cartera de microcrédito con mora mayor a 30 días, esto supone que las entidades microcrediticias vigiladas y no vigiladas están tomando

más riesgos como respuesta al auge que ha tomado el microcrédito como mecanismo de acceso al sistema financiero, representado en el crecimiento del número de deudores promedio, según se especificó anteriormente. El indicador de mora ha tenido un crecimiento más notorio en las entidades vigiladas, en las cuales hubo un aumento de 2 puntos porcentuales (pp) de 2016 a 2017. Sin embargo, para las no vigiladas, este indicador se mantuvo constante en 7 % entre 2016 y 2017.

Figura 2.3. Indicador de mora de la cartera de microcrédito



Fuente: elaboración propia con datos de entidades adscritas a Asomicrofinanzas.

En el *reporte de la situación actual del microcrédito en Colombia*, publicado por el Banco de la República en 2017, se destaca como barrera principal que limita el otorgamiento de un mayor volumen de microcrédito el sobreendeudamiento de los clientes. En línea con lo anterior, es importante analizar brevemente el concepto de *sobreendeudamiento en la cartera de microcrédito*, una medida comúnmente asociada al indicador de morosidad.

Con respecto al microcrédito, el informe *alertas de sobreendeudamiento*,² desarrollado por Asomicrofinanzas y el Banco de Desarrollo de América Latina (CAF), estima en 2016 que el 12 % de los clientes

²El sobreendeudamiento se calcula a partir de un análisis en el cual se observa si los costos son mayores al 50 % de los ingresos.

con microcrédito obtuvo un perfil alto de sobreendeudamiento,³ 20,6 % representó un perfil de alerta de sobreendeudamiento y 67,3 % obtuvo un perfil controlado.⁴ Lo anterior es validado por Botero (2018) que calcula, a partir de datos de Datacrédito Experian, el porcentaje de sobreendeudados bajo la modalidad de microcrédito y concluye que este representa un 7,8 %. En la misma estimación se calcula el índice de morosidad para sobreendeudados y no sobreendeudados; los porcentajes asociados a este cálculo fueron de 6,5 % y 6,6 %, respectivamente. Los resultados previos dejan entrever que no existe diferencia en el indicador de mora para cada grupo.

Según Clavijo (2016), existen algunos trabajos que explican el comportamiento con respecto a la morosidad y los riesgos crediticios asociados a la cartera comercial. De acuerdo con esta revisión, uno de los principales determinantes de la morosidad está asociado a lo que se conoce como *información dura* y al comportamiento de variables macroeconómicas.⁵ En el mismo trabajo se explica que por un lado la *información suave* hace referencia a aquella que incluye variables socioeconómicas de los deudores como años de funcionamiento de las microempresas, cercanía entre las oficinas de IMF y el negocio del deudor; este tipo de información posee un corte cualitativo. Por el otro lado, la *información dura* se asocia al desempeño histórico del deudor y balances financieros; este tipo de información es de carácter cuantitativo.

Distintos trabajos toman como enfoque exclusivo el análisis de la *información dura* al momento de estudiar el riesgo asociado al crédito y a la morosidad que se presenta en estos. Sin embargo, hay trabajos que tratan de incorporar adicionalmente el análisis de la *información suave* como uno de los determinantes en la gestión del riesgo. Ejemplo de esto, como lo menciona Clavijo (2016), es el de Grunert, Norden y Weber (2002), en el cual se muestra que la inclusión de *información suave* de 160 firmas deudoras de cuatro bancos en Alemania, tiene

³El número de clientes totales con el que se hizo la estimación fue de 2.884.335.

⁴El perfil controlado hace referencia al porcentaje de clientes que, pese a estar sobreendeudados, pueden cancelar sus obligaciones.

⁵En la literatura se destacan dos tipos de información asociada a los deudores: dura y suave

mayor predicción en la probabilidad de impago a partir del puntaje crediticio que aquel construido solo con *información dura*.

Adicionalmente, hay que tener en cuenta que existen factores asociados al riesgo crediticio que son diferentes para cada deudor, como la cercanía de las microempresas con las IMF, el tipo de negocio, el sector en el que se encuentran y el tamaño de estas. Esto último es demostrado por Altman y Sabato (2013) quienes concluyen, para un estudio del mercado estadounidense, que las pequeñas y medianas empresas son distintas a las grandes con respecto al riesgo crediticio.

De ahí surge la importancia y la necesidad de que el microcrédito incorpore una metodología microcrediticia distinta a los préstamos habituales. Esto con el fin de que se mitiguen los riesgos asociados a la prestación de estos, como la falta de información consolidada, la población objetivo discutida anteriormente, la falta de garantías financieras y la alta frecuencia de los pagos de las cuotas. Dado lo anterior, es pertinente que de las entidades proveedoras de microcrédito detecten estas falencias y desarrollen herramientas para una adecuada gestión del riesgo que disminuya la morosidad asociada a la cartera de microcrédito.

En la literatura existen varios mecanismos para mitigar el riesgo microcrediticio asociado a los factores previamente establecidos. Estos se asocian con: incrementar el número de visitas de los oficiales de microcrédito, asistencia técnica a los microempresarios con el fin de que puedan elaborar estados financieros, recolección de información sobre el entorno social y económico del deudor, y diseño de incentivos que garanticen el repago. A su vez, es necesario el diseño de mecanismos que castiguen el impago, además de la incorporación del análisis de tendencias con respecto al tiempo de los atrasos, zonas geográficas y por género, sistemas de cobro diferenciados, y procesos de administración de morosidad con monitoreo directo.

En conclusión, como se expuso previamente, una barrera para los bancos, IMF y cooperativas que realizan préstamos bajo la modalidad de microcrédito, es la baja o inexistente *información dura* sobre la población objetivo de este tipo de crédito. Por lo que es necesario realizar un previo acercamiento por medio del análisis de la *información suave* y, a partir de esta, empezar a construir *información dura* mediante los mecanismos previamente establecidos de metodología

microcrediticia que permitan modelar, predecir y, por ende, mitigar el riesgo microcrediticio al que se enfrentan estas entidades.

2.3. Análisis de datos

La base de datos utilizada para desarrollar la parte empírica de esta investigación está compuesta por información sobre una muestra aleatoria de clientes y créditos de quince (15) entidades microfinancieras, entre las que se encuentran:

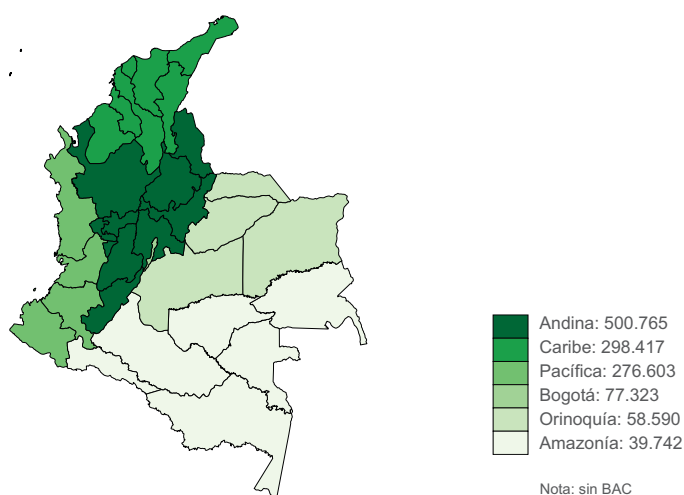
- Cinco (5) bancos: Bancamía, Bancompartir, Banco Agrario de Colombia, Banco Mundo Mujer y Banco W.
- Dos (2) cooperativas: Confiar Cooperativa Financiera, Financiera Comultrasan.
- Ocho (8) IMF: Actuar Caldas, Contactar, Corporación Interactuar, Crezcamos, Fundación Amanecer, Fundación delamujer, Fundación Mario Santo Domingo y Microempresas de Colombia.

Al final de este documento se presenta una descripción detallada de las variables contenidas en la base de datos que fue utilizada. La información contiene datos sobre las características sociodemográficas de los clientes de las quince entidades proveedoras de microcréditos y sobre créditos vigentes a diciembre de 2017, con fecha de otorgamiento desde 2006 hasta 2017. No obstante, los créditos otorgados antes del 2010 representan el 0,3 % de la muestra. De acuerdo con lo anterior, en esta sección se realizará una caracterización del riesgo del microcrédito mediante la presentación de estadísticas descriptivas con base en la información que se utiliza en la parte empírica del estudio.

Las información de las variables socioeconómicas que corresponden a *información suave* son: género, edad, número de personas a cargo, estado civil, nivel de estudio, departamento y municipio, propiedad de la vivienda que habitan, estrato, antigüedad del negocio y tiempo de experiencia del individuo en la actividad económica que desarrolla. Por su parte, las variables que corresponden a *información dura* son: tasa de interés, monto del crédito, plazo del crédito, y variables de estado financiero con las que se realizaron algunos indicadores financieros.

Al analizar la distribución de estos créditos por región geográfica,⁶ se aprecia en la figura 2.4 que los microcréditos en Colombia se enfocan en financiar a personas, hogares y microempresas de las regiones Andina, Caribe y Pacífica que concentran aproximadamente el 88 % de los préstamos otorgados.

Figura 2.4. Distribución regional del total de créditos en 2017



Fuente: elaboración propia.

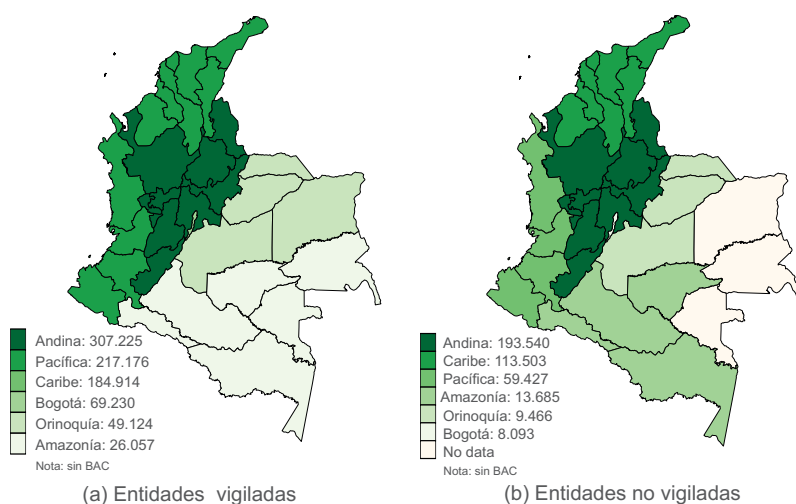
En cuanto a la distribución regional por tipo de entidad, se observa en la figura 2.5 que tanto las entidades vigiladas como las no vigiladas otorgan, en un gran porcentaje, créditos en las regiones Andina, Pacífica y Caribe; no obstante, las no vigiladas tienen una presencia importante en la región de la Amazonía.

Por otra parte, en la tabla 2.1 se presenta la desagregación por tipo de municipio; esto es, del total de créditos, el 31 % son otorgados a

⁶La región Caribe incluye los departamentos de Atlántico, Bolívar, Cesar, Córdoba, La Guajira, Magdalena, Sucre y San Andrés; la región Andina, los departamentos de Antioquia, Boyacá, Caldas, Cundinamarca, Huila, Norte de Santander, Quindío, Risaralda, Santander y Tolima; la región Pacífica, los departamentos de Chocó, Cauca, Nariño y Valle del Cauca; la región de la Orinoquía, los departamentos de Arauca, Casanare y Meta; la región de la Amazonía, los departamentos de Amazonas, Caquetá, Guainía, Guaviare, Putumayo y Vaupés; y por último, debido a su importancia, se dejó a la ciudad de Bogotá como una región por separado.

municipios que son clasificados como rurales y el 66 % a la zona urbana.⁷ Al analizar el desempeño de los créditos, se puede observar que el 4 % de aquellas obligaciones otorgadas en las zonas rurales, ha exhibido episodios de morosidad, mientras que para las zonas urbanas, este porcentaje es del 9 %. Por su parte, las regiones Pacífica y Amazonía son las que muestran el mejor comportamiento, en contraste con Caribe y Andina.

Figura 2.5. Distribución regional del total de créditos en 2017, por tipo de entidad



Fuente: elaboración propia.

Tabla 2.1. Porcentaje de créditos otorgados y en mora, por región política: rural y urbano

Región	Total créditos	
	Rural	Urbano
Amazonía	2 %	2 %
Andina	17 %	29 %
Caribe	4 %	15 %
Orinoquía	2 %	2 %
Pacífica	6 %	15 %
Bogotá	0 %	4 %
Total	31 %	66 %

Región	Créditos en mora	
	Rural	Urbano
Amazonía	7 %	6 %
Andina	13 %	15 %
Caribe	30 %	20 %
Orinoquía	9 %	9 %
Pacífica	7 %	6 %
Bogotá	0 %	8 %
Total	4 %	9 %

Fuente: elaboración propia

⁷No fue posible clasificar al 3 % de las observaciones en alguna de las dos categorías rural o urbano.

En la tabla 2.2 se presenta la media del número de personas a cargo, la experiencia del deudor en la actividad que realiza y la antigüedad del negocio.⁸ Como se observa, el número de personas promedio que dependen económicamente del deudor está entre uno y dos, tanto para la muestra total como para la muestra en mora y sin mora.^{9 10}

Tabla 2.2. Media y prueba de diferencia de medias para el número de personas a cargo, la experiencia en la actividad y la antigüedad del negocio

	Muestra total		Muestra sin mora		Muestra en mora		Prueba estadística no paramétrica de diferencia de medias entre grupos (sin y con mora)	N
Variable	Media	S.D	Media	S.D	Media	S.D	$H_0 : \mu_1 = \mu_2; H_1 : \mu_1 \neq \mu_2$	
Personas a cargo	1,3	0,7	1,2	0,7	1,4	0,8	$Prob > z = 0,0000$	2.801.586
Experiencia actividad	11,1	9	11,2	9	9,4	9	$Prob > z = 0,0000$	549.846
Antigüedad del negocio	7,7	8,7	7,2	8,7	9,8	8,7	$Prob > z = 0,0000$	1.465.961

Fuente: elaboración propia

Por otro lado, la experiencia promedio en la actividad económica para la cual el deudor solicitó el microcrédito es de 11,1 años. Entre grupos, el promedio de años de experiencia de los clientes con créditos morosos (aproximadamente 9 años) es estadísticamente diferente del de los deudores que nunca registraron atrasos en el pago de sus obligaciones financieras (aproximadamente 11 años).¹¹ Este último resultado

⁸La experiencia de la actividad se refiere a el número de años que lleva el cliente realizando su actividad económica, mientras que la antigüedad se refiere al número de años que tiene el negocio para el cual se otorgó el microcrédito.

⁹Para efectos del análisis econométrico, cuando el deudor no tiene personas a cargo, se asume que esta variable toma el valor de 1; es decir, el deudor al menos se hace cargo de él mismo.

¹⁰La muestra en mora son los clientes que presentan más de 30 días de mora.

¹¹En esta sección la diferencia estadística de medias entre grupos para las distintas variables (no categóricas) utilizadas, se evalúa con el método Unpaired t-Student, el cual prueba la hipótesis nula de que las medias poblacionales relacionadas con dos muestras aleatorias independientes de una distribución aproximadamente normal son iguales (Altman, 1991; Armitage y Berry, 1994).

también se encuentra para el caso de la antigüedad del negocio, debido a que el promedio de años del negocio de los deudores no morosos, que es de aproximadamente 7 años, es estadísticamente diferente del promedio de años del negocio de los deudores morosos, que es de casi 10 años.

Este análisis también se realizó distinguiendo entre entidades vigiladas y no vigiladas. Como se evidencia en las tablas 2.3 y 2.4, los clientes que están en mora tienen menor experiencia en la actividad que realizan. Para el caso de las entidades vigiladas, los clientes en mora tienen un año menos de experiencia en comparación con los clientes que no están en mora, mientras que para el caso de las entidades no vigiladas, esta diferencia es de aproximadamente seis años. No obstante, este patrón no se evidencia en el caso de los años de antigüedad del negocio, debido a que, si bien la diferencia entre las dos muestras es estadísticamente significativa, esta es de aproximadamente un año para el caso de los dos tipos de entidades.

Tabla 2.3. Media y prueba de diferencia de medias para el número de personas a cargo, la experiencia en la actividad y la antigüedad del negocio para las entidades vigiladas

	Muestra total		Muestra sin mora		Muestra en mora		Prueba estadística no paramétrica de diferencia de medias entre grupos (sin y con mora)	N
Variable	Media	S.D	Media	S.D	Media	S.D	$H_0 : \mu_1 = \mu_2; H_1 : \mu_1 \neq \mu_2$	
Personas a cargo	1,4	0,8	1,3	0,8	1,5	0,9	$Prob > z = 0,0000$	1.259.522
Experiencia actividad	10,4	8,6	10,5	8,6	9,5	8,6	$Prob > z = 0,0000$	420.751
Antigüedad del negocio	5,4	7,5	5,3	7,5	6,3	7,5	$Prob > z = 0,0000$	880.147

Fuente: elaboración propia

Tabla 2.4. Media y prueba de diferencia de medias para el número de personas a cargo, la experiencia en la actividad y la antigüedad del negocio para las entidades no vigiladas

	Muestra total		Muestra sin mora		Muestra en mora		Prueba estadística no paramétrica de diferencia de medias entre grupos (sin y con mora)	N
Variable	Media	S.D	Media	S.D	Media	S.D	$H_0 : \mu_1 = \mu_2; H_1 : \mu_1 \neq \mu_2$	
Personas a cargo	1,4	0,9	1,5	0,9	1,4	0,9	$Prob > z = 0,0000$	636.654
Experiencia actividad	13,2	9,8	13,3	9,8	7,4	9,8	$Prob > z = 0,0000$	129.095
Antigüedad del negocio	11,3	9,1	11,5	9,1	10,9	9,1	$Prob > z = 0,0000$	585.814

Fuente: elaboración propia

La variable de edad se transformó en una categórica que clasifica al deudor como joven si tiene edad entre 18 y 30 años; adulto, si está entre los 30 y 60 años, y adulto mayor, si el cliente es mayor a 60 años. Según esta clasificación, se aprecia que la mayor proporción de los deudores de microcrédito son adultos (68 %) y el resto de ellos se encuentra dividido en partes iguales entre jóvenes y adultos mayores (15 %). En términos de morosidad, los jóvenes presentan la mayor proporción de préstamos morosos (17 %), seguidos por los adultos (13 %) y los adultos mayores (11 %), diferencias que prueban ser estadísticamente significativas (tabla 2.5).¹² Lo anterior da indicios de que cuanto más edad tenga el deudor, más responsable es en el pago de sus obligaciones.

En cuanto al género, el 54 % de los créditos de la muestra fueron otorgados a mujeres. Al analizar su comportamiento, se encuentra que presentan un porcentaje de morosidad de 1 pp menor al exhibido por aquellos colocados a hombres, registrando un nivel de 13 % (tabla 2.6).

¹²En esta sección la diferencia estadística, en términos de morosidad, entre las categorías de las distintas variables *dummy* utilizadas, se evalúa mediante la prueba χ^2 de Pearson.

Tabla 2.5. Edad

Edad	Participación		Prueba estadística no paramétrica de diferencias en la morosidad entre categorías	N
	Total créditos	Créditos en mora		
Joven	15 %	17 %	$Pearson \chi^2(2) = 8.258,77$ $Prob > z = 0,0000$	429.189
Adulto	68 %	13 %		1.918.546
Adulto mayor	15 %	11 %		407.762

Fuente: elaboración propia

Tabla 2.6. Género

Género	Participación		Prueba estadística no paramétrica de diferencias en la morosidad entre categorías	N
	Total créditos	Créditos en mora		
Mujer	54 %	13 %	$Pearson \chi^2(1) = 1.066,25$ $Prob > z = 0,0000$	1.514.230
Hombre	44 %	14 %		1.240.708

Fuente: elaboración propia

Por otro lado, en cuanto a la tabla 2.7 se obtiene que casi la totalidad de los préstamos (98 %) se otorgan a individuos de estratos bajos (1, 2 y 3) y la diferencia entre las categorías es estadísticamente significativa.¹³ Vale la pena mencionar que la población que pertenece al estrato 1 registra el porcentaje de mora más bajo (15 %).

En cuanto al estado civil (tabla 2.8), aproximadamente el 56 % de los créditos fueron otorgados a individuos que viven en pareja, ya sea casados (26 %) o en unión libre (30 %). Vale la pena mencionar que un 30 % de los préstamos fueron aprobados a personas solteras. En cuanto a la morosidad, los datos revelan que las personas divorciadas tienen

¹³Una de las entidades analizadas no presentó información del estrato socioeconómico del deudor, el nivel educativo y la propiedad de la vivienda, y por ende no es considerada en el análisis de estas variables.

un mayor porcentaje de morosidad (16 %), mientras que los casados presentan una menor proporción de créditos en mora (11 %).

Tabla 2.7. Estrato socioeconómico

Estrato	Participación		Prueba estadística no paramétrica de diferencias en la morosidad entre categorías	N
	Total créditos	Créditos en mora		
1	59 %	15 %	$Pearson \chi^2(5) = 3.050,94$	1.046.751
2	29 %	18 %		509.525
3	11 %	19 %		187.403
4	2 %	16 %		28.454
5	0,3 %	14 %	$Prob > z = 0,0000$	5.014
6	0,1 %	22 %		1.181

Fuente: elaboración propia

Tabla 2.8. Estado civil

Estado civil	Participación		Prueba estadística no paramétrica de diferencias en la morosidad entre categorías	N
	Total créditos	Créditos en mora		
Casado	26 %	11 %	$Pearson \chi^2(5) = 9327,17$	728.668
Divorciado	10 %	16 %		269.819
Soltero	30 %	13 %		847.070
Unión libre	30 %	15 %	$Prob > z = 0,0000$	828.929
Viudo	3 %	14 %		79.838

Fuente: elaboración propia

Al analizar el nivel de educación de los clientes de microcrédito, se puede apreciar que esta clase de créditos enfoca sus esfuerzos en otorgar recursos a personas que no han estudiado una carrera profesional o

técnica. La mitad de microcréditos fueron destinados a individuos que únicamente poseen educación primaria. En contraste, solamente el 11 % de los deudores tienen una educación superior o mayor. Así mismo, se observa en la tabla 2.9 que aquellos préstamos aprobados a personas que nunca han tenido algún nivel educativo, registran el mayor porcentaje de morosidad respecto a los demás niveles de educación.

Tabla 2.9. Nivel educativo

Nivel educativo	Participación		Prueba estadística no paramétrica de diferencias en la morosidad entre categorías	N
	Total créditos	Créditos en mora		
Primaria o menor	49 %	20 %	$Pearson \chi^2(2) = 19.707,53$	889.055
Secundaria	40 %	13 %		735.140
Superior o mayor	11 %	11 %	$Prob > z = 0,0000$	196.252

Fuente: elaboración propia

Respecto a la propiedad de la vivienda en la que habitan los individuos a los que les fueron aprobados los créditos de la muestra, se aprecia en la tabla 2.10 que el 58 % fueron solicitados por personas que habitan en una vivienda propia, seguidos por los aprobados a individuos que viven en una vivienda de tipo familiar (26 %) y arrendada (15 %). Al realizar el análisis del desempeño de los créditos, se puede afirmar que aquellos colocados a individuos que habitan tanto en una vivienda arrendada como en una propia o familiar, tienen el mismo porcentaje de créditos en mora.

En cuanto al sector económico,¹⁴ se observa en la tabla 2.11 que la mayoría de los créditos son otorgados a personas que pertenecen al

¹⁴El sector económico agropecuario tiene en cuenta las clasificaciones: agropecuario, agroindustria, agricultura, pecuario y especies menores, transformación y agroindustria y actividades complementarias. El sector económico servicios tiene en cuenta las clasificaciones: servicios generales, servicios profesionales, empleo doméstico, operario, auxiliar de oficina, financiero, consumo, educación, no económicas, proyectos no agropecuarios y transporte. Finalmente, el sector económico industrial tiene en cuenta las clasificaciones: minería, producción, producción primaria, comercio, construcción y vivienda.

sector industrial (53 %), de los cuales el 15 % presentan más de 30 días de mora, seguido por el sector servicios (32 %), de los cuales el 11 % están en mora. Por último, el sector agropecuario representa el 15 % de los créditos otorgados, con una mora del 19 %.

Tabla 2.10. Propiedad de la vivienda

Propiedad de la vivienda	Participación		Prueba estadística no paramétrica de diferencias en la morosidad entre categorías	N
	Total créditos	Créditos en mora		
Arrendada	15 %	19 %	$Pearson \chi^2(2) = 111,93$	224.457
Empresa	0,2 %	12 %		3.034
Familiar	26 %	19 %	$Prob > z = 0,0000$	398.342
Propia	58 %	19 %		878.432

Fuente: elaboración propia

Tabla 2.11. Sector económico

Sector económico	Participación		Prueba estadística no paramétrica de diferencias en la morosidad entre categorías	N
	Total créditos	Créditos en mora		
Agropecuario	15 %	19 %	$Pearson \chi^2(2) = 19.707,53$	323.702
Industrial	53 %	15 %		598.568
Servicios	32 %	11 %	$Prob > z = 0,0000$	431.094

Fuente: elaboración propia

Por otra parte, se encuentran datos sobre los estados financieros de las microempresas. En general, se puede encontrar información sobre los activos, pasivos, ingresos brutos, total de las ventas y costos de ventas de los deudores. A partir de esta información se crearon cinco variables financieras:

■ Indicadores de liquidez:

1. Razón de liquidez: $\frac{\text{Activos}}{\text{Pasivos}}$

2. La capacidad del pago: $\frac{\text{Ingresos} - \text{Costo de ventas}}{\text{Pasivos}}$

■ Indicadores de eficiencia:

1. La rotación de activos: $\frac{\text{Ventas}}{\text{Activos}}$

■ Indicadores de apalancamiento:

1. El nivel de apalancamiento: $\frac{\text{Pasivos}}{\text{Activos}}$

2. El nivel de autonomía: $\frac{\text{Pasivos}}{\text{Patrimonio}}$

En la tabla 2.12 se presentan las estadísticas descriptivas de estas variables para el caso de microcréditos otorgados por entidades vigiladas. Se encuentra que, en promedio, los clientes de microcrédito tienen una razón de activos sobre pasivos de 14,6 veces. Entre grupos existen diferencias estadísticamente significativas, pues los deudores morosos tienen, en promedio, una liquidez menor que aquellos que nunca han dejado de pagar sus obligaciones.

En lo que se refiere a la capacidad de pago y a la rotación de activos,¹⁵ los datos revelan que existe una alta dispersión para la muestra total que posiblemente es efecto de la muestra sin mora.¹⁶ Debido a lo anterior, no es posible rechazar la hipótesis nula; es decir, no se encuentra diferencia significativa entre los dos grupos.

En cuanto a los indicadores de apalancamiento, se encontró que el nivel de endeudamiento de los clientes es de 0,7 veces en promedio. Para la muestra sin mora y la muestra en mora, este nivel también es menor a uno.

¹⁵Esta razón financiera refleja de grado de eficacia de cualquier empresa en lo que se refiere a la gestión de sus activos para generar ventas.

¹⁶En general, es posible que la información sobre los estados financieros de las microempresas, capturada por las entidades no vigiladas, fuera de mejor calidad que la de las vigiladas. Lo anterior permitió construir indicadores financieros que reflejaban menor dispersión para las entidades no vigiladas.

Tabla 2.12. Indicadores financieros de las entidades vigiladas

	Muestra total		Muestra sin mora		Muestra en mora		Prueba estadística no paramétrica de diferencia de medias entre grupos (sin y con mora)
Variable	Media	S.D	Media	S.D	Media	S.D	$H_0 : \mu_1 = \mu_2$; $H_1 : \mu_1 \neq \mu_2$
Indicadores de liquidez							
Liquidez	14,6	168	14,9	173,3	10,2	34,4	$Prob > z = 0,0000$
Capacidad de pago	1401,4	840.729,2	1455,4	856.789,6	1,4	6,4	$Prob > z = 0,8443$
Indicadores de eficiencia							
Rotación de activos	129,5	87.224,1	135	89.079,1	0,9	1,6	$Prob > z = 0,7706$
Indicadores de apalancamiento							
Apalancamiento	0,7	3,6	0,7	3,4	0,6	6,1	$Prob > z = 0,0000$
Autonomía	1	4,7	1	4,7	1,1	4,9	$Prob > z = 0,0000$

Fuente: elaboración propia

La tabla 2.13 presenta las estadísticas para los indicadores financieros de los negocios de los clientes que son atendidos por entidades no vigiladas. En general, la liquidez de estos negocios es menor que aquellos con financiamiento otorgado por entidades vigiladas, pues en promedio la razón de activos sobre pasivos es de 14,3 veces. No obstante, entre grupos no existen diferencias estadísticamente significativas. Por otra parte, en lo que se refiere a la capacidad de pago, es importante mencionar que los deudores en mora pueden cubrir 1,8 veces el total de sus pasivos, mientras que la muestra sin mora solamente puede cubrirlos 1,3 veces, diferencia que es estadísticamente significativa.

En cuanto a la rotación de activos para los negocios financiados por entidades no vigiladas se observa que, en promedio, este indicador es de 0,6. Entre grupos, los activos rotan 0,8 veces para el grupo de

deudores morosos, en contraste con el caso de los no morosos para los que este indicador es de 0,5. Es decir, los clientes sin mora tienen una menor gestión de sus activos.

Tabla 2.13. Indicadores financieros de las entidades no vigiladas

	Muestra total		Muestra sin mora		Muestra en mora		Prueba estadística no paramétrica de diferencia de medias entre grupos (sin y con mora)
Variable	Media	S.D	Media	S.D	Media	S.D	$H_0 : \mu_1 = \mu_2; H_1 : \mu_1 \neq \mu_2$
Indicadores de liquidez							
Liquidez	14,3	293,5	14,4	377,2	14,1	65,3	$Prob > z = 0,7380$
Capacidad de pago	1,5	6,7	1,3	4,2	1,8	9,2	$Prob > z = 0,0000$
Indicadores de eficiencia							
Rotación de activos	0,6	9,2	0,5	8	0,8	10,6	$Prob > z = 0,0000$
Indicadores de apalancamiento							
Apalancamiento	0,8	150	1,1	194,6	0,3	1,4	$Prob > z = 0,1763$
Autonomía	0,7	3,2	0,6	3,1	0,8	3,4	$Prob > z = 0,0000$

Fuente: elaboración propia

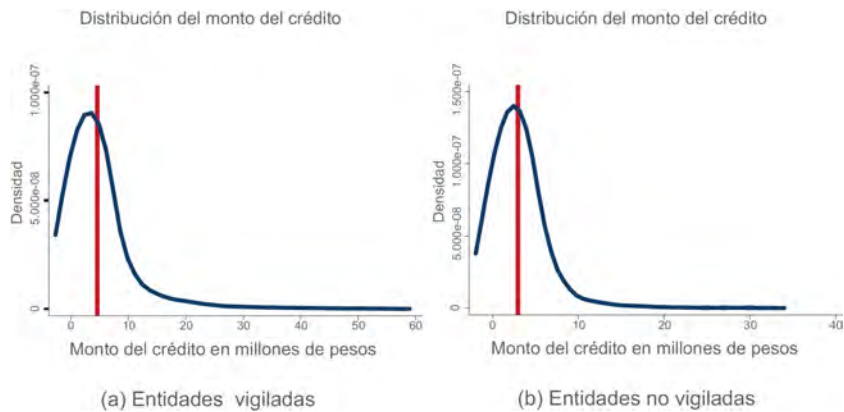
De acuerdo con los indicadores de apalancamiento, se observa que las empresas que son atendidas por entidades no vigiladas tienen una buena autonomía financiera,¹⁷ pues para las tres muestras este indicador es menor a uno. Lo anterior se refiere a que el patrimonio de los clientes con respecto al de los acreedores es de 0,7 veces. Entre grupos, esta razón es de 0,6 y 0,8 para la muestra sin mora y para la muestra con mora, respectivamente. Para el caso del indicador de apalancamiento, la

¹⁷La autonomía financiera mide qué tan comprometido está el patrimonio del cliente con respecto al de los acreedores.

razón de pasivos sobre activos es de 0,8 veces; sin embargo, la prueba de diferencia de medias para los grupos de clientes, no es estadísticamente significativa.

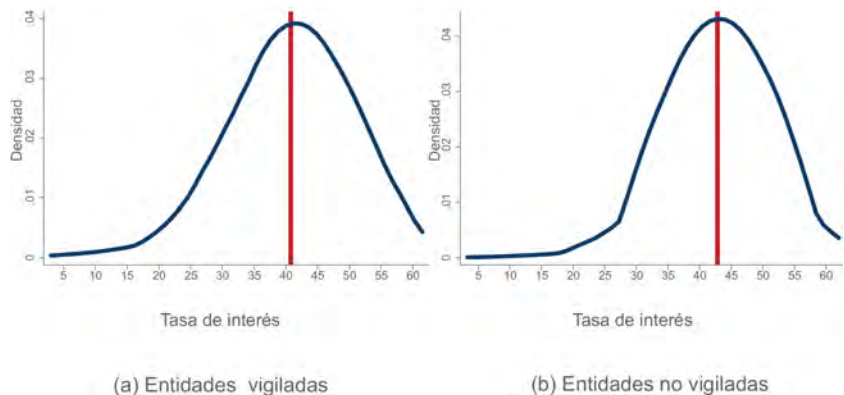
En la figura 2.6 se observa la distribución del monto del crédito y en la figura 2.7 se ilustra la distribución de la tasa de interés. Estas gráficas vislumbran la singularidad de que los montos ofrecidos son bajos, tanto para las entidades vigiladas como para las no vigiladas.

Figura 2.6. Distribución del monto del crédito otorgado, por entidades vigiladas y no vigiladas



Fuente: elaboración propia.

Figura 2.7. Distribución de la tasa de interés, por entidades vigiladas y no vigiladas



Fuente: elaboración propia.

En general, el monto promedio otorgado por las entidades vigiladas

es mayor que el otorgado por las entidades no vigiladas en aproximadamente COP 2.000.000 y la tasa de interés es 2 % más alta. Sin embargo, el número de cuotas para el pago del crédito es más alta, en promedio, para las entidades no vigiladas. (tablas 2.14 y 2.15).

Tabla 2.14. Monto del crédito, tasa de interés y plazo de los créditos otorgados por entidades vigiladas

	Muestra total		Muestra sin mora		Muestra en mora		Prueba estadística no paramétrica de diferencia de medias entre grupos (sin y con mora)
Variable	Media	S.D	Media	S.D	Media	S.D	$H_0 : \mu_1 = \mu_2$ $H_1 : \mu_1 \neq \mu_2$
Monto del crédito	4.627.232	5.516.600	4.669.910	5.576.993	4.012.377	4.514.037	$Prob > z = 0,0000$
Tasa de interés	40,77	7,36	40,7	7,33	41,68	7,6	$Prob > z = 0,0000$
Plazo (meses)	21,38	10,76	21,35	10,65	21,74	12,03	$Prob > z = 0,0000$

Fuente: elaboración propia

Tabla 2.15. Monto del crédito, tasa de interés y plazo de los créditos otorgados por entidades no vigiladas

	Muestra total		Muestra sin mora		Muestra en mora		Prueba estadística no paramétrica de diferencia de medias entre grupos (sin y con mora)
Variable	Media	S.D	Media	S.D	Media	S.D	$H_0 : \mu_1 = \mu_2$ $H_1 : \mu_1 \neq \mu_2$
Monto del crédito	2.986.055	2.713.198	2.959.661	2.722.309	3.031.212	2.696.946	$Prob > z = 0,0000$
Tasa de interés	42,82	5,3	42,68	5,3	43,07	5,28	$Prob > z = 0,0000$
Plazo (meses)	18,47	8,98	17,53	9,06	20,07	8,6	$Prob > z = 0,0000$

Fuente: elaboración propia

Entre grupos, las pruebas estadísticas evidenciaron diferencias entre las medias de estas variables para un nivel de confianza del 1 %. Específicamente, se observa que el monto promedio de la muestra no morosa es mayor cuando se analizan las entidades vigiladas; no obstante, sucede lo contrario en el análisis de las entidades no vigiladas. Por otra parte, la tasa de interés que evidencian los créditos en mora es más alta que la muestra sin mora en el caso de las entidades vigiladas y no vigiladas. Finalmente, las entidades vigiladas tienen, en promedio, plazos mayores que los que se observan en las entidades no vigiladas para la muestra morosa. Sin embargo, esta brecha es más amplia en las entidades no vigiladas.

2.4. Modelo econométrico

Esta sección se divide en dos partes. En la primera, se expone el modelo econométrico principal, el cual relaciona las variables seleccionadas con la probabilidad de que un microcrédito entre en mora, y la segunda presenta la metodología utilizada para la estimación del modelo principal y los resultados obtenidos.

2.4.1. Modelo econométrico principal

El modelo econométrico principal tiene la siguiente especificación:

$$Y_i = X_i' \beta + Z_i' \delta + \epsilon_i \quad (2.1)$$

Donde Y_i es la variable dependiente de carácter binario que toma el valor de 1 si el microcrédito i ha registrado un episodio de mora (más de 30 días de atraso) durante el periodo de análisis (diciembre de 2010-diciembre de 2017) y 0 de lo contrario. El vector X_i' de dimensiones $(n \times K)^{18}$ contiene todas las observaciones de las variables explicativas para cada microcrédito de la muestra en el momento de otorgamiento al deudor. Por su parte, el vector Z_i' de dimensiones $(n \times S)^{19}$ contiene la información de las variables de control para cada préstamo en el

¹⁸ n es el número de créditos en la muestra utilizada y K es el número de variables explicativas

¹⁹ s es el número de créditos en la muestra utilizada y S es el número de variables de control

momento de su originación. Por último, ϵ_i es el término de error de la regresión.

La mayoría de variables explicativas están asociadas al deudor y son las siguientes: género, edad, número de personas a cargo, estrato, experiencia en la actividad que desarrolla, estado civil, nivel de estudio, propiedad de la vivienda, sector económico de su actividad productiva, una *proxy* de ruralidad, región donde le otorgaron el microcrédito al deudor y la periodicidad de la cuota del préstamo. Las variables de control son: monto inicial del crédito, plazo inicial y tasa efectiva anual.

2.4.2. Metodología de estimación y resultados principales

La variable dependiente en el modelo econométrico planteado es de respuesta binaria. Gujarati (2002) plantea tres posibles alternativas para la estimación de este tipo de modelos: el modelo de probabilidad lineal (MPL), el modelo Logit y el modelo Probit. Para efectos de este documento, se usará un modelo Probit.²⁰ Al final de este documento se presenta una breve descripción del modelo Probit.

El modelo se estima para cuatro niveles de morosidad distintos, los cuales son determinados de acuerdo con la clasificación que realiza la Superintendencia Financiera de Colombia para la cartera de microcrédito.²¹ La primera categoría es la cartera vencida y en esta se clasifican los créditos con riesgo aceptable, es decir, los que presentan entre 31 y 60 días de mora. La segunda es la cartera de riesgo apreciable, en la cual se encuentran todos aquellos préstamos que tengan entre 61 y 90 días de mora. La tercera categoría es la cartera de riesgo significativo, en la que se incluyen los microcréditos con una morosidad entre 91 y 120 días. Finalmente, la cuarta es la cartera irrecuperable, es decir, aquella que se estima incobrable; en esta categoría se clasifican las obligaciones que exhiban más de 120 días de atraso.

De acuerdo con lo anterior, la variable Y_i de la ecuación (2.1) toma el valor de 1 si:

²⁰De acuerdo con los estudios realizados por Gutiérrez (2010), González (2010) y Sepúlveda et al. (2012) se elige un modelo Probit.

²¹Circular Básica Contable y Financiera (Circular Externa 100 de 1995). Capítulo II. Anexo 1.

- El microcrédito *i* presentó alguna vez un nivel de morosidad de más de 30 días.
- El microcrédito *i* presentó alguna vez un nivel de morosidad de más de 60 días.
- El microcrédito *i* presentó alguna vez un nivel de morosidad de más de 90 días.
- El microcrédito *i* presentó alguna vez un nivel de morosidad de más de 120 días.

En la tabla 2.16 se presentan los resultados de la estimación para cada uno de los niveles de morosidad; en particular, en la tabla 2.17 permite cuantificar la relación que tiene cada una de las variables explicativas con la probabilidad de que un crédito registre alguno de los cuatro episodios de mora analizados. Se puede observar que para las cuatro estimaciones el *pseudo* - R^2 está entre el 20 % y el 21 %. Así mismo, todas presentan valores del estadístico LR que permiten rechazar la hipótesis nula de que los parámetros estimados de todas las variables son estadísticamente iguales a cero (0) en conjunto.²² También, se aprecia que los parámetros estimados de todas las variables explicativas son significativos al 1 % de confianza en todos los modelos.

Las estimaciones permiten precisar que el género del deudor es una variable determinante en la probabilidad de morosidad en los cuatro niveles analizados. En general, se observa que las mujeres tienen menor probabilidad de entrar en mora que los hombres para todas las categorías de morosidad. Lo anterior se puede explicar porque ellas son más propensas a hacer una planificación de sus gastos y a informar a las entidades crediticias cuando se endeudan por encima de sus posibilidades de pago (Banco Mundial, 2013). Por otra parte, el otorgamiento de crédito a mujeres de bajos recursos y con poco acceso al mercado financiero, puede llevar a que se mantengan económicamente por sí solas y, además, a que se inculque en ellas una cultura de trabajo duro y disciplina financiera, lo cual puede dar como resultado altas tasas de repago.

²²Conocido como *razón de verosimilitud*, el *likelihood ratio* (LR) es la razón entre la probabilidad de observar un resultado en las observaciones con la característica en cuestión versus la probabilidad de ese resultado en observaciones sin la característica.

Así mismo, la edad resultó significativa en la explicación de la morosidad. En particular, se encuentra que la probabilidad de entrar en mora disminuye a medida que aumenta la edad del deudor, para cada una de las especificaciones. Es decir, los clientes catalogados como adultos mayores presentan una probabilidad menor de entrar en mora. En este sentido, Nannyonga (2000), Roslan y Karim (2009), y Nawai (2010) destacan que usualmente deudores con más edad son más responsables que los más jóvenes, por lo que se esperaría la probabilidad de entrar en mora sea menor en los adultos mayores. Adicionalmente, en los modelos se incorpora la variable edad al cuadrado que significa que a medida que aumenta la edad de una persona aumenta su probabilidad de presentar episodios de mora, pero en algún momento empieza a decrecer. En general, la edad en la que empieza a decrecer esta probabilidad es de aproximadamente 44 años.

El estrato del deudor indica que cuanto más alto, mayor es la probabilidad de pertenecer a la categoría de más de 30 días de mora. Se espera que a medida que aumenta el estrato, disminuya la mora; sin embargo, el resultado es contraintuitivo. Lo anterior se puede explicar debido a la poca información con la que se cuenta acerca de esta variable. No obstante, la experiencia de los últimos años ha demostrado que el microcrédito, cuando es usado de forma adecuada, puede ser un motor clave para el crecimiento de los estratos bajos (Werling, 2018). Es decir, el resultado en la categoría de más de 30 días puede deberse a la focalización realizada de las instituciones microcrediticias sobre la población que reporta estratos bajos, en particular 1 o 2.

La exclusión financiera es más evidente en las zonas rurales en donde, a menudo, se presentan problemas con relación a asimetrías de información, falta de infraestructura financiera, vial y de las comunicaciones, que frecuentemente dificultan el acercamiento del sistema financiero con la población rural. Los mercados de crédito en el área rural enfrentan comúnmente dificultades importantes como la ausencia de garantías o colaterales y el subdesarrollo de instituciones complementarias (Ministerio de Hacienda, 2016). En general, las estimaciones revelan que el hecho de pertenecer a zonas rurales dispersas o rurales,²³ respecto a vivir en una ciudad, aumentan la probabilidad en aproxima-

²³Rurales dispersos: son aquellos municipios y áreas no municipalizadas (ANM) que tienen cabeceras pequeñas y densidad poblacional baja (menos de 50 *hab/km*²).

damente 2 %. Cuando se realiza el análisis de los municipios catalogados como intermedios,²⁴ se encuentra que vivir en estos, respecto a vivir en una ciudad, disminuye la probabilidad de morosidad. Los resultados anteriores se pueden deber a la alta diferencia de inclusión financiera en las áreas rurales respecto a las áreas urbanas, pues según el último informe de la Superintendencia Financiera sobre la situación actual de inclusión financiera, la diferencia entre las zonas urbanas y rurales alcanza 32,5 pp (Banca de las Oportunidades y Superintendencia Financiera de Colombia, 2017).

El acceso de los segmentos pobres de la población a los servicios financieros contribuye a su bienestar y al aprovechamiento de las oportunidades económicas disponibles en estos sectores (Perossa y Gigler, 2015). De acuerdo con los resultados, los clientes de microcrédito que se encuentran por debajo de la línea de pobreza tienen aproximadamente 14 % menor probabilidad de presentar episodios de mora de más de 30 días, respecto a los que se encuentran por encima de la línea de pobreza. Específicamente, las personas por debajo de este umbral registran 9 %, 7 % y 5 % menor probabilidad de presentar 60, 90 y 120 días de mora, respectivamente. Estas diferencias están relacionadas con las características idiosincráticas de su población objetivo (Townsend, 1995) que, en general, son personas de bajos recursos las cuales, por lo general, no tienen acceso al sistema financiero tradicional debido a sus necesidades particulares como la solicitud de bajos montos, plazos diseñados según su flujo de caja y falta de garantías y/o codeudores.

Así mismo, de acuerdo con Rhyne y Holt (1994), Banco Mundial (2006) y Ledgerwood (1999), el uso de instrumentos de metodología microcrediticia cumple un rol importante en la reducción del riesgo crediticio para este tipo de créditos, pues estas herramientas básicamente están destinadas a crear un seguimiento cercano entre la entidad financiera y los deudores durante los procesos de emisión y reembolso. De esta manera se ajustan los créditos otorgados a las características inherentes de cada cliente y, en consecuencia, mediante el monitoreo de los deudores, se mitigan los riesgos asociados a los microcréditos.

²⁴Intermedios: son aquellos municipios que tienen una importancia regional y con acceso a diversos bienes y servicios. Se caracterizan por tener entre 25.000 y 100.000 habitantes en la cabecera o que, a pesar de tener cabeceras menores, presentan alta densidad poblacional (más de 10 *hab/km*²).

Por otro lado, según los resultados de la estimación, aquellos deudores que están casados tienen una menor probabilidad de presentar algún episodio de mora en los cuatro modelos, respecto a aquellos divorciados. Lo anterior se explica porque un compañero permanente puede servir de respaldo financiero en caso de no contar con los recursos suficientes para pagar la deuda. Así mismo, la probabilidad de ser un cliente moroso disminuye con el hecho de ser soltero, separado o estar en unión libre, pero en menor proporción a si estuviera casado.

Para el caso del nivel educativo, no hay registros para el 35 % de las observaciones, por esta razón es posible que los modelos estén capturando un efecto no observado de la calidad del cumplimiento del pago del crédito. Si bien la literatura existente (Chowdhury, 2009; Fundación Microfinanzas BBVA, 2017; Werling, 2018) asegura que mayores niveles de educación permiten a los deudores comprender información más compleja, mantener registros importantes del negocio, realizar análisis financieros, flujos de caja y, en términos generales, tomar mejores decisiones de negocio, también es verdad que la mayoría de la población que cuenta con microcrédito está integrada por personas que tienen educación primaria a lo sumo. Así mismo, el hecho de que el deudor tenga vivienda propia, respecto a vivir en arriendo, aumenta la probabilidad de no presentar episodios de mora. Esto puede estar relacionado con el hecho de que las instituciones microfinancieras, aunque por lo general no exigen la vivienda como un colateral o garantía, esta sí tiene efecto sobre el flujo de caja de los clientes que se deriva de una mejor capacidad de pago; así, se reduce la probabilidad de incumplimiento. Este mismo resultado se obtiene al realizar el análisis sobre la vivienda familiar.²⁵

La variable de antigüedad del negocio resulta significativa para las cuatro especificaciones. Esto significa que cuando un negocio es nuevo, la probabilidad de presentar mora es mayor. Sin embargo, a medida que el negocio acumula años de antigüedad, esta probabilidad empieza a decaer, efecto que es capturado por la variable antigüedad². En general, la antigüedad en la que empieza a decaer esta probabilidad es de aproximadamente cinco (5) años.

²⁵Bien familiar, no patrimonial, al servicio del grupo o ente pluripersonal que en ella se asienta, quienquiera que sea el propietario. (art. 96 del Código Civil).

Es importante mencionar que el hecho de que el microcrédito sea usado para impulsar una actividad agropecuaria, disminuye la probabilidad de presentar mora. Por otro lado, los créditos otorgados a deudores que viven en la región Caribe tienen una probabilidad mayor de mora en todos los niveles de riesgo, en comparación con la región Andina, aún cuando esta probabilidad vaya disminuyendo entre modelos. Por su parte, los préstamos originados en las regiones Amazonía, Orinoquía, Pacífica y Bogotá registran una probabilidad de incumplimiento menor a los aprobados en la región Andina en todas las categorías de morosidad.

Adicionalmente, que el microcrédito sea otorgado por un banco de nicho o por una entidad perteneciente al sector solidario, respecto a que sea otorgado por un banco universal, resulta en una menor probabilidad de presentar mora para todas las categorías, aun cuando disminuya entre modelos.

Finalmente, la probabilidad de presentar cualquier episodio de mora aumenta con el aumento de la tasa de interés. Las altas tasas de interés en el sector del microcrédito han sido una de las principales críticas desde su expansión. Estas tasas varían de un país a otro, pero están consistentemente por encima del promedio de otras modalidades de crédito en el sector bancario formal, fluctuando entre 20 % hasta 100 % anual. La razón más sonada para el alto nivel de las tasas de interés son los elevados costos operativos, ya que las instituciones microfinancieras tienen que atender a una cifra significativamente mayor de clientes debido al gran número de pequeños montos de dinero prestados y, por lo tanto, tienen una mayor carga administrativa que las instituciones competidoras en el sector de los créditos tradicionales. Entonces, no son sorprendentes los resultados de las estimaciones y el hecho de que para cualquier nivel de morosidad, la probabilidad sea altamente significativa. Adicionalmente, se halló que la probabilidad de presentar mora aumenta con el hecho de que a una persona le otorguen un monto de crédito alto. No obstante, para el caso de los microcréditos, el hecho de otorgar préstamos viene acompañado del nivel de monitoreo y la metodología de microfinanciamiento utilizada por las entidades.

Tabla 2.16. Resultados de la estimación *Probit* de los cuatro modelos

	(1)	(2)	(3)	(4)
Variables	Más de 30 días	Más de 60 días	Más de 90 días	Más de 120 días
Mujer	-0,0765*** (0,00307)	-0,126*** (0,00343)	-0,117*** (0,00365)	-0,0970*** (0,00397)
Edad	-0,147*** (0,000723)	-0,00987*** (0,000807)	-0,00754*** (0,000862)	-0,00620*** (0,000936)
Edad ²	7,43e-05*** (7,74e-06)	4,27e-05*** (8,66e-06)	2,73e-05*** (9,21e-06)	2,05e-05** (9,96e-06)
Estrato medio	0,0519*** (0,00465)	-0,00337 (0,00534)	-0,00816 (0,00571)	0,00690 (0,00614)
Estrato alto	0,181*** (0,0304)	0,0230 (0,0354)	0,0202 (0,0376)	0,0324 (0,0404)
Rural disperso	0,0610*** (0,00608)	0,162*** (0,00661)	0,147*** (0,00698)	0,102*** (0,00755)
Rural	0,0990*** (0,00451)	0,171*** (0,00493)	0,153*** (0,00522)	0,104*** (0,00565)
Intermedio	-0,0482*** (0,00384)	-0,0230*** (0,00431)	-0,0190*** (0,00460)	-0,0336*** (0,00500)
Pobres	-0,587*** (0,00654)	-0,574*** (0,00779)	-0,556*** (0,00822)	-0,555*** (0,00880)
Soltero	-0,0569*** (0,00579)	-0,0346*** (0,00637)	-0,0415*** (0,00668)	-0,0493*** (0,00713)
Separado	-0,0403*** (0,00977)	-0,0126 (0,0108)	-0,0194* (0,0112)	-0,0313*** (0,0118)
Unión libre	-0,0838*** (0,00543)	-0,0620*** (0,00593)	-0,0487*** (0,00617)	-0,0332*** (0,00652)
Casado	-0,176*** (0,00560)	-0,144*** (0,00617)	-0,133*** (0,00644)	-0,118*** (0,00683)

Continúa

Secundaria	0,0230*** (0,00348)	0,0890*** (0,00390)	0,0754*** (0,00416)	0,0409*** (0,00452)
Superior o mayor	0,0190*** (0,00586)	0,129*** (0,00657)	0,106*** (0,00718)	0,0436*** (0,00813)
Vivienda empresa	0,307*** (0,0432)	0,440*** (0,0479)	0,519*** (0,0502)	0,546*** (0,0548)
Vivienda familiar	-0,0330*** (0,00483)	-0,0168*** (0,00550)	0,000609 (0,00596)	0,0112* (0,00657)
Vivienda propia	-0,0546*** (0,00445)	-0,00971* (0,00506)	0,0101* (0,00546)	0,0152** (0,00598)
# Personas a cargo	0,00568*** (0,00177)	-0,0111*** (0,00197)	-0,0149*** (0,00209)	-0,00991*** (0,00226)
Antigüedad	0,0182*** (0,000478)	0,0108*** (0,000535)	0,0174*** (0,000572)	0,0249*** (0,000625)
Antigüedad ²	-0,000308*** (1,32e-05)	-0,000180*** (1,47e-05)	-0,000337*** (1,56e-05)	-0,000514*** (1,70e-05)
Agropecuario	-0,0459*** (0,00432)	-0,0183*** (0,00476)	-0,0290*** (0,00504)	-0,0620*** (0,00547)
Caribe	0,314*** (0,00358)	0,371*** (0,00389)	0,335*** (0,00411)	0,275*** (0,00443)
Pacífica	-0,559*** (0,00469)	-0,629*** (0,00572)	-0,655*** (0,00638)	-0,633*** (0,00715)
Orinoquía	-0,0877*** (0,00768)	-0,119*** (0,00900)	-0,0873*** (0,00977)	-0,0465*** (0,0108)
Amazonía	-0,712*** (0,0104)	-0,814*** (0,0130)	-0,775*** (0,0140)	-0,686*** (0,0151)
Bogotá	-0,0902*** (0,00720)	-0,119*** (0,00865)	-0,0851*** (0,00943)	-0,0488*** (0,0104)
Banco de nicho	-1,108*** (0,00368)	-1,075*** (0,00417)	-1,115*** (0,00451)	-1,137*** (0,00507)

Continúa

Sector solidario	-1,380*** (0,0227)	-1,055*** (0,0288)	-1,191*** (0,0342)	-1,309*** (0,0381)
Tasa de interés	0,00855*** (0,000332)	0,0243*** (0,000374)	0,0204*** (0,000396)	0,00945*** (0,000425)
Log (monto crédito)	0,0367*** (0,00214)	0,0836*** (0,00238)	0,0596*** (0,00253)	-0,00304 (0,00271)
Constante	-0,615*** (0,0421)	-2,510*** (0,0469)	-2,230*** (0,0495)	-1,074*** (0,0531)
Pseudo R ²	0,2013	0,2041	0,2098	0,2049
Estadístico LR Chi ² (31)	243.282,05	193.090,20	174.505,71	142.283,10
Prob>Chi ²	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Observaciones	1.200.048	1.200.048	1.200.048	1.200.048

Errores estándar entre paréntesis. *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$

Fuente: elaboración propia

Tabla 2.17. Efectos marginales de las variables explicativas sobre la probabilidad de que un crédito registre alguno de los cuatro episodios de mora analizados

	(1)	(2)	(3)	(4)
Variables	Más de 30 días	Más de 60 días	Más de 90 días	Más de 120 días
Mujer	-0,0181*** (0,000732)	-0,0200*** (0,000554)	-0,0147*** (0,000466)	-0,00887*** (0,000370)
Edad	-0,00344*** (0,000170)	-0,00154*** (0,000126)	-0,000927*** (0,000106)	-0,000558*** (8,42e-05)
Edad ²	1,74e-05*** (1,82e-06)	6,67e-06*** (1,35e-06)	3,36e-06*** (1,13e-06)	1,84e-06** (8,97e-07)
Estrato medio	0,0122*** (0,00109)	-0,000527 (0,000835)	-0,00100 (0,000702)	0,000621 (0,000553)

Continúa

Estrato alto	0,0425*** (0,00714)	0,00360 (0,00553)	0,00248 (0,00463)	0,00292 (0,00364)
Rural disperso	0,0143*** (0,00143)	0,0253*** (0,00103)	0,0180*** (0,000860)	0,00916*** (0,000681)
Rural	0,0232*** (0,00106)	0,0268*** (0,000772)	0,0188*** (0,000644)	0,00939*** (0,000509)
Intermedio	-0,0113*** (0,000902)	-0,00359*** (0,000673)	-0,00234*** (0,000565)	-0,00302*** (0,000450)
Pobres	-0,138*** (0,00153)	-0,0898*** (0,00122)	-0,0683*** (0,00101)	-0,0499*** (0,000800)
Soltero	-0,0143*** (0,00147)	-0,00582*** (0,00108)	-0,00547*** (0,000891)	-0,00471*** (0,000691)
Separado	-0,0102*** (0,00245)	-0,00214 (0,00183)	-0,00260* (0,00149)	-0,00304*** (0,00113)
Unión libre	-0,0208*** (0,00138)	-0,0102*** (0,00101)	-0,00638*** (0,000826)	-0,00321*** (0,000641)
Casado	-0,0416*** (0,00139)	-0,0226*** (0,00101)	-0,0163*** (0,000833)	-0,0106*** (0,000646)
Secundaria	0,00541*** (0,000818)	0,0139*** (0,000613)	0,00926*** (0,000515)	0,00368*** (0,000410)
Superior o mayor	0,00446*** (0,00138)	0,0207*** (0,00112)	0,0134*** (0,000952)	0,00394*** (0,000754)
Vivienda empresa	0,0720*** (0,0101)	0,0688*** (0,00749)	0,0638*** (0,00617)	0,0492*** (0,00493)
Vivienda familiar	-0,00775*** (0,00113)	-0,00262*** (0,000860)	7,48e-05 (0,000733)	0,00101* (0,000592)
Vivienda propia	-0,0128*** (0,00104)	-0,00152* (0,000791)	0,00124* (0,000672)	0,00137** (0,000539)
# Personas a cargo	0,00133*** (0,000416)	-0,00173*** (0,000308)	-0,00183*** (0,000257)	-0,000892*** (0,000204)

Continúa

Antigüedad	0,00427*** (0,000112)	0,00169*** (8,35e-05)	0,00214*** (6,99e-05)	0,00225*** (5,58e-05)
Antigüedad ²	-7,24e-05*** (3,10e-06)	-2,81e-05*** (2,29e-06)	-4,15e-05*** (1,91e-06)	-4,63e-05*** (1,52e-06)
Agropecuario	-0,0108*** (0,00101)	-0,00286*** (0,000744)	-0,00357*** (0,000620)	-0,00558*** (0,000492)
Caribe	0,0898*** (0,00105)	0,0790*** (0,000868)	0,0580*** (0,000750)	0,0351*** (0,000599)
Pacífica	-0,103*** (0,000760)	-0,0692*** (0,000540)	-0,0547*** (0,000454)	-0,0383*** (0,000371)
Orinoquía	-0,0209*** (0,00176)	-0,0187*** (0,00132)	-0,0112*** (0,00119)	-0,00459*** (0,00103)
Amazonía	-0,119*** (0,00114)	-0,0787*** (0,000698)	-0,0592*** (0,000593)	-0,0398*** (0,000505)
Bogotá	-0,0214*** (0,00165)	-0,0188*** (0,00127)	-0,0110*** (0,00115)	-0,00481*** (0,000995)
Banco de nicho	-0,260*** (0,000865)	-0,168*** (0,000664)	-0,137*** (0,000576)	-0,102*** (0,000483)
Sector solidario	-0,324*** (0,00530)	-0,165*** (0,00448)	-0,146*** (0,00417)	-0,118*** (0,00341)
Tasa de interés	0,00201*** (7,81e-05)	0,00380*** (5,87e-05)	0,00251*** (4,89e-05)	0,000851*** (3,83e-05)
Log (monto crédito)	0,00862*** (0,000502)	0,0131*** (0,000375)	0,00733*** (0,000312)	-0,000274 (0,000244)
Observaciones	1.200.048	1.200.048	1.200.048	1.200.048

Errores estándar entre paréntesis. *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$

Fuente: elaboración propia

Por último, con el fin de comprobar el rendimiento del modelo, se realizaron dos pruebas posestimación. En la tabla 2.18 se presenta la clasificación para cada uno de los modelos. De acuerdo con los resultados, el porcentaje correctamente clasificado para los cuatro

modelos es considerablemente alto, pues es mayor al 80 %. Además, la prueba presenta los porcentajes de sensibilidad y especificidad. La medida de sensibilidad cuantifica la proporción de individuos con episodios de mora y que son clasificados como tal, mientras que la medida de especificidad cuantifica la proporción de individuos que no presentan días de mora y son clasificados por la prueba como tal.

En general, se evidencia que las medidas de sensibilidad disminuyen entre modelos, esto se puede deber al número de observaciones que se toma en consideración. Es decir, son más las observaciones que, por ejemplo, presentan más de 30 días de mora, que las que presentan más de 120 días de mora. Así mismo, las medidas de especificidad son buenas, por lo cual se puede afirmar que, en términos generales, se está realizando una inferencia adecuada sobre los datos.

Tabla 2.18. Clasificación - primera prueba posestimación

Modelo	% correctamente clasificado	Sensibilidad	Especificidad
Más de 30 días	81,77 %	28,06 %	95,39 %
Más de 60 días	87,35 %	8,77 %	99,52 %
Más de 90 días	89,05 %	1,02 %	99,93 %
Más de 120 días	91,56 %	0,00 %	100 %

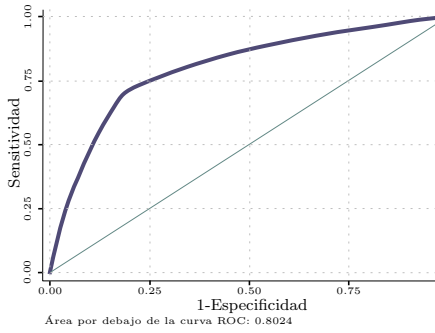
Fuente: elaboración propia

En la figura 2.8 se presentan las curvas ROC.²⁶ De acuerdo con lo anterior, se puede afirmar que las variables explicativas tienen una sobresaliente capacidad de predicción sobre la probabilidad de que los individuos de la muestra presenten mora. Esta afirmación se deriva debido a que el área que se encuentra por debajo de la curva es mayor de 0,8 para todas las especificaciones.²⁷

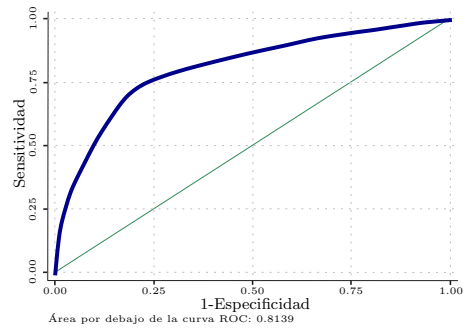
²⁶La curva ROC es una herramienta estadística utilizada en el análisis de la capacidad discriminante de una prueba diagnóstica dicotómica. Es decir, una prueba basada en una variable de decisión, cuyo objetivo es clasificar a los individuos de una población en dos grupos: uno que presente un evento de interés y otro que no.

²⁷El área debajo de la curva ROC (*area under curve*, AUC) puede interpretarse como la probabilidad de que ante un par de individuos, uno en mora y otro no, la prueba los clasifique correctamente.

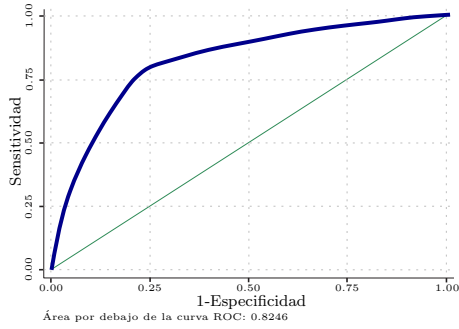
Figura 2.8. Curvas ROC - segunda prueba posestimación



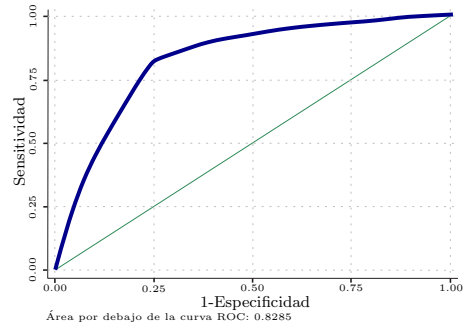
(a) Más de 30 días



(b) Más de 60 días



(c) Más de 90 días



(d) Más de 120 días

Fuente: elaboración propia.