

CAPÍTULO 2

Determinantes de la morosidad del microcrédito

2.1. Introducción

En este capítulo se presenta, en primer lugar, un análisis de la dinámica del microcrédito desagregando entre las entidades que son vigiladas por Superintendencia Financiera de Colombia (SFC) y las que no, usando la información agregada que recopila mensualmente Asomicrofinanzas de sus entidades afiliadas. Posteriormente, se presentan los resultados de un modelo de los determinantes de morosidad de la cartera de microcrédito en Colombia, con el fin de ampliar el conocimiento de la industria sobre los factores de mayor riesgo para su cartera.

Como se aprecia en la figura 2.1, la cartera bruta de microcrédito de las entidades vigiladas y no vigiladas por la SFC presenta un comportamiento similar desde 2011¹. Ambos grupos de entidades exhibieron una desaceleración hasta 2017; en 2018, las vigiladas empezaron

¹Dentro de la cartera de microcrédito se excluye al Banco Agrario de Colombia, debido a que los créditos agropecuarios otorgados por esta entidad corresponden principalmente a créditos del pequeño productor agropecuario en los términos definidos por la Comisión Nacional de Crédito Agropecuario (CNCA). Según la regulación vigente, los préstamos del BAC son clasificados como microcréditos por el monto, pero no por la metodología empleada en su originación.

a mostrar una recuperación, y las no vigiladas lo hicieron en 2019. Esta recuperación se frenó durante 2020 debido a la pandemia de la Covid-19 (por su sigla en inglés), pero a partir de 2021 se observa una leve mejoría de la dinámica de este tipo de préstamos tanto para las entidades vigiladas como para las no vigiladas.

Figura 2.1. Promedio del crecimiento anual de la cartera de microcrédito de las entidades



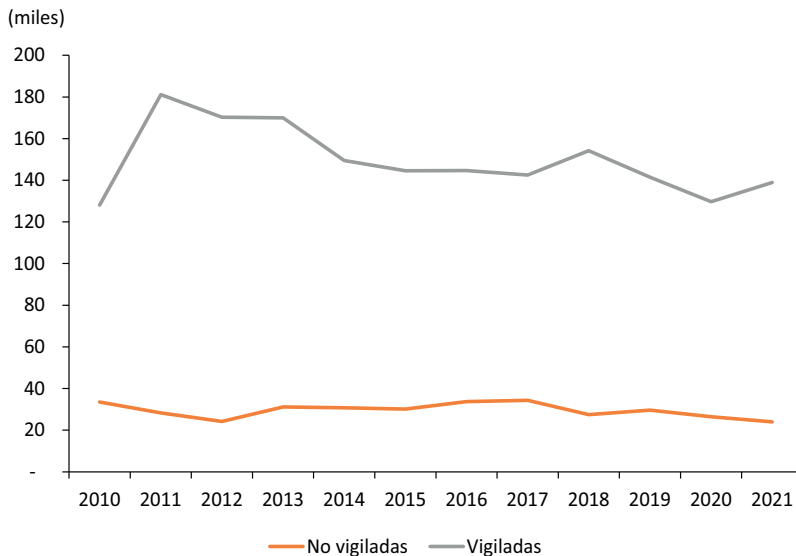
Fuente: Asomicrofinanzas; cálculos de los autores

Al comparar el número de deudores promedio entre las entidades vigiladas y las no vigiladas, se observa que las primeras concentran un porcentaje mayor durante todo el periodo de análisis (figura 2.2). Desde 2013 hasta 2021, el promedio de deudores de microcrédito para las entidades no vigiladas se ha mantenido relativamente estable. Sin embargo, en el otro grupo de entidades esta cifra ha venido presentando una tendencia decreciente desde 2011, la cual se acentuó en el 2020 durante la emergencia sanitaria por Covid-19.

Respecto al indicador de mora (IM) se destaca una tendencia creciente desde 2011 y hasta 2016 en las no vigiladas; en las vigiladas se observa un aumento hasta 2013, después una mejoría sostenida hasta

2015 y, posteriormente, un repunte hasta 2017. Luego de estos años, la morosidad en ambos tipos de entidades se redujo, pero volvió a deteriorarse con la crisis sanitaria. En el caso de las no vigiladas en 2020 y de las vigiladas en 2021, y alcanzó el mayor nivel observado desde 2010. Con corte a diciembre de 2021, el IM mostró una mejoría en las no vigiladas, pero aún se encuentra por encima de los niveles registrados antes de la pandemia (figura 2.3).

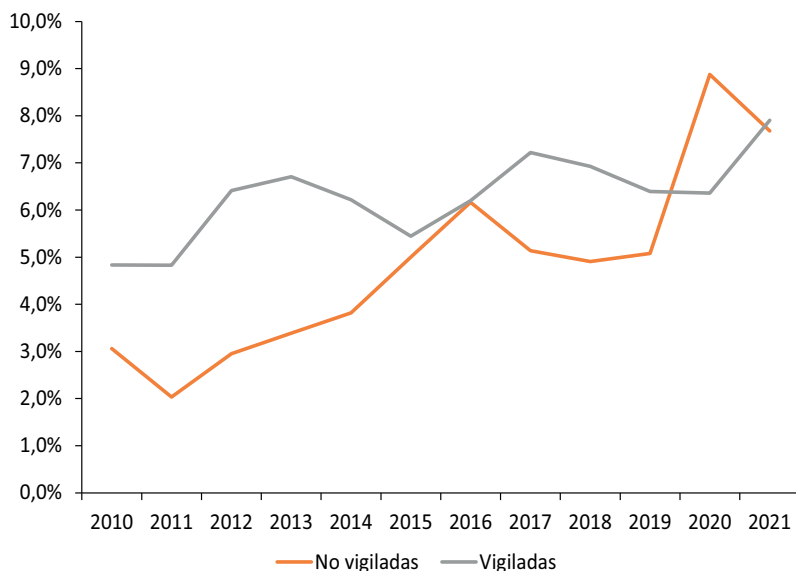
Figura 2.2. Número de deudores promedio, por tipo de entidad, de la cartera de microcrédito



Fuente: Asomicrofinanzas; cálculos de los autores

A pesar del incremento en el indicador de mora durante 2020 y 2021, los efectos de la crisis sanitaria fueron mitigados parcialmente por las instrucciones que impartió la SFC para mitigar los efectos derivados de la Covid-19, así como los acuerdos que se lograron con los clientes para asegurar su reactivación económica en la medida en que se ponían al día con sus deudas vigentes. Como se mencionó en el Capítulo 1, estas medidas no sólo fueron implementadas por las entidades vigiladas sino también por las no vigiladas.

Figura 2.3. Indicador de mora de la cartera de microcrédito



Fuente: Asomicrofinanzas; cálculos de los autores

La principal medida de la SFC consistió en permitir a las entidades que otorgaran periodos de gracia a los deudores que no pudieran continuar cumpliendo el pago de sus obligaciones, sin afectar su calificación crediticia². Su implementación tuvo un impacto sobre el saldo de la cartera vigente, debido a que, además de contener su deterioro, introdujo un efecto positivo, pues permitió la reclasificación del saldo de cartera de deudores que al 29 de febrero de 2020 presentaban una mora entre treinta y sesenta días como cartera al día. Con el fin de la vigencia de estas medidas y debido a la persistencia de la afectación de los deudores por cuenta de la prolongación de las medidas de aislamiento preventivo, la SFC generó una segunda etapa de medidas para garantizar soluciones estructurales a los deudores que denominó Programa de Acompañamiento a Deudores (PAD)³. El PAD les brindó a las entidades y sus prestatarios herramientas para que, de acuerdo

²Medidas impartidas a través de la expedición por parte de la SFC de las Circulares Externas 007 y 014 de 2020.

³El PAD fue implementado con la expedición por la SFC de la Circular Externa 022 del 30 de junio de 2020.

con su nueva realidad económica, pudieran redefinir las condiciones de sus créditos. Este programa estuvo vigente por un año desde el 1 de agosto de 2020.

Con el fin de enriquecer el análisis sobre el comportamiento de pago de los clientes de microcrédito, se presenta a continuación un resumen de la bibliografía reciente sobre el tema, así como un modelo estimado por los autores con base en la base de datos descrita en el Anexo 1 del Capítulo 1. Los principales resultados de este Capítulo revelan que las mujeres, los jóvenes, los deudores de estratos bajos, los que no tienen un compañero permanente, los que tienen más personas a cargo y los que viven en las regiones Caribe, Pacífica y de la Orinoquia tienen una mayor probabilidad de presentar episodios de morosidad.

Este análisis es clave en la medida en que como lo muestran Altman, E. y Sabato, G. (2013), en un estudio del mercado estadounidense, las pequeñas y medianas empresas son distintas a las grandes respecto al riesgo crediticio. De hecho, una barrera para instituciones microfinancieras es la baja o inexistente información confiable de la salud financiera de la población objetivo de este tipo de crédito, por lo que las entidades deben acercarse más al microempresario para intentar recopilar información personal que les permita inferir si es un buen o mal deudor. Esta información incluye variables de las condiciones socioeconómicas del empresario, la experiencia de este, el tipo de actividad que desempeña, entre otras. El trabajo de Cornée, S. (2020) respalda lo expuesto anteriormente, pues prueba que, para una cooperativa francesa dedicada al otorgamiento de microcrédito, los puntajes crediticios construidos a partir de este tipo de información predicen de una mejor manera los eventos de impago de los deudores.

Con base en lo anterior, se requiere que el microcrédito incorpore una metodología microcrediticia diferente a los préstamos comerciales habituales, para lo cual es pertinente que las entidades proveedoras de este tipo de préstamos monitoreen constantemente los determinantes de la morosidad de sus deudores, con el fin de seguir desarrollando herramientas para una adecuada gestión del riesgo de crédito asociado a esta cartera.

2.2. Resumen de bibliografía

En Colombia, se han realizado diversas investigaciones que indagan sobre los determinantes de la morosidad de la cartera de microcrédito. Clavijo, F. (2016) utiliza información de una IMF colombiana y concluye que las variables socioeconómicas del deudor en el momento en que se le otorga el crédito (por ejemplo, edad, género, número de personas a cargo, estrato y tipo de vivienda) son determinantes para explicar la probabilidad de incumplimiento en esta cartera.

Estrada, D. y Hernández, A. (2019) complementaron ese trabajo mediante un ejercicio empírico similar con base en la información de créditos vigentes a diciembre de 2017 para quince IMF. Los autores incluyen otras variables relacionadas con el nivel de pobreza y ruralidad del deudor y unas relacionadas con las entidades (por ejemplo, si son bancos de nicho o forman parte del sector solidario), y hallaron que los clientes de microcrédito por debajo de la línea de pobreza tienen una menor probabilidad de presentar episodios de mora y que el hecho de que un 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.

Adicional a estos dos trabajos, Clavijo et al (2020) estudian los determinantes de la morosidad específicamente para los créditos colocados a microempresarios que desempeñan su actividad en municipios rurales y rurales dispersos. Utilizan la misma base de datos empleada por Estrada, D. y Hernández, A. (2019) y le adicionan unas variables categóricas que indican si los créditos se otorgaron en el mismo municipio donde el deudor desarrolla sus actividades productivas, y si la IMF colecta información cualitativa del cliente (por ejemplo, la percepción que tiene de él su círculo social) y utiliza estrategias durante la originación y/o la amortización del crédito para prevenir que los clientes incurran en mora.

Esos autores hallaron, entre otros: (i) los micronegocios desarrollados en municipios con Programas de Desarrollo con Enfoque Territorial (PDET) tienen mayores probabilidades de entrar en mora; (ii) tener una oficina o asesor móvil en el mismo municipio donde el microempresario desarrolla sus actividades reduce la probabilidad de atraso

en el pago de las cuotas; y (iii) aquellos préstamos aprobados por entidades que utilizan información cualitativa en sus procesos y que emplean mecanismos durante el proceso de amortización de aquellos para prevenir que sus clientes incurran en mora evidencian una menor probabilidades de impago.

2.3. Análisis de datos

La base de datos utilizada para la estimación del modelo de determinantes de morosidad de la cartera de microcrédito contiene 1.326.357 observaciones, que incluyen información sobre las características sociodemográficas de los deudores con créditos vigentes a junio de 2020 y detalle del comportamiento de pago de dichos clientes. La muestra incluye créditos otorgados entre enero de 2010 y junio 2020 de las quince entidades participantes en este estudio.

Al analizar la distribución de la muestra de créditos por región geográfica⁴, en junio de 2020 se aprecia que las entidades microfinancieras en Colombia se enfocan en financiar a personas, hogares y microempresas de las regiones Andina, Caribe y Pacífica, las cuales concentran aproximadamente el 87 % de los préstamos otorgados.

Por otro lado, en la tabla 2.1 se presenta la desagregación por tipo de municipio; esto es, del total de créditos, el 16 % se otorgaron en municipios clasificados rurales, y el 84 % en zonas urbanas⁵. Al analizar el desempeño de los créditos, se puede observar que el 24 % de aquellas obligaciones otorgadas en las zonas rurales ha exhibido episodios de morosidad⁶, y, en las zonas urbanas, este porcentaje es

⁴La 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 Orinoquia, los departamentos de Arauca, Casanare, Meta y Vichada; 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.

⁵No fue posible clasificar al 0,3 % de las observaciones en alguna de las dos categorías rural o urbano.

⁶Un episodio de morosidad ocurre cuando un crédito presenta más de 30 días de mora.

del 26 %. Al analizar la morosidad por región, se observa que la región de la Amazonia y Bogotá son los territorios que muestran el mejor comportamiento, en contraste con las regiones Caribe y Pacífica.

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

Región	Total créditos		Créditos en mora	
	Rural	Urbano	Rural	Urbano
Amazonía	1 %	2 %	15 %	20 %
Andina	7 %	37 %	22 %	23 %
Caribe	5 %	22 %	25 %	31 %
Orinoquía	1 %	4 %	28 %	27 %
Pacífica	3 %	14 %	29 %	29 %
Bogotá	0 %	6 %	0 %	18 %
Total	16 %	84 %	24 %	26 %

Fuente: Asomicrofinanzas. Elaboración propia.

En la tabla 2.2 se presenta la media del número de personas a cargo⁷, la experiencia del deudor en la actividad que realiza⁸ y la antigüedad del negocio⁹ de la muestra total, el grupo de créditos que nunca ha estado en mora y el grupo de créditos morosos¹⁰. Como se observa, el número de personas promedio que dependen económicamente del deudor está entre 1 y 2 para las tres muestras analizadas, mientras que en experiencia en la actividad y antigüedad del negocio, la media de los clientes morosos es menor que la de los deudores que nunca registraron atrasos en el pago de sus obligaciones financieras, valores que además son estadísticamente diferentes¹¹.

⁷El 3,6 % de las observaciones no contaba con valores para esta variable.

⁸El 59,1 % de las observaciones no contaba con valores para esta variable.

⁹El 17,4 % de las observaciones no contaba con valores para esta variable.

¹⁰La experiencia de la actividad se refiere al número de años que lleva el cliente realizando su actividad económica; la antigüedad se refiere al número de años que tiene el negocio para el cual se otorgó el microcrédito.

¹¹En esta sección, la diferencia estadística de medias entre grupos para las distintas variables (no categóricas) utilizadas, se evalúa con el método Unpaired t-

Tabla 2.2. Prueba de diferencia de medias

	Total	Sin Mora	En Mora	Prueba	N
Variable	Media	Media	Media		
Personas a cargo	1,13 (-1,16)	1,13 (1,15)	1,16 (1,21)	Prob > z = 0,000	2,8m
Experiencia actividad	5,9 (9)	7,07 (9,4)	1,33 (4,7)	Prob > z = 0,000	1,7m
Antigüedad del negocio	11,9 (8,9)	12,1 (9)	10,9 (8,7)	Prob > z = 0,000	2,6m

Los valores entre parentésis ilustran la desviación estandard.

m=millones.

Fuente: Asomicrofinanzas. Elaboración propia.

Respecto a la edad¹², la variable se dividió en tres categorías que clasifican al deudor como joven si tiene entre 18 y 30 años; adulto, si está entre los 30 y 60 años de edad, y adulto mayor, si es mayor de 60 años de edad. Se observa que la mayor proporción de los deudores de microcrédito son adultos (69%), seguido por los jóvenes (17%) y adultos mayores (14%). En morosidad, los adultos presentan una proporción de préstamos morosos significativamente mayor que los demás rangos de edades (67%), seguidos por los jóvenes (21%) y los adultos mayores (12%), diferencias que prueban ser estadísticamente significativas (tabla 2.3)¹³.

En cuanto al género¹⁴, el 54% de los créditos analizados se otorgaron a mujeres. Como se observa en la tabla 2.4, los hombres presentaron un porcentaje de morosidad 6 puntos porcentuales (pp) menor al exhibido por las mujeres con el 47%. Por otro lado, de la tabla 2.5 se infiere que casi la totalidad de los préstamos (97%) se otorgan a individuos de estratos bajos (1, 2 y 3), y la diferencia en la incidencia de la mora entre dichas categorías es estadísticamente significativa.

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, E. y Sabato, G. (2013); Armitage, P., y Berry, G. (1994).

¹²El 0,02% de las observaciones no contaba con valores para esta variable.

¹³En esta sección, la diferencia estadística en morosidad entre las categorías de las distintas variables dummy utilizadas se evalúa mediante la prueba de *Pearson*.

¹⁴El 0,76% de las observaciones no contaba con información para esta variable.

Tabla 2.3. Prueba estadística para la variable edad

Edad	Participación		Prueba estadística	N
	Total	En Mora		
Joven	17 %	21 %	Pearson $\chi^2 = 9,300$	498.438
Adulto	69 %	67 %		2.016.669
Adulto Mayor	14 %	12 %	Prob $> z = 0,000$	419.686

Prueba estadística no paramétrica de diferencias en la morosidad entre categorías.

Fuente: Asomicrofinanzas. Elaboración propia.

Tabla 2.4. Prueba estadística para la variable género

Género	Participación		Prueba estadística	N
	Total	En Mora		
Mujer	54 %	53 %	Pearson $\chi^2 = 344,13$	1.591.787
Hombre	45 %	47 %	Prob $> z = 0,000$	1.331.602

Prueba estadística no paramétrica de diferencias en la morosidad entre categorías.

Fuente: Asomicrofinanzas. Elaboración propia.

Tabla 2.5. Prueba estadística para la variable estrato socioeconómico

Estrato	Participación		Prueba estadística	N
	Total	En Mora		
1	57 %	54 %	Pearson $\chi^2 = 2600$	1.668.897
2	31 %	33 %	Prob $> z = 0,000$	904.082
3	10 %	10 %		284.003
4	1 %	1 %		30.137
5	0,2 %	0 %		5.182
6	0,1 %	0 %		2.764

Prueba estadística no paramétrica de diferencias en la morosidad entre categorías.

Fuente: Asomicrofinanzas. Elaboración propia.

Por otro lado, el 63 % de los créditos se otorgaron a individuos que viven en pareja, ya sea casados (29 %) o en unión libre (34 %) ¹⁵. Se resalta que cerca del 30 % de los préstamos se les aprobaron a individuos solteros. Respecto a la morosidad, la data revela que las personas en unión marital de hecho tienen un mayor porcentaje de morosidad (38 %), y las separadas y viudas presentan una menor proporción de créditos en mora (1 %; Tabla 2.6).

Tabla 2.6. Prueba estadística para la variable estado civil

Estado Civil	Participación		Prueba estadística	N
	Total	En Mora		
Casado	29 %	20 %	Pearson $\chi^2 = 44000$	844.299
Divorciado	3 %	4 %	Prob $> z = 0,000$	93.700
Separado	3 %	1 %		88.140
Soltero	29 %	35 %		845.422
Unión Libre	34 %	38 %		991.277
Viudo	2 %	1 %		66.004

Prueba estadística no paramétrica de diferencias en la morosidad entre categorías.

Fuente: Asomicrofinanzas. Elaboración propia.

Al analizar el nivel de educación de los clientes ¹⁶, se aprecia que las IMF enfocan sus esfuerzos en otorgar recursos a personas que no han estudiado una carrera profesional o técnica. De hecho, casi la mitad de los créditos de la muestra se otorgaron a personas con educación primaria o un nivel educativo menor, y tan solo el 11 % se destinó a deudores con educación superior o mayor. Se destaca que aquellos préstamos aprobados a personas con educación secundaria o menor presentan el mayor porcentaje de morosidad (tabla 2.7).

¹⁵El 0,23 % de las observaciones no contaba con información para la variable del estado civil.

¹⁶El 4,35 % de las observaciones no contaba con información para la variable de nivel educativo.

Tabla 2.7. Prueba estadística para la variable nivel educativo

Nivel Educativo	Participación		Prueba estadística	N
	Total	En Mora		
Primaria o menor	49 %	45 %	Pearson $\chi^2 = 5900$	1.422.449
Secundaria	39 %	44 %	Prob $> z = 0,000$	1.128.859
Superior o mayor	11 %	11 %		322.581

Prueba estadística no paramétrica de diferencias en la morosidad entre categorías.

Fuente: Asomicrofinanzas. Elaboración propia.

Al analizar el tipo de vivienda¹⁷ en la que habitan los individuos a los que se les aprobaron los créditos de la muestra, se aprecia que el 57 % habitan en una vivienda propia, el 28 % en una de tipo familiar y el 14 % en una arrendada. Respecto al desempeño de los créditos, los préstamos otorgados a individuos con casa propia presentan el mayor porcentaje de morosidad (48 %), seguidos por los que habitan en una vivienda de tipo familiar (32 %; tabla 2.8).

Tabla 2.8. Prueba estadística para la variable propiedad vivienda

Propiedad Vivienda	Participación		Prueba estadística	N
	Total	En Mora		
Arrendada	14 %	19 %	Pearson $\chi^2 = 28000$	414.286
Empresa	0,2 %	0 %	Prob $> z = 0,000$	5.282
Familiar	28 %	32 %		818.620
Propia	57 %	48 %		1.662.873

Prueba estadística no paramétrica de diferencias en la morosidad entre categorías.

Fuente: Asomicrofinanzas. Elaboración propia.

Respecto al sector económico¹⁸, se observa que el 35 % de los créditos se otorgaron a personas que pertenecen al sector comercio, de los cuales

¹⁷El 0,93 % de las observaciones no contaba con información para la variable de tipo de vivienda.

¹⁸El 46,8 % de las observaciones no contaba con información para la variable de sector económico. El sector económico agropecuario tiene en cuenta las siguientes clasificaciones: agropecuario, agroindustria, agricultura, pecuario y especies menores, transformación y agroindustria y actividades complementarias. El sector

el 37 % presentan más de 30 días de mora, seguido por el sector servicios (26 %), de los cuales el 22 % están en mora; y el sector agropecuario (25 %) que registra la segunda morosidad más alta (27 %; tabla 2.9). Por último, el sector industrial representa el 14 % de los créditos otorgados, con una mora del mismo porcentaje.

Tabla 2.9. Prueba estadística para la variable sector económico

Sector Económico	Participación		Prueba estadística	N
	Total	En Mora		
Agropecuario	25 %	27 %	Pearson $\chi^2 = 2100$	207.426
Comercial	35 %	37 %	Prob $> z = 0,000$	289.330
Industrial	14 %	14 %		113.767
Servicios	26 %	22 %		212.953

Prueba estadística no paramétrica de diferencias en la morosidad entre categorías.

Fuente: Asomicrofinanzas. Elaboración propia.

En las tablas 2.10 y 2.11, se aprecia que el monto promedio otorgado por las IMF vigiladas es mayor que el otorgado por las no vigiladas en aproximadamente \$700.000 y que la tasa de interés es alrededor de 5 pp más alta en las no vigiladas. Entre grupos (con mora y sin esta), las pruebas estadísticas evidenciaron diferencias entre las medias de estas variables para un nivel de confianza del 1 %. Por una parte, se observa que el monto promedio de la muestra no morosa es mayor tanto para las entidades vigiladas como las no vigiladas. Por otra parte, la tasa de interés que registran los créditos en mora es menor que la de la muestra sin mora para ambos tipos de entidades.

económico servicios tiene en cuenta estas categorías: servicios generales, servicios profesionales, empleado doméstico, operario, auxiliar de oficina, financiero, consumo, educación, no económicas, proyectos no agropecuarios y transporte. Finalmente, el sector económico industrial tiene en cuenta las siguientes clasificaciones: minería, producción, producción primaria, construcción y vivienda.

Tabla 2.10. Monto del crédito y tasa de interés para entidades vigiladas

Variable	Total	Sin mora	En mora	Prueba
	Media	Media	Media	
Monto crédito	4.815.941 (5.478.101)	5.057.132 (5.746.481)	4.143.494 (4582197)	Prob > z = 0,000
Tasa de interés	38,92 (6,61)	39,26 (7,09)	37,96 (4,92)	Prob > z = 0,000

Los valores entre parentésis ilustran la desviación estandard.

Fuente: Asomicrofinanzas. Elaboración propia.

Tabla 2.11. Monto del crédito y tasa de interés para entidades NO vigiladas

Variable	Total	Sin mora	En mora	Prueba
	Media	Media	Media	
Monto crédito	4.134.202 (4,579,331)	4.343.516 (4,844,211)	3.467.593 (4582197)	Prob > z = 0,000
Tasa de interés	43,77 (6,04)	44,02 (6,47)	42,98 (4,27)	Prob > z = 0,000

Los valores entre parentésis ilustran la desviación estandard.

Fuente: Asomicrofinanzas. Elaboración propia.

2.4. Modelo econométrico, metodología de estimación y resultados

El modelo econométrico principal tiene la siguiente especificación:

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

Donde: Y_i : 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, y 0 de lo contrario.

X_i' : vector que contiene todas las observaciones de las variables explicativas de cada microcrédito de la muestra, en el momento de otorgamiento al deudor.

Z_i' : vector que contiene la información de las variables de control de cada préstamo en el momento de su origen.

ϵ_i : término de error de la regresión.

La mayoría de las variables explicativas están asociadas al deudor y son: género, edad, estado civil, nivel de estudio, tipo de vivienda, número de personas a cargo, estrato socioeconómico, una proxy de ruralidad y región donde le otorgaron el microcrédito al deudor. Finalmente, como variables de control se incluyen el monto inicial del crédito y la tasa de interés efectiva anual.

El modelo se estima utilizando la metodología *Probit* para cuatro niveles de morosidad distintos, los cuales se determinan de acuerdo con la clasificación que realiza la SFC para la cartera de microcrédito¹⁹. La primera categoría es cartera vencida, y en esta se clasifican aquellos créditos que presentan entre 31 y 60 días de mora. La segunda es cartera de riesgo apreciable, en la cual entran todos aquellos préstamos que tengan entre 61 y 90 días de mora. La tercera es cartera de riesgo significativo, en la que se incluyen los créditos con una morosidad entre 91 y 120 días. La cuarta categoría es cartera irrecuperable, en la que se clasifican todas las obligaciones que exhiban más de 120 días de atraso.

De acuerdo con lo anterior, la variable dependiente toma el valor de 1, si:

- El crédito presentó alguna vez un nivel de morosidad de más de 30 días (primera estimación).
- El crédito presentó alguna vez un nivel de morosidad de más de 60 días (segunda estimación).
- El crédito presentó alguna vez un nivel de morosidad de más de 90 días (tercera estimación).
- El crédito presentó alguna vez un nivel de morosidad de más de 120 días (cuarta estimación).

En las tablas 2.12 y 2.13, se presentan los resultados de la estimación para cada uno de los cuatro niveles de morosidad. En particular, la tabla 2.13 permite cuantificar la relación de 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,

¹⁹Circular Básica Contable y Financiera (Circular Externa 100 de 1995). Capítulo II. Anexo 1.

aunque las cuatro estimaciones presentan valores bajos del pseudo R^2 , 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 en conjunto. Adicionalmente, se aprecia que la gran mayoría de los parámetros estimados de todas las variables explicativas son significativos al 1 % de confianza en todos los modelos. A continuación, se analizan los resultados de cada una de las variables explicativas.

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. Estos resultados son consistentes con lo encontrado por Estrada, D. y Hernández, A. (2019), y pueden explicarse porque ellas son más propensas a planificar sus gastos y a informarles a las entidades crediticias cuando se endeudan por encima de sus posibilidades de pago (Banco Mundial (2013)).

Por su parte, la edad resultó significativa en la explicación de la morosidad para todos los niveles de morosidad. En particular, la probabilidad de entrar en mora disminuye a medida que aumenta la edad del deudor, en cada una de las especificaciones. Es decir, los clientes catalogados como adultos mayores presentan una probabilidad menor de entrar en mora. Nannyonga, H. L. (2000), Roslan, A.H. y Karim, M.Z.A. 2009 y Nawai, N., 2010 destacan que usualmente deudores con más edad son más sabios y responsables que los más jóvenes, por lo que se esperaría que cuanto mayor sea el deudor, menor es su probabilidad de entrar en mora. Adicionalmente, en los modelos se incorpora la variable edad al cuadrado, cuyo coeficiente positivo y significativo indica 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.

El estrato del deudor indica que cuanto más alto, menor es la probabilidad de pertenecer a las categorías de más de 30, 60 y 90 días de mora, lo cual es intuitivo, porque los deudores de estratos más altos tienen más poder adquisitivo y cuentan con bienes de mayor valor, los cuales pueden vender en caso de no tener suficientes recursos para pagar la deuda. A pesar de este resultado, la experiencia de los últimos años ha demostrado que el microcrédito, cuando se usa de

forma adecuada, puede ser un motor clave para el crecimiento de los estratos bajos (Werling, M. (2018)).

Respecto a la ruralidad del deudor, las estimaciones revelan que el hecho de pertenecer a zonas rurales dispersas, rurales²⁰ o a municipios catalogados como intermedios²¹, respecto a vivir en una ciudad, disminuye la probabilidad de entrar en cualquiera de los niveles de morosidad. En relación con el estado civil, los resultados de la estimación muestran que aquellos deudores que no tienen un compañero permanente exhiben una probabilidad mayor de registrar episodios de morosidad que la de los prestatarios que sí lo tienen. Lo anterior puede derivarse del hecho de que el compañero permanente puede servir de respaldo financiero en caso de no contar con los recursos suficientes para pagar la deuda.

En el caso del nivel educativo, si bien la bibliografía existente (Chowdhury, A. (2009); Fundación Microfinanzas BBVA (2017); Werling, M. (2018)) asegura que mayores niveles de educación les 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. Asimismo, el hecho de que el deudor tenga vivienda propia, versus 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 y de empresa.

Los resultados también evidencian que el número de personas a cargo está positivamente correlacionado con la probabilidad de morosidad en la mayoría de los niveles. Lo anterior puede explicarse debido

²⁰Rurales dispersos: aquellos municipios y áreas no municipalizadas (ANM) que tienen cabeceras pequeñas y densidad poblacional baja (menos de 50 hab/km²).

²¹Intermedios: 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/km²).

a que entre más personas a cargo tiene un deudor, mayores son las responsabilidades económicas que adquiere y, por ende, menores los recursos disponibles con los que cuenta para pagar sus obligaciones financieras.

Por otro lado, los créditos otorgados a deudores que viven en las regiones Caribe, Pacífica y de la Orinoquia reflejan una probabilidad mayor de mora en la mayoría de los niveles de riesgo, en comparación con la región Andina. Por su parte, los préstamos originados en la región de la Amazonia y Bogotá registran una probabilidad de incumplimiento menor a los aprobados en la región Andina en dos o tres de las categorías de morosidad. Finalmente, las estimaciones reflejan que la probabilidad de presentar cualquier episodio de mora disminuye tanto en montos altos de crédito como en préstamos con tasas de interés más altas, lo cual resulta llamativo dada la relación inversa entre ambas variables.

Tabla 2.12. Estimación probit de los cuatro modelos

Variables	(1)	(2)	(3)	(4)
	Más de 30 días	Más de 60 días	Más de 90 días	Más de 120 días
Mujer	-0,0721*** (0,00260)	-0,0135*** (0,00444)	-0,0693*** (0,00460)	-0,118*** (0,00331)
Edad	-0,0204*** (0,000590)	-0,0128*** (0,00100)	-0,0187*** (0,00103)	-0,0138*** (0,000750)
Edad2	0,000191*** (6,37e-06)	0,000137*** (1,08e-05)	0,000187*** (1,11e-05)	0,000114*** (8,19e-06)
Estrato medio	-0,0704*** (0,00407)	-0,149*** (0,00719)	-0,147*** (0,00764)	0,0516*** (0,00517)
Estrato alto	-0,102*** (0,0235)	-0,257*** (0,0453)	-0,178*** (0,0450)	0,0332 (0,0297)
Rural	-0,113*** (0,00387)	-0,0635*** (0,00672)	-0,131*** (0,00708)	-0,0931*** (0,00493)
Rural disperso	-0,106*** (0,00526)	-0,0372*** (0,00909)	-0,0836*** (0,00966)	-0,138*** (0,00690)
Intermedio	-0,0885*** (0,00320)	-0,0448*** (0,00547)	-0,0799*** (0,00563)	-0,0905*** (0,00407)
Sin pareja	0,0809*** (0,00272)	0,0111** (0,00466)	0,0402*** (0,00485)	0,106*** (0,00347)

Continúa

Secundaria	0,0234*** (0,00282)	0,125*** (0,00485)	0,153*** (0,00508)	-0,0649*** (0,00362)
Superior o mayor	0,0519*** (0,00451)	0,173*** (0,00746)	0,202*** (0,00769)	-0,0739*** (0,00583)
Vivienda empresa	-1,020*** (0,0369)	-0,999*** (0,119)	-0,863*** (0,103)	-0,822*** (0,0467)
Vivienda familiar	-0,187*** (0,00383)	-0,150*** (0,00640)	-0,150*** (0,00650)	-0,0909*** (0,00469)
Vivienda propia	-0,309*** (0,00362)	-0,166*** (0,00601)	-0,223*** (0,00625)	-0,317*** (0,00457)
# Personas a cargo	0,0378*** (0,00116)	-0,00619*** (0,00207)	0,00822*** (0,00212)	0,0701*** (0,00143)
Caribe	0,269*** (0,00319)	0,246*** (0,00559)	0,377*** (0,00577)	0,121*** (0,00396)
Pacífica	0,164*** (0,00356)	0,301*** (0,00581)	0,355*** (0,00611)	-0,172*** (0,00485)
Orinoquía	0,147*** (0,00601)	0,225*** (0,00979)	0,251*** (0,0105)	-0,0477*** (0,00810)
Amazonía	-0,100*** (0,00819)	0,0890*** (0,0141)	0,188*** (0,0144)	-0,276*** (0,0114)
Bogotá	-0,183*** (0,00613)	0,0202* (0,0105)	-0,130*** (0,0125)	-0,375*** (0,00889)
Tasa de interés	-0,0368*** (0,000214)	-0,0449*** (0,000373)	-0,0447*** (0,000391)	-0,00509*** (0,000275)
Log (monto crédito)	-0,245*** (0,00175)	-0,150*** (0,00293)	-0,217*** (0,00308)	-0,235*** (0,00226)
Constante	5,115*** (0,0329)	2,484*** (0,0555)	3,565*** (0,0578)	2,991*** (0,0417)
Pseudo R^2	0,0491	0,0542	0,0694	0,0485
Estadístico LR $\chi^2(26)$	68.102,26	21.958,21	26.252,45	37.169,75
Prob $> \chi^2$	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Observaciones	1.214.064	1.214.064	1.214.064	1.214.064

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

Fuente: Asomicrofinanzas. Elaboración propia.

Tabla 2.13. Efectos marginales de las variables explicativas sobre la probabilidad de episodios de mora analizados

Variables	(1)	(2)	(3)	(4)
	Más de 30 días	Más de 60 días	Más de 90 días	Más de 120 días
Mujer	-0,0227*** (0,000818)	-0,000974*** (0,000321)	-0,00439*** (0,000291)	-0,0184*** (0,000517)
Edad	-0,00643*** (0,000186)	-0,000926*** (7,25e-05)	-0,00119*** (6,51e-05)	-0,00216*** (0,000117)
Edad2	6,02e-05*** (2,01e-06)	9,95e-06*** (7,78e-07)	1,18e-05*** (7,05e-07)	1,78e-05*** (1,28e-06)
Estrato medio	-0,0222*** (0,00128)	-0,0108*** (0,000520)	-0,00930*** (0,000484)	0,00806*** (0,000809)
Estrato alto	-0,0320*** (0,00740)	-0,0186*** (0,00327)	-0,0113*** (0,00285)	0,00519 (0,00464)
Rural	-0,0355*** (0,00122)	-0,00460*** (0,000486)	-0,00831*** (0,000448)	-0,0146*** (0,000771)
Rural disperso	-0,0334*** (0,00166)	-0,00269*** (0,000658)	-0,00529*** (0,000612)	-0,0216*** (0,00108)
Intermedio	-0,0279*** (0,00101)	-0,00324*** (0,000395)	-0,00506*** (0,000357)	-0,0141*** (0,000636)
Sin pareja	0,0255*** (0,000857)	0,000806** (0,000337)	0,00255*** (0,000307)	0,0166*** (0,000542)
Secundaria	0,00738*** (0,000888)	0,00906*** (0,000350)	0,00970*** (0,000321)	-0,0101*** (0,000566)
Superior o mayor	0,0163*** (0,00142)	0,0125*** (0,000539)	0,0128*** (0,000486)	-0,0116*** (0,000911)
Vivienda empresa	-0,322*** (0,0116)	-0,0723*** (0,00859)	-0,0547*** (0,00651)	-0,129*** (0,00729)
Vivienda familiar	-0,0589*** (0,00121)	-0,0109*** (0,000462)	-0,00951*** (0,000412)	-0,0142*** (0,000732)
Vivienda propia	-0,0975*** (0,00114)	-0,0120*** (0,000434)	-0,0141*** (0,000395)	-0,0495*** (0,000711)
# Personas a cargo	0,0119*** (0,000365)	-0,000448*** (0,000150)	0,000521*** (0,000134)	0,0110*** (0,000223)
Caribe	0,0868*** (0,00105)	0,0176*** (0,000422)	0,0250*** (0,000416)	0,0213*** (0,000710)
Pacífica	0,0512*** (0,00114)	0,0227*** (0,000485)	0,0230*** (0,000448)	-0,0249*** (0,000666)

Continúa

Orinoquía	0,0456*** (0,00194)	0,0158*** (0,000802)	0,0146*** (0,000734)	-0,00752*** (0,00124)
Amazonía	-0,0283*** (0,00223)	0,00545*** (0,000930)	0,0103*** (0,000917)	-0,0371*** (0,00127)
Bogotá	-0,0498*** (0,00157)	0,00116* (0,000608)	-0,00509*** (0,000441)	-0,0471*** (0,000880)
Tasa de interés	-0,0116*** (6,71e-05)	-0,00325*** (2,52e-05)	-0,00284*** (2,33e-05)	-0,000796*** (4,29e-05)
Log (monto crédito)	-0,0771*** (0,000548)	-0,0109*** (0,000209)	-0,0137*** (0,000191)	-0,0367*** (0,000349)
Observaciones	1.214.064	1.214.064	1.214.064	1.214.064

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

Fuente: Asomicrofinanzas. Elaboración propia.

Por último, con el fin de comprobar el rendimiento del modelo, se construyeron las curvas ROC²² para cada una de las especificaciones. Al observar las curvas, puede concluirse que las variables explicativas tienen una buena capacidad de predicción sobre la probabilidad de que los individuos de la muestra presenten mora. Esta afirmación se deriva de que el área que se encuentra por debajo de las curvas es mayor que 0,65 para todas las especificaciones²³ (figura 2.4).

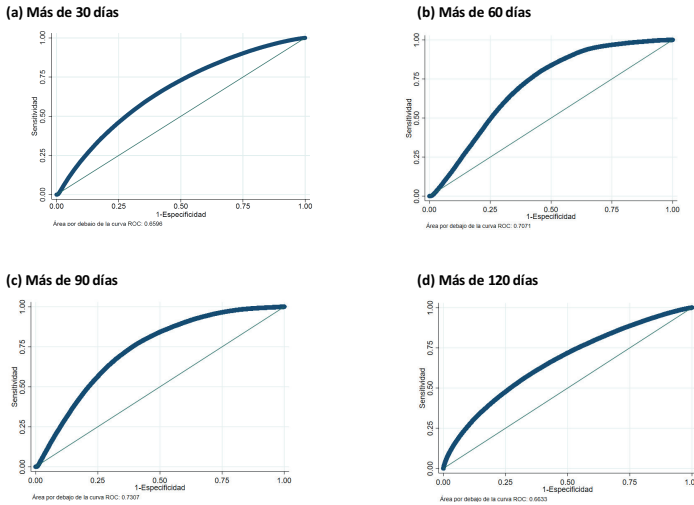
2.5. Conclusiones

La metodología Probit empleada en esta sección permite concluir que las variables socioeconómicas del deudor en el momento en que se le otorga el crédito, tales como la edad, el género, el número de personas a cargo, el estrato, la ruralidad, el estado civil y el tipo de vivienda son estadísticamente relevantes para explicar la probabilidad de incumplimiento.

²²La 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 lo presenta.

²³El 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 2.4. Curvas ROC para cada una de las especificaciones



Fuente: Asomicrofinanzas; cálculos de los autores

En particular, se encuentra que entre mayor es el número de personas a cargo en el momento de originación del préstamo, mayor es la probabilidad de que el deudor se atrase en el pago de sus obligaciones, efecto también observado para los deudores de género masculino, sin pareja o que desempeñan sus actividades en municipios considerados como urbanos. En cuanto a la edad, ambos modelos permiten afirmar que los deudores más jóvenes tienen una mayor probabilidad de atrasarse en el pago de sus obligaciones que los adultos. En contraste, aquellos prestatarios de estrato alto o con vivienda propia tienen una menor probabilidad de presentar episodios de mora.

Finalmente, el presente estudio también encuentra evidencia estadística de que la probabilidad de incumplimiento difiere de acuerdo con la región en la que se otorga el crédito. Los resultados de las estimaciones arrojan que los préstamos aprobados en las regiones Caribe, Pacífica y de la Orinoquía muestran mayores probabilidades de incumplimiento que los originados en la región Andina.

Métodos Alternativos de Scoring

En el Capítulo 2 de este libro se concluyó que la probabilidad de incumplimiento o *default* de los microcréditos se explica por las características de los clientes (sexo, edad, estrato socioeconómico y nivel educativo) y su ubicación geográfica (rural/urbano y regiones). En adición, la literatura reciente ha subrayado que las características cognitivas de los clientes, rasgos de su personalidad y comportamiento en redes sociales influyen en su comportamiento de pago. En este recuadro se presentan algunos trabajos que estiman el efecto de las variables mencionadas, así como algunos modelos alternativos de scoring donde se incluyen.

Modelos de probabilidad de *default*

En primer lugar, se destaca el trabajo de Giannatale et al. (2015) quienes estimaron un modelo binomial utilizando información de una microfinanciera mexicana, donde el status de morosidad se explica en función de variables como las capacidades cognitivas de los clientes, su aversión al riesgo, su grado de persistencia y compromiso con los objetivos (Grit), su preferencia intertemporal y nivel de escolaridad. Esta información fue recogida mediante una encuesta a 2.475 clientes, a partir de la cual se calcularon las variables descritas (tabla 2.14).

Entre los resultados se encuentran que las personas más perseverantes y comprometidas con sus objetivos tienen una menor probabilidad de *default* y que aquellas que valoran más el presente desean deshacerse de sus deudas a tiempo por lo que tienden menos a retrasarse. Adicionalmente, se resalta que el monto de endeudamiento de los clientes es menor cuando la preferencia hacia recibir pagos en el futuro es mayor y los niveles de escolaridad son más bajos.

El trabajo de Giannatale et al. (2020), por su parte, estima la relación entre la probabilidad de que un individuo pague a tiempo un microcrédito (variable dependiente) y las siguientes variables explicativas: características sociodemográficas, persistencia y compromiso (Grit), incentivos de refinanciamiento, habilidades cognitivas y educación financiera. Los datos usados para esta investigación corresponden a los clientes de la misma entidad financiera de Giannatale et al. (2015). En la tabla 2.15 se presenta la descripción de las variables características sociodemográficas y educación financiera; para las otras dos se usaron las mismas definiciones de la tabla 2.14.

Mediante un modelo logístico ordenado ponderado²⁴, los autores encuentran que las personas mayores de 35 años con niveles Grit más altos y preferencia por el presente tienen más probabilidades de no mostrar retrasos en los pagos de los préstamos. De acuerdo con los autores, esto último se explica porque los clientes con mayor preferencia por el presente tienen más incentivos a cancelar sus deudas rápidamente. Contrariamente a lo esperado, los resultados indican que las características cognitivas están inversamente relacionadas con el pago puntual de los microcréditos y que los incentivos de refinanciamiento no juegan un papel clave en el pago oportuno de los microcréditos.

Finalmente, Roa, M. J. (2021) subraya que los estudios revisados destacan el papel clave de la conciencia y sus subfacetas, especialmente la propensión a planificar y el autocontrol, en la toma de decisiones económicas y financieras deseables. Asimismo, señala que se debe seguir investigando sobre la incidencia de los rasgos de personalidad en la adquisición de productos y el pago de las deudas.

²⁴Este modelo es adecuado para variables dependientes ordinales, como la de este estudio (morosidad alta o baja), en el que la distancia entre las categorías adyacentes de las variables explicativas no se conoce.

Métodos alternativos de scoring

Teniendo en cuenta la importancia de variables no tradicionales dentro de la probabilidad de *default* de los clientes, se han empezado a desarrollar métodos alternativos de scoring que emplean tests psicométricos, preguntas conductuales y miran el desempeño de los usuarios en redes sociales. Al respecto, Arráiz et al. (2015) estudian la eficacia del uso de pruebas psicométricas para detectar el riesgo crediticio y aumentar el acceso a crédito de los propietarios de pequeñas empresas en Perú. La herramienta analizada fue desarrollada por el Laboratorio de Finanzas Empresariales (EFL), donde se tienen en cuenta mediciones de la personalidad de los clientes (modelo de cinco factores de Costa y McCrae, R. (1993), una evaluación de su inteligencia (un componente de la Escala de Inteligencia para Adultos de Wechsler), y una valoración de su integridad (adaptada de Bernardin et al. (1993).

Para medir la personalidad de los clientes se evaluaron las siguientes dimensiones: neuroticismo (estabilidad emocional), extroversión, consciencia, apertura a la experiencia y agradabilidad. En el caso de la inteligencia, se midió la capacidad del individuo para el mundo, adaptarse a él y enfrentarse de manera eficiente a los desafíos. Finalmente, la variable integridad se construyó con base en preguntas indirectas sobre la honestidad e integridad de las personas. Los resultados concluyen que la prueba psicométrica puede reducir el riesgo de la cartera de crédito cuando se utiliza como un mecanismo de screening secundario para los empresarios con un historial crediticio. Para los empresarios no bancarizados, el uso de la herramienta puede aumentar el acceso al crédito sin aumentar el riesgo de la cartera.

Por su parte, Simumba, N. et al. (2018) proponen un modelo de scoring para pequeños agricultores no bancarizados de Camboya, basándose en las características del contexto y en las sociodemográficas del grupo objetivo. Este modelo se estructuró para facilitar el proceso de crédito de una institución que operaba a través de una plataforma virtual y aplicación móvil.

Para el desarrollo del modelo se identificaron los riesgos que pueden afectar el comportamiento de pago de los deudores con base en un taller realizado con 11 empleados de una agroindustria que operaba en las zonas de interés. Los 79 riesgos identificados se clasificaron en las siguientes categorías: problemas personales inesperados, falta de experiencia en el

sector agropecuario o del capital requerido para la operación, riesgos climáticos o de comercialización, fraude en los datos, y el nivel de confianza entre los agricultores y los usuarios de la plataforma de crédito, entre otros.

A partir de lo anterior, se desarrollaron tres indicadores para el modelo de scoring financiero. El primero denota el riesgo de fraude de datos, el segundo la interacción (como indicador de confianza) entre los agricultores y los usuarios de la plataforma de crédito, y el tercero la capacidad de generación de ingresos de los agricultores. Los resultados encontrados prueban que estos tres indicadores, especialmente los dos primeros, son adecuados para tomar la decisión de otorgar crédito o no.

Por otro lado, Pérez, M. (2022) estima la probabilidad de *default* de los clientes de una fintech colombiana que otorga créditos de bajo monto, utilizando como variables explicativas la huella digital de los clientes y las condiciones del préstamo. Mediante un método de regresión logística, la autora encuentra que el poder de predicción del modelo propuesto es similar al obtenido con base en los datos del buró de crédito. En el caso de los clientes sin historial crediticio, los resultados exhiben un poder predictivo mayor que el calculado con el modelo de scoring tradicional de la institución financiera.

Con respecto a la huella digital de los usuarios en la plataforma de la Fintech, Pérez, M. (2022) indica que la probabilidad de *default* varía de acuerdo al tiempo empleado por las personas para diligenciar el formulario de crédito y la hora en que lo realizan, así como al sistema operativo utilizado. De igual manera, resalta que hay una diferencia significativa entre el *default* de las personas que incluyen su apellido en el correo electrónico y/o diligencian su nombre y apellido con mayúscula inicial al inicio de cada palabra frente a aquellos que usan minúscula o mayúscula exclusivamente.

Finalmente, López, M. (2022) resalta el rol de la inteligencia artificial para conceder microcréditos a las poblaciones más vulnerables mediante dos estudios de casos con las Fintech Tala y Branch. Tala opera en Kenia, México, Filipinas e India y otorga préstamos hasta de 500 dólares mediante una aplicación móvil. La autora señala que el scoring de crédito incluye información relacionada con el tipo y sistema operativo de los celulares usados al momento de la solicitud, su interacción con la aplicación (el tiempo que pasan en cada página, si realmente leyeron los términos y condiciones, errores al escribir información biográfica o qué otras aplicaciones

tienen en su teléfono) así como el historial de pago de sus facturas de celular (si aplica).

Branch ofrece prestamos desde US\$50 en Bombay, Nairobi, Nigeria y Tanzania mediante una aplicación móvil que los usuarios deben instalar en su celular. En este caso, la decisión del otorgamiento de crédito se hace utilizando registros de llamadas, SMS, listas de contactos en redes sociales, fotos, videos y otro contenido digital.

La información expuesta puede ser un insumo fundamental para mejorar los modelos de riesgo de la industria microcrediticia, permitir una mayor inclusión financiera de la población sin historial de crédito y atender a segmentos vulnerables con potencial de crecimiento. Todo este proceso debe ser direccionado de acuerdo a las normas de protección de datos personales y de los derechos del consumidor financiero.

Tabla 2.14. Descripción de las variables explicativas Giannatale et al. (2015)

Variables explicativas	Descripción
Capacidades cognitivas	Se miden con base en la pregunta propuesta por Frederick (2005): Un bate y una pelota de beisbol tienen un costo total de \$110 pesos. El bate cuesta \$100 pesos más que la pelota de béisbol. ¿Cuánto cuesta la pelota de béisbol?
Aversión al riesgo	Para medir esta variable se utilizaron tres preguntas estándares en la literatura: 1) Suponga que obtuvo 1,000 pesos de la participación en una tanda. Usted puede invertir parte de ese dinero y ganar tres veces el monto que decida invertir si al lanzar una moneda sale sol o perder el monto invertido si sale águila. ¿Qué monto de los 1,000 pesos invertiría? 2) Un bate y una pelota de béisbol cuestan en total \$110 pesos. El bate cuesta 100 pesos más que la pelota. ¿Cuánto cuesta la pelota? 3) Si obtuviera 1,000 de la participación en una tanda y tuviera que elegir entre dos alternativas de pago. ¿Cuál de las siguientes opciones elegiría?

Continúa

Grado de persistencia y compromiso con los objetivos (Grit)	Esta variable se construye con base en dos dimensiones. Para cada caso, el cliente debe evaluar si la afirmación lo describe como: 5, muy bien; 4, bien; 3, más o menos bien; 2, no tan bien; 1, nada bien.
	Pasión por los objetivos de largo plazo 1) Los proyectos o ideas nuevas me distraen de proyectos o ideas que tenía antes. 2) Estuve concentrado(a) en una idea o proyecto por un corto tiempo, pero después perdí interés. 3) Con frecuencia me propongo un objetivo, pero luego trato de cumplir un objetivo diferente. 4) Me resulta difícil mantener mi atención en proyectos que duran más allá de algunos meses en terminar. Perseverancia en el esfuerzo 2,4 7 1) Los obstáculos no me desaniman. 2) Trabajo duro. 3) Soy chambeador(a).
Preferencia intertemporal	Se mide con base en dos preguntas hipotéticas 1) Si obtuviera 1,000 de la participación en una tanda y tuviera que elegir entre dos alternativas de pago. ¿Cuál de las siguientes opciones elegiría? Opción 1: Que le entreguen los 1,000 pesos en un mes. Opción 2: Que le entreguen 1,100 pesos en dos meses 2) Si obtuviera 1,000 pesos de la participación en una tanda y tuviera que elegir entre dos alternativas de pago. ¿Cuál de las siguientes opciones elegiría? Opción 1: Que le entreguen los \$1,000 pesos en un año y un mes (es decir, trece meses). Opción 2: Que le entreguen \$1,100 pesos en un año y dos meses (es decir, catorce meses)
Nivel de escolaridad	Se mide con la siguiente pregunta: ¿Cuál es el último grado escolar que cursó? (Por ejemplo: sexto de primaria o segundo de secundaria)

Tabla 2.15. Descripción de las variables explicativas Giannatale et al. (2020)

Variables explicativas	Descripción
Características sociodemográficas	<p>Para medir esta variable se utilizaron las siguientes preguntas:</p> <p>1)Cuál es el último grado escolar que cursó? (Por ejemplo: sexto de primaria o segundo de secundaria).</p> <p>2)Cuál de las siguientes opciones corresponde a su estado civil?: Soltero, Unión libre, Casado, Divorciado y Viudo.</p> <p>3)Cuáles de los siguientes grupos de personas dependen de usted? Menores de edad Sí ¿Cuántos? () Ninguno () Adultos mayores Sí ¿Cuántos? () Ninguno ()</p>
Educación financiera	<p>Para medir esta variable se usaron dos preguntas:</p> <p>1) Imagínese que usted deposita 1,000 pesos al inicio del año en una cuenta de ahorro con un interés garantizado del 2% al año y la cuenta no tiene ningún costo por mantenerla. Además, suponga que usted no saca dinero de esa cuenta. ¿Cuánto dinero tendría en la cuenta después de un año incluyendo el pago de los intereses?</p> <p>2) Cuando los precios bajan puedo comprar menos bienes y servicios con el mismo ingreso. Verdadero o falso?</p>



Imagen cortesía de Bancamía