

Medición de la marginación financiera en México: un enfoque de clases latentes¹

Measurement of Financial Marginalization in Mexico: A Latent Class Approach

José Carlos González Núñez² y Delfino Vargas Chanes³

RESUMEN

La medición de la marginación financiera se discute en los medios políticos, académicos y organizaciones públicas y privadas con la finalidad de implementar políticas públicas para el desarrollo de un sistema financiero incluyente y solvente. El trabajo tiene como objetivo construir un índice de medición de la marginación financiera, con base en cuatro dimensiones que son el ahorro formal e informal, el crédito formal e informal, los seguros y el uso de canales financieros, y está sustentado en datos de la Encuesta Nacional de Inclusión Financiera de 2012 (ENIF). Para la construcción del índice se utiliza el análisis factorial y se realiza el análisis de clases latentes con la finalidad de identificar las covariables explicativas y formar grupos de marginación financiera.

Palabras clave: marginación financiera, medición, clases latentes y análisis factorial.

Clasificación JEL: G29, C50, C10 y C19.

ABSTRACT

The measurement of financial marginalization is discussed in political circles, academics and private and organizations public, in order to implement public policies for the development of an inclusive and solvent financial system. The objective of this paper is to construct an index of financial marginalization based on four dimensions: savings (formal and informal), credit (formal and informal), insurance and use of financial channels, backed by data from the 2012 National Financial Inclusion Survey (ENIF, Spanish initials). Factorial analysis is used to construct the index, and analysis of latent classes is done to identify explanatory covariates and the formation of latent financially marginalized classes.

Key words: financial marginalization, measurement, latent classes, factor analysis.

JEL Classification: G29, C 50, C10 y C19.

¹ Fecha de recepción: 09/10/2017. Fecha de aprobación: 03/06/2019.

² Universidad Anáhuac, México. E-mail: josecarlos.gonzalez@anahuac.mx. ORCID: 0000-0002-7798-3450.

³ Universidad Nacional Autónoma de México, México. E-mail: dvchanes@unam.mx. ORCID: 0000-0002-6046-3643.

INTRODUCCIÓN

En México, una gran parte de la población no cuenta con acceso a los servicios financieros básicos. De acuerdo con el *Libro Blanco* de la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV), la mayoría de esta población se ubica en localidades de menos de cincuenta mil habitantes, caracterizadas por un panorama económico y demográfico incierto (CNBV, 2012a: 8). En el libro se menciona también que los grupos financieros concentran su oferta de servicios en los segmentos de población con ingresos medio y alto, fundamentalmente por la vía de las instituciones bancarias, a pesar de que los segmentos de ingreso bajo no atendidos están dispuestos a pagar por productos y servicios básicos que satisfagan su demanda (CNBV, 2012a: 8).

En tal sentido se han realizado esfuerzos para que la mayoría de la población tenga acceso a servicios financieros. El acceso al crédito por parte de los emprendedores no sólo les permite realizar sus actividades sino también ampliarlas, elevar sus ingresos y mejorar sus niveles de vida (González, 2010).

El Banco Mundial (Demirgürç-Kunt *et al.*, 2012) afirma que los sistemas financieros juegan un papel muy relevante en una economía al ofrecer servicios de ahorro, crédito, pagos y de administración de riesgos. Es por ello que tener sistemas financieros inclusivos beneficia a la población, en especial a los sectores de más bajos ingresos, pues cuando estos grupos de población no están incluidos en el sistema financiero, la gente sólo puede contar con sus propios recursos o los de familiares y amigos para los fines personales o empresariales que quieran realizar. Así, un sistema financiero no incluyente, de acuerdo con este análisis del Banco Mundial, contribuye a que se mantenga la inequidad del ingreso y que el crecimiento económico sea bajo.

La marginación financiera se encuentra interrelacionada con la estabilidad financiera, la integridad de los mercados y la capacidad financiera de los consumidores. Alcanzar la meta de una menor marginación financiera, y por tanto mayor inclusión, no sólo incluye temas de oferta, como son la infraestructura y creación de productos adecuados, sino también factores asociados a la demanda, como la protección de los usuarios y el marco regulatorio adecuado correspondiente (CNBV, 2012a).

La presente investigación tiene como objetivo principal construir el indicador que permita medir la marginación financiera formal e informal en México, desde el enfoque de la demanda,⁴ y realizar un análisis de clases latentes con miras a identificar las variables relevantes que determinan la marginación de dichas familias.

⁴ El enfoque de la demanda incluye el análisis microeconómico que afectan a la familia.

En tal sentido, la pregunta de investigación central es que una mayor marginación de servicios financieros formales e informales de las familias en México se relaciona con variables de carácter económico (el nivel de estudio, el ingreso o si le sobra dinero a las familias); variable sociales (el género y si reciben remesas); variables institucionales (costos de transacción que se asocian a costos de trasladados), y la educación financiera (el registro de gastos).

El presente trabajo se sustenta en los datos de la primera Encuesta Nacional de Inclusión Financiera (CNBV, 2012b) levantada en 2012 por la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV) y se organiza de la siguiente forma: en el primer apartado se desarrolla el marco teórico, en el segundo se analizan los datos de la encuesta; en el tercero se realiza un análisis descriptivo de los datos de la muestra, en el cuarto se presenta el método para la construcción del índice de marginación financiera, el análisis de clases latentes y el análisis de datos faltantes; en el quinto se presenta la discusión de resultados y en el último se desarrollan las conclusiones del trabajo.

MARCO TEÓRICO

Muchos autores han establecido que la disponibilidad y acceso a fuentes formales de financiamiento permite reducir la pobreza (Gupte, *et al.*, 2012). Un sistema financiero incluyente puede ayudar a reducir la creciente fuente informal de crédito (por ejemplo, los prestamistas de dinero), quienes comúnmente cobran intereses sumamente elevados.

Es importante entender cuáles son los factores, desde el lado de la demanda, que no han permitido a la población de bajos ingresos acceder a servicios financieros formales e informales (BID, 2015). Los cambios regulatorios al sector financiero mexicano desde 2001 han favorecido la aparición de nuevos participantes en el sistema financiero y han generado nuevas figuras de negocio, lo que ha permitido que alrededor del 71 % de los municipios cuente con al menos canales de acceso a servicios financieros formales, y a ello se suman las cooperativas y las microfinancieras que permiten el acceso al 97 % de la población (Hoyo, Peñay Tuesta D., 2013); sin embargo, en México sólo 54 % de la población adulta cuenta con algún crédito formal o informal (CNBV, 2017).

La marginación es un fenómeno multidimensional y estructural originado en el sistema productivo y en la exclusión de diversos grupos sociales, que se asocia a la carencia de oportunidades y a la ausencia de capacidades para adquirirlas o generallas; sus dimensiones principales son el ingreso, la educación, el espacio de la vivienda y la residencia de localidades pequeñas y dispersas que no tienen acceso a servicios básicos (Conapo, 2013). Dicha situación da origen a la

marginación financiera de una población, que sólo es una faceta de la marginación o exclusión social (Bayot y Jérusalmy, 2012, citado en Oulhaj, 2016).

Por su parte, Lamb (2016: 214) cita a Carbo, Gardener, y Molyneux (2007) al asegurar que la exclusión financiera es una dimensión significativa de la exclusión o marginación social. Con respecto a la conceptualización de la exclusión financiera, Mendizabal, Mitxeo, Olasolo y Zubia (2008: 210) mencionan una ausencia de definición comúnmente aceptada, y Gloukoviezoff (2004) cita que una persona se encuentra en exclusión financiera como resultado de la exclusión social y participa en dicho proceso.

En el trabajo realizado por Bradshaw *et al.* (2000) se habla de cuatro dimensiones de la exclusión social, mismas que son: el empobrecimiento, que significa inadecuados ingresos; la exclusión del mercado laboral, que significa personas desempleadas o inactividad económica voluntaria; la exclusión de servicios, en la que se incluye la exclusión financiera y, por último, la exclusión de las relaciones sociales, que implica la no participación en actividades sociales, consideradas como necesarias, así como la falta de apoyo o aislamiento.

En los últimos años han surgido diversas definiciones del término de inclusión financiera, al punto que se ha cambiado el término de exclusión o marginación financiera, por tener una connotación negativa (Roa, 2013). Sin embargo, en el presente trabajo se habla de marginación o exclusión porque para el caso de México se quiere entender cuáles son los factores que elevan la probabilidad de contar con servicios financieros formales e informales (contar con ahorro y crédito formal e informal), y se compara esto con el grupo que no posee o incluso no tiene servicios informales, dada su condición de marginación social.

La importancia del estudio para entender la marginación financiera radica en que el desarrollo financiero tiene efectos significativos sobre la desigualdad económica. Autores como Beck, Demirguc-Kunt y Levine (2007) señalan que existe una relación negativa entre el desarrollo financiero y la desigualdad económica. Es decir, un sistema financiero incluyente contribuye a la reducción de la desigualdad por ingresos, porque promueve el consumo, mueve la productividad y genera valor.

En América Latina, y en especial en México, se han realizado esfuerzos importantes para disminuir la marginación financiera y, en consecuencia, asegurar la inclusión financiera. Por ejemplo, en el *Libro blanco* de la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV, 2012a) se establece como objetivo democratizar el sistema financiero mexicano, sin poner en riesgo su solvencia, fortaleciéndolo como detonador del crecimiento, de la equidad y del desarrollo de la economía nacional.

Otro de los esfuerzos en México son los programas de transferencias monetarias condicionadas, como una forma de combatir la pobreza. Desde 2009

el gobierno mexicano puso en marcha un programa de distribución de tarjetas de débito (Oportunidades, hoy en día Prospera), que ha permitido que muchas familias cuenten con tarjeta de ahorro como un mecanismo para recibir el apoyo monetario (Tejerina y Pizano, 2016). Sin embargo, se considera que alrededor del 20 % de los pagos por concepto de transferencias condicionadas se realiza por la vía de depósitos a dichas cuentas (Dávila, 2016, citado en Tejerina y Pizano: 10). En el estudio de Tejerina y Pizano (2016) se menciona que la frecuencia de uso es baja y que los beneficiarios hacen retiros por un monto que es un poco menor al disponible en la cuenta.

En el trabajo de Bachas, Gertler, Higgins y Seira, 2016 (citado en Tejerina *et al.*, 2016: 11) se menciona que un estudio de evaluación de impacto del programa realizado entre finales de 2011 e inicios de 2012, indica que los posibles mecanismos por los que las tarjetas aumentan los ahorros son: (I) saber utilizar una tarjeta de débito, (II) conocimiento de reglas del programa y (III) confianza en el banco. Los autores concluyeron que la confianza es un factor necesario pero no suficiente, por lo que es relevante considerar variables de nivel de estudio y de educación financiera, entre otros, que expliquen el poco uso de las tarjetas.

En tal sentido, la presente investigación construye un indicador de la marginación financiera, a partir del cual se realiza un análisis de clases latentes para obtener tipologías de marginación financiera y así caracterizarlas, con base en variables explicativas (económicas, sociales, institucionales y de educación financiera).

El concepto de marginación financiera difiere del de inclusión financiera, aunque es muy cercano. Para la inclusión financiera se toma la definición que propone el Consejo Nacional para la Inclusión Financiera (Conaif) en su *5to reporte de inclusión financiera* (Conaif, 2013), que la define como “el acceso y el uso de servicios financieros formales en el marco de una regulación apropiada que garantice esquemas de protección al consumidor y promueva la educación financiera para mejorar las capacidades financieras de todos los segmentos de la población”. Este concepto limitado se amplía, y la definición de la marginación considera el uso no sólo del ahorro y crédito formal, sino también el informal

Asimismo, en la marginación financiera se considera también el componente de seguro formal y si es derechohabiente, así como el uso de canales financieros que implica la utilización de la sucursal bancaria y de los cajeros automáticos.

La causa de la marginación o exclusión financiera es múltiple (Bayot, 2002, citado en Mendizabal *et al.*, 2008: 213). A nivel microeconómico ésta se puede explicar porque la entidad financiera considera que la población con ingresos bajos es insuficiente para acceder a sus servicios; a nivel del sistema bancario, los obstáculos que enfrentan los depositantes pueden ser la insuficiencia de sucursales bancarias, sobre todo en pequeñas comunidades rurales, la gran cantidad de

documentación requerida para abrir una cuenta bancaria, así como los altos costos asociados a su mantenimiento, incluyendo condiciones sobre saldos mínimos. Es decir, que las personas pueden disponer de oferta de instituciones formales financieras, pero dado los costos de transacción optan por el ahorro o crédito informal.

Solo (2008), en un estudio comparativo entre las ciudades de México y Bogotá, menciona que las razones para la exclusión financiera no sólo incluyen los ingresos insuficientes, sino también los altos gravámenes al crédito y la desconfianza hacia las instituciones bancarias. Familias con ingresos bajos pueden mobilizar recursos, es decir, prefieren ahorrar en tandas, según lo señala el 22 % de los encuestados en la investigación, quienes pertenecen a tandas o a círculos de ahorros informales. Otra de las razones señaladas para el caso de México es que 70 % de los entrevistados indicó que los depósitos iniciales son altos, además de que existe la obligación de mantener saldos mínimos y los pagos de costos de mantenimiento por ahorrar son considerados elevados, en relación con sus ingresos.

En dicho estudio también se menciona que los grupos de enfoque participantes señalan las siguientes razones para no usar los bancos: las altas comisiones, los requerimientos imposibles de cumplir, los términos y condiciones no negociables, la tasa de interés baja sobre los depósitos, la inseguridad y un mal trato, así como el hecho de que muchos de ellos sienten que no son las clases de clientes que quieren los bancos.

De igual forma, para esta población resulta difícil comprobar sus ingresos (dada la informalidad de los trabajadores) y no pueden ofrecer u obtener una garantía o referencia, con lo cual se sugiere que la principal barrera no son los ingresos, sino el costo del acceso a la banca (Solo, 2008: 51).

En resumen, para el presente estudio la definición que se utilizará para medir la marginación financiera desde el enfoque de la demanda es el llamado “acceso limitado a los servicios formales e informales” de las personas, como es el caso del ahorro y el crédito que les permite atender urgencias, emprender o ampliar actividades económicas. Además de contar con productos de seguros, el acceso a servicios de seguridad social y, por último, la utilización de sucursales o cajeros automáticos; por lo cual se divide en cuatro dimensiones: la primera es el ahorro formal e informal; la segunda se refiere al crédito formal o informal; la siguiente da cuenta si tienen seguro, incluyendo si tiene acceso a la seguridad pública y la última es el uso de los canales financieros.

Para identificar las variables que expliquen la conformación de las características de los grupos se considera la visión institucional (Beverly, 1997; Alvarado y Galarza, 2004); es decir, que la cercanía a sucursales bancarias determina los costos de transacción, por lo que se considera como variable el tipo de localidad

a la que se pertenece (rural o urbana); la visión económica tradicional (Friedman, 1957), que considera incluir variables relacionadas con los ingresos y si le sobra dinero. A esto se agregan las variables relacionadas con la educación, como es el nivel de estudio y si la persona registra gastos que se consideran como parte de la educación financiera, la variable de género y por último si recibe remesas (World Bank, 2014).

De acuerdo con el equipo de trabajo de BBVA, de Hoyo Martínez, Peña Hidalgo y Tuesta (2013), se identifican factores que desde el punto de vista de la demanda influyen en la decisión de no usar los servicios financieros formales de ahorro o crédito en México, utilizando sólo un modelo probit. No considera la utilización informal del ahorro y del crédito. Posteriormente, Peña, Hoyo y Tuesta (2014: 12) utilizan el análisis de correspondencias para construir un indicador de inclusión financiera, que incluye productos de ahorro formal, otro crédito formal y un agregado de crédito-ahorro. Posteriormente, como parte de los esfuerzos del equipo de investigación del BBVA, se desarrolla un índice multidimensional de inclusión financiera (Cámara y Tuesta, 2014), que considera tres dimensiones: uso, barreras y acceso, a fin de medir la inclusión de servicios financieros formales, desde la perspectiva de demanda y oferta.

Con base en lo expuesto, además de la revisión bibliográfica, se considera relevante medir la marginación financiera desde el enfoque de demanda, que no sólo incluye la utilización de los servicios financieros formales, sino también el informal (ahorro y crédito), a fin de identificar cuáles son los factores que determina la marginación financiera de las personas.⁵

Las hipótesis que se postulan con base en la metodología aplicada, es que las personas con menores ingresos, menor nivel de educación formal y financiera, que viven en localidades rurales y reciben remesas y son de sexo femenino tienen una mayor probabilidad de pertenecer a la clase o tipología de alta marginación financiera.

Las variables de estudio para la construcción del índice de marginación

Varios autores (Bayot y Jérusalmy, 2012; Beverly, 1997; Alvarado y Galarza, 2004; Hoyo Martínez, Peña Hidalgo y Tuesta, 2013) proponen estudiar cuatro dimensiones de marginación financiera de las familias: el ahorro, el acceso a crédito, el acceso a seguros / seguridad social y el uso de canales financieros.

⁵ En el presente estudio sólo se considera el enfoque de la demanda debido a que en la base de datos de CNBV (2012b) no se incluyen aspectos de la oferta. Para incluir esta dimensión habría que realizar otro tipo de análisis que no corresponde a nuestro objetivo.

En el presente trabajo, para la dimensión del ahorro, se consideran tres indicadores: *ahorro informal* (guardó dinero con familiares, guardó dinero con amigos, prestó dinero, guardó dinero en casa, ahorró en tanda), *ahorro formal* (tiene cuenta de ahorro, cuenta de cheques, depósito a plazo fijo, cuenta de nómina, fondo de inversión y tiene otra cuenta) y uso de *banca electrónica* (servicio de banca por internet o celular). La dimensión crédito se refiere al acceso al crédito, ya sea *formal* (tiene cuenta de ahorro, cuenta de cheques, depósito a plazo fijo, cuenta de nómina, fondo de inversión, otra cuenta) o *informal* (guarda dinero en tandas, con familiares, con amigos, en casa y presta dinero a amigos) y al *uso de tarjeta bancaria o departamental*. La tercera es la dimensión de *seguros y seguridad social*, y en ella se incluyen preguntas que se relacionan con seguros y acceso a servicios de salud (seguro de vida, gastos médicos, autos, casa, y si es derechohabiente de servicios de salud). Por último, la cuarta es la dimensión de uso de canales financieros considera dos preguntas, una sobre el uso de la sucursal bancaria y otra sobre el uso de los cajeros automáticos.

Con base en estas cuatro dimensiones se construye el índice de marginación financiera, a partir del análisis factorial (AFC) de segundo orden y posteriormente se realiza el análisis de clases latentes (ACL) para obtener los grupos que identifican el grado de marginalidad financiera.

Por último, para proponer políticas públicas es relevante determinar las variables estadísticamente significativas, que caracterizan la conformación de las clases o grupos de personas que se encuentra en este tipo de marginación y así estar en condiciones de adoptar acciones que permitan promover un mayor acceso a los servicios financieros y, en consecuencia, reducir la desigualdad y la marginación.

LA MUESTRA

La fuente principal para el análisis de los servicios financieros de las familias tanto urbanas como rurales en México es la primera Encuesta Nacional de Inclusión Financiera (ENIF), que se levantó en el 2012, de manera coordinada entre la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV), el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) y la Alianza para la Inclusión Financiera (AFI), con el fin de contar con información directa de los usuarios de servicios financieros en el país. Los datos de la ENIF estuvieron disponibles a partir del 2013.

La CNBV señala que las mediciones llevadas a cabo mediante esta encuesta permitirán el desarrollo de políticas públicas de promoción de la inclusión financiera, así como para que se desarrollen productos adecuados para los diferentes segmentos de la población que, al día de hoy, no participan en el sistema financiero formal.

La encuesta está conformada por 6 113 entrevistas realizadas en hogares, de las cuales 2 530 fueron llevadas a cabo en poblaciones rurales⁶ (menos de 15 000 habitantes) y 3 583 en localidades urbanas (más de 15 000 habitantes). La encuesta permite hacer inferencia de resultados a nivel nacional, de la población de 18 a 70 años, así como para localidades urbanas y rurales (en concordancia con la definición de la CNBV de las mismas, antes mencionada). Al usar el factor de expansión, la encuesta representa a 70 382 459 personas.

El diseño muestral de la ENIF considera a las viviendas como unidad primaria de muestreo y las personas de 18 a 70 años que habitan la vivienda conforman la unidad secundaria. A partir de la información seleccionada de la ENIF se construyeron los indicadores por cada dimensión para posteriormente proceder a estimar el índice de marginación financiera.

ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE LOS DATOS DE LA MUESTRA

La proporción de personas entre 18 y 45 años de edad en la muestra representa el 67.7 %, que es más de la mitad de las personas en la muestra; en tanto que la proporción de personas en el grupo de 46 a 55 años de edad representa el 18.1 %.

La proporción de mujeres en la muestra equivale al 53.9 % y la de hombres al 46.1 %. El ingreso reportado en la encuesta indica que 72.8 % de la población gana menos de cinco mil pesos y solo 1.6 % gana más de veinte mil (ver cuadro 1). Asimismo, 39.23 % de la población indica que le sobra dinero y 91.1 % de la población indica que no recibe remesas.

Cuadro 1. *Distribución de frecuencias, según grupo de ingresos por trabajo*

Ingresos (en miles de pesos)	Porcentaje	Pct. acumulado
<3K	43.7	43.7
3K-5K	29.1	72.8
5k-8K	15.0	87.8
8-13K	7.7	95.5
13K-20K	2.9	98.4
>20K	1.6	100.0

Fuente: elaboración propia usando datos de la Encuesta Nacional de Inclusión Financiera 2012.

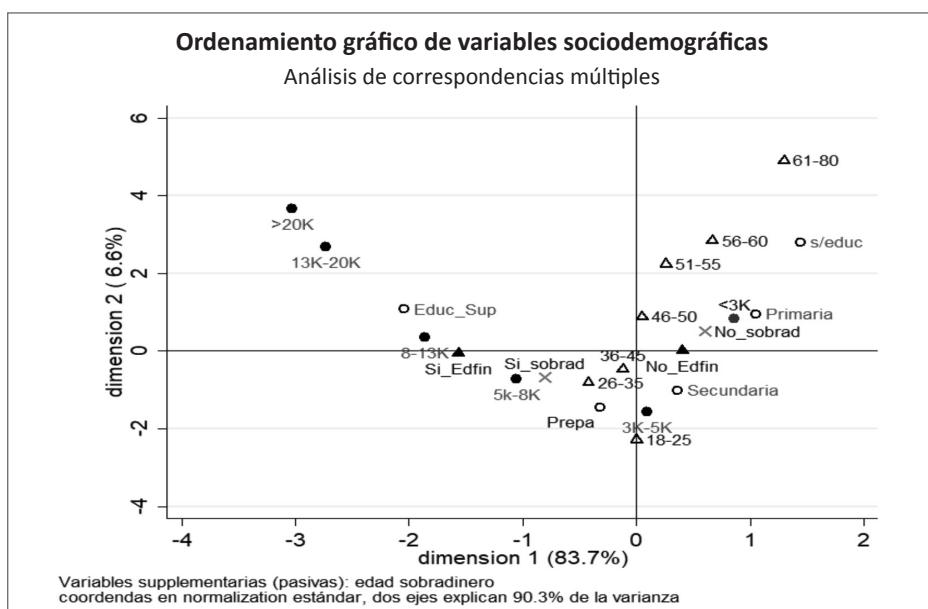
⁶ Definición dada solo por la CNBV.

Más de la mitad de la población, el 62.6 %, reporta tener un nivel de educación menor a la secundaria, en tanto que 18.1 % de la población reporta tener educación superior. En la muestra se tiene que 34.4 % de la población vive en localidades inferiores a quince mil habitantes.

Para entender mejor la relación que guardan las variables sociodemográficas, el análisis de correspondencia múltiple se muestra en dos ejes principales, que dan cuenta del 90.3 % de la variación total, en la figura 1 se muestra un efecto de “herradura” al ordenar dichas variables.

En el cuadrante superior izquierdo se observan los salarios más altos y en los cuadrantes inferiores los ingresos medios, en tanto que en el cuadrante superior derecho se muestran los ingresos más bajos. Asimismo, la educación aparece ordenada de la misma manera: los menos educados se relacionan con los menores ingresos y son personas mayores de 45 años, a quienes no les sobra dinero ni tienen educación financiera. El caso opuesto se muestra en los cuadrantes superior e inferior derecho, en los que se ubican a los jóvenes con ingresos superiores a los cinco mil pesos y con niveles de educación superiores a la preparatoria. El grupo de mayor nivel educativo muestra que tiene educación financiera e ingresos superiores a los trece mil pesos.

Figura 1. Ordenamiento de variables sociodemográficas



Fuente: elaboración propia usando datos de la Encuesta Nacional de Inclusión Financiera 2012.

Nos preguntamos ¿qué relación guardan las variables sociodemográficas con la marginación financiera? Para ello tenemos que relacionar de alguna manera las variables sociodemográficas con un índice que mida la marginación financiera, mediante el análisis factorial de segundo orden para después obtener las clases latentes. La siguiente sección explica la construcción del índice de marginación financiera.

MÉTODO DE ANÁLISIS

Con la finalidad de medir la marginación financiera se toman en cuenta, conforme a la definición y al desarrollo del modelo teórico, cuatro dimensiones: ahorro, crédito, seguros / seguridad social y uso de canales financieros. Primeramente se construye un índice de marginación financiera (IMF) usando del análisis factorial confirmatorio (AFC). En la siguiente fase se aplica el análisis de clases latentes (ACL) para formar tipologías de marginación financiera usando el IMF y así explicar las características asociadas a cada grupo.

Análisis factorial de primer y segundo orden (AFC)

Para fines prácticos, el AFC se puede conceptualizar de la siguiente manera: la ecuación fundamental de un modelo de factores comunes es la siguiente:

$$x_j = \lambda_{j1}F_1 + \lambda_{j2}F_2 + \cdots + \lambda_{jm}F_m + \varepsilon_j \quad (1)$$

donde x_j representa el indicador j-ésimo, λ_{jm} representa la carga factorial del indicador j-ésimo del factor F_m . Por ejemplo, la dimensión F_1 mide el ahorro y se estima a partir de tres variables manifiestas:⁷ ahorro formal (x_1), ahorro informal (x_2) y banca por Internet (x_3). Las cargas asociadas a este factor estiman la estructura de correlación con el constructo y se denotan por λ_1 , λ_2 y λ_3 . Este mismo factor tiene asociado un error de medición por cada variable manifiesta, que denotados con ε_1 , ε_2 y ε_3 , debe ser “pequeño”⁸ para garantizar que el factor identificado sea unidimensional. Para este primer factor, las funciones asociadas que lo identifican son:

⁷ Las variables manifiestas son aquellas que se miden mediante preguntas de un cuestionario.

⁸ Si las cargas λ_{ij} se asocian al factor F_j entonces el error residual $\varepsilon_{ij} = 1 - \lambda_{ij}^2$ con lo cual si la carga λ_{ij} es cercana a la unidad (un valor que se considera satisfactorio) entonces el error residual ε_{ij} es “pequeño”.

$$x_1 = \lambda_1 F_1 + \varepsilon_1 \quad (2)$$

$$x_2 = \lambda_2 F_1 + \varepsilon_2$$

$$x_3 = \lambda_3 F_1 + \varepsilon_3$$

Análogamente, el factor F_2 , que corresponde al uso del crédito, se mide con las variables manifiestas de crédito formal (x_4), crédito informal (x_5), crédito con tarjetas (x_6), que tienen asociadas las cargas λ_4 , λ_5 y λ_6 y sus correspondientes errores de medición ε_4 , ε_5 y ε_6 . El resto de los factores corresponde a las dimensiones F_3 Seguros y F_4 Canales financieros.

Algebráicamente la ecuación (1) se representa en forma matricial:

$$X = \Lambda_x F + \varepsilon, \quad (3)$$

donde la matriz de varianzas y covarianzas, implicada por el modelo tiene la forma:

$$\Sigma = \Lambda_x \psi \Lambda'_x + \Theta_\varepsilon \quad (4)$$

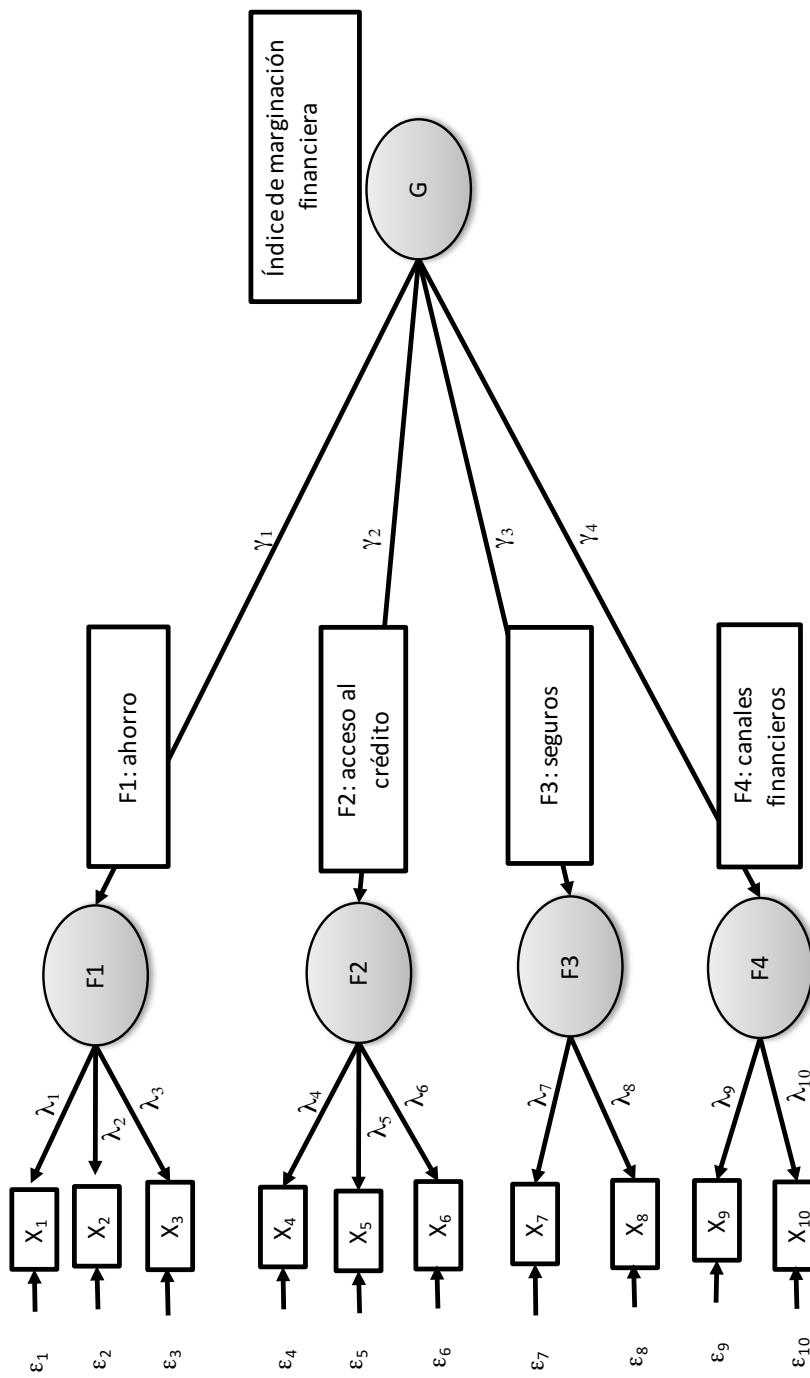
Análogamente, para el análisis factorial de segundo orden, se tiene:

$$F = \Lambda_y G, \quad (5)$$

que es el resultado de las combinaciones lineales de los factores F de primer orden con las cargas factoriales γ , asociadas a cada factor de primer orden, que generan el índice de marginación financiera G . La estimación de los parámetros se realiza a minimizando la función de verosimilitud.

Gráficamente el sistema de ecuaciones (3) y (5) se ilustra en la figura 2, en la que se muestran las cuatro dimensiones, denotadas como F_1, F_2, F_3 y F_4 , así como el índice de marginación financiera G .

Figura 2. Representación gráfica del índice de marginación financiera mediante el análisis factorial de segundo orden



Fuente: elaboración propia.

En el AFC de segundo orden se tienen dos niveles de formación de los factores, el primero representa a las diferentes dimensiones asociadas con la marginación financiera, denotado por F_1, \dots, F_4 ; el segundo orden representa el índice general de marginación financiera, representado por G y sus cargas γ_i (ver figura 2). Las cargas λ_i y γ_i se estiman usando máxima verosimilitud a partir de la matriz de covarianzas, como se muestra en la ecuación (4) (Mulaik, 2010).

Una vez que estimamos los puntajes asociados a las variables latentes F_1, \dots, F_4 y G nos preguntamos si podemos clasificar a los individuos en diferentes grupos de marginación financiera. Para ello utilizamos el análisis de clases latentes, que se explica enseguida.

Análisis de clases latentes (ACL)

Este análisis es adecuado para la formación de grupos de personas y, en nuestro caso, usamos varias dimensiones asociadas con la marginación financiera, a partir del AFC. De esta manera se forman grupos de personas que son homogéneas al interior de cada grupo y heterogéneas entre grupos (Muthen, 2002).

Los modelos de clases latentes se pueden estudiar desde la perspectiva de modelos con mezclas de distribuciones. En realidad, se trata de que las clases formadas tengan formas específicas de funciones de distribución paramétricas en cada una de las poblaciones subyacentes, de acuerdo con un modelo (Hagenaars y McCutheon, 2002).

Se parte del principio de que al menos existen dos poblaciones mezcladas y que se pueden encontrar más poblaciones que son aptas para ser separadas con base en un modelo (Wedel y DeSabro, 2002). La característica esencial de las clases latentes consiste en desagregar las observaciones e identificar la función de distribución a la que pertenece; de esta manera se evalúa la probabilidad de pertenencia a un grupo o a una clase latente. El enfoque de ACL se centra en las personas y no en las variables, ya que su objetivo es agrupar a las personas (observaciones) que comparten características homogéneas en cuanto a marginación financiera (Collins y Lanza, 2010).

El ACL supone que los indicadores de cada clase (las variables manifiestas) son mutuamente independientes en cada clase (Everitt, 1993; Vermunt y Magidson, 2002). Basados en el supuesto de independencia condicional, la probabilidad conjunta se puede expresar como (Muthen, 2002; Wang y Wang, 2012):

$$P(x_1, x_2, \dots, x_Q) = \sum_{k=1}^K P(C=k) P(x_1|C=k) P(x_2|C=k) \dots P(x_Q|C=k), \quad (6)$$

donde x_q representa la i -ésima observación de los indicadores de marginación financiera q, $P(C = k)$ denota la probabilidad de que una persona pertenezca a la clase k -ésima y $P(x_i|C = k)$ es la probabilidad condicional asociada a la variable x_i , habiéndose observado la clase latente k .

Para estimar las probabilidades de pertenencia *a posteriori* de los individuos en cada clase usamos la fórmula de Bayes (Fox, Byrnes, Boker y Neale, 2012; Wang y Wang, 2012:291):

$$P(C = k|x_1, x_2, \dots, x_Q) = \frac{P(C = k)P(x_1|C = k)P(x_2|C = k) \dots P(x_Q|C = k)}{P(x_1, x_2, \dots, x_Q)} \quad (7)$$

Al ajustar el modelo ACL, las salidas muestran típicamente tanto las probabilidades no condicionales $P(C = k)$ y $\sum_{k=1}^K P(C = k)$, que son iguales a la unidad, como las condicionales $P(x_q|C = k)$, para $q = 1, 2, \dots, Q$.

Las probabilidades condicionales de la parte izquierda de la expresión (7) son las asociadas a las clases latentes y el promedio de estas probabilidades equivalen a la frecuencia relativa de pertenencia a cada clase, o bien a la proporción esperada de observaciones en todas y cada una de las clases latentes.

Una probabilidad condicional cercana a la unidad indica la probabilidad de pertenencia de una observación a una clase específica y, de manera complementaria, una probabilidad cercana a 0 indica la no pertenencia a dicha clase. Para calcular la probabilidad de pertenencia a las clases se emplea la fórmula:

$$P(x_q = x_{qj}|C = k) = \frac{1}{1 + \exp(-L_{jk})} \quad (8)$$

donde x_q toma un valor particular j -ésimo igual a x_{qj} y $q = 1, 2, \dots, Q$. Además,

$$L_{jk} = \ln \left(\frac{P_{jk}}{1 - P_{jk}} \right) \quad (9)$$

es el logit de x_{qj} correspondiente a la clase k . La probabilidad condicional proporciona información de las diferencias entre las clases latentes, y $P_{jk} = P(x_q = x_{qj}|C = k)$.

¿Cuántas clases latentes?

La siguiente fase del estudio consiste en usar los puntajes factoriales de las dimensiones de marginación financiera, previamente identificados, y obtener una clasificación en grupos usando el análisis de clases latentes (ACL).

En esta fase se requiere determinar el número de clases latentes de la marginación financiera (Jones y Nagin, 2007), y para ello nos basamos en los siguientes criterios:

- (i) Según el criterio de información de Bayes (BIC) mientras más pequeño es su valor mejor será el ajuste del modelo (Sclove, 1987; Schwartz, 1978).
- (ii) Por otra parte, el valor de entropía cercano a la unidad sugiere el mejor ajuste.
- (iii) Todas las clases deben tener al menos 5 % del total de observaciones, de otra manera habría evidencia de que las asignaciones de las observaciones a las clases no son homogéneas.⁹
- (iv) Las probabilidades de pertenencia de las observaciones a cada grupo deben ser mayores o iguales a 0.70.
- (v) Según la prueba estadística de Lo-Mendel-Rubin se deben seleccionar cinco clases, ya que tiene asociada un valor de probabilidad significativo (un valor $p < 0.05$; Lo, Mendel y Rubin., 2001).

Tratamiento de valores faltantes

En esta investigación nos enfrentamos al tema de valores faltantes para ciertas variables en la Encuesta Nacional de Inclusión Financiera. Por ejemplo, la variable de ingreso sólo está presente en 66.6 % de los datos, el resto de las variables no presenta este problema. Sin embargo, al realizar los análisis propuestos se pierde un tercio de la muestra y como consecuencia la potencia de las pruebas disminuye; es decir, el error estándar se incrementa.

La estrategia de análisis consiste en utilizar el procedimiento de imputación múltiple para recuperar el ingreso faltante. La imputación múltiple ha sido ampliamente usada en varias aplicaciones (Enders, 2010; Vargas y Lorenz, 2015) y se parte del supuesto de que el modelo de imputación predice la probabilidad de que la información sobre el ingreso es incompleta; este patrón se llama “datos

⁹ Linda Collins argumenta que cuando se seleccionan grupos demasiado pequeños hay heterogeneidad en la formación de clases, lo cual no ayuda a identificar grupos (Collins y Lanza, 2010).

faltantes al azar” (MAR, por sus siglas en inglés; Rubin, 1976; Schafer y Graham, 2002). Varios autores han argumentado que la imputación múltiple es un mecanismo robusto que permite la estimación de los valores faltantes y maximiza la potencia de la prueba (Allison, 2000).

Formalmente el esquema de datos faltantes al azar (MAR) establece que para la variable de ingreso Y_i proveniente de la persona i -ésima, X representa las covariables que explican el mecanismo de datos faltantes (citar variables), el vector de ingresos, presentes y ausentes se expresa por $(Y_{obs}, Y_{faltante})$, donde Y_{obs} denota el ingreso observado y $Y_{faltante}$ denota un ingreso faltante. Si R_i es un vector que contiene una variable indicadora 0, si el ingreso está presente y 1, si está ausente, entonces el mecanismo MAR se denota como la siguiente igualdad:

$$MAR: P(R_i|Y_i, Y_{i-1}, \dots, Y_1, X) = P(R_i|Y_{i-1}, \dots, Y_1, X) = P(R|Y_{obs}, X). \quad (10)$$

Es decir, la probabilidad de que los datos sean faltantes se explica mediante las covariables X disponibles. La imputación es de gran ayuda para disminuir el posible sesgo que ocurre cuando se realizan análisis eliminando observaciones faltantes (Allison, 2000; Schafer y Graham, 2002).

Una vez que imputamos los datos faltantes de ingreso, procedemos a realizar el análisis factorial confirmatorio y de clases latentes. Si el procedimiento es satisfactorio los parámetros estimados serán muy similares a los parámetros del modelo con los datos sin imputar, pero con un menor error estándar, de esta manera no se pierden casos y se tiene una inferencia más robusta. Enseguida se presentan los resultados con y sin imputaciones.

RESULTADOS

Análisis factorial de segundo orden

Como ya se explicó en la sección de metodología, primeramente se ajusta el AFC, como se muestra en la figura 2, usando el método de máxima verosimilitud (MLF, Asparouhov y Muthén, 2012). Los puntajes de las dimensiones de primer orden se presentan en el cuadro 2.

Cuadro 2. *Estadísticas descriptivas de los puntajes factoriales (n = 6113)*

Variable	Media	Desv. Est.	Min.	Máx.
Ahorro (F1)				
Formal	0.44	0.68	0	4
Informal	0.62	0.86	0	5
Uso de banca electrónica	0.06	0.29	0	2
Acceso a crédito (F2)				
Formal	0.47	0.76	0	4
Informal	0.39	0.76	0	7
Tarjeta bancaria	0.19	0.52	0	4
Seguros/seguridad social (F3)				
Médico, de auto, casa, de vida	0.36	0.84	0	7
Acceso servicios de salud	0.45	0.79	0	2
Uso de canales financieros (F4)				
Sucursal bancaria	0.59	0.87	0	6
Cajeros automáticos	1.06	1.29	0	8

Fuente: elaboración propia usando datos de la ENIF 2012.

Los coeficientes estimados del modelo AFC de segundo orden se muestran en el cuadro 3, en el que se observa que la variable con mayor carga para la variable latente Ahorro (F1) es el uso de banca por internet; para la variable latente Acceso al Crédito (F2) las mayores cargas son tener y usar tarjeta de crédito bancaria; para el indicador de Seguros/seguridad social (F3) las dos variables manifiestas son contar con algún seguro o tener Afore, las cuales miden esta dimensión; finalmente las variables Uso de cajero automático y Acceso a sucursal bancaria miden la dimensión de acceso a canales financieros (F4). El ajuste de los índices es satisfactorio.

Finalmente, el índice de marginación financiera es producto de la combinación lineal de las cuatro dimensiones, lo que hemos llamado el factorial de segundo orden, donde en primer lugar la mayor carga se estima para capacidad de ahorro ($\gamma_1 = 1$), en segundo lugar seguros ($\gamma_3 = 0.983$), en tercer lugar acceso a crédito ($\gamma_2 = 0.898$) y, finalmente, el uso de canales financieros ($\gamma_4 = 0.702$), ver cuadro 3. Los índices de ajuste son satisfactorios.¹⁰

¹⁰ El RMSEA debe ser menor que 0.05, el CFI y TLI mayores que 0.90 y el SRMR menor que 0.05 (Ridgon, 1996).

Cuadro 3. *Cargas factoriales de primer y segundo orden*

Dimensión	Cargas	Coeficientes estimados
F1: Ahorro formal / informal		
Guarda dinero	λ_1	0.184
Ahorro formal	λ_2	0.351
Uso banca electrónica	λ_3	1.000
F2: Acceso a crédito		
Obtiene préstamo caja de ahorro	λ_4	0.075
Tiene tarjeta de crédito bancaria	λ_5	0.659
Usa tarjeta de crédito	λ_6	1.000
F3: Seguros / seguridad social		
Tiene algún seguro	λ_7	1.000
Seguridad social, afore	λ_8	0.651
F4: Canales financieros		
Acceso a sucursal bancaria	λ_9	1.000
Acceso a cajero automático	λ_{10}	0.926
G: Índice de Marginación Financiera		
F1: Ahorro	γ_1	1
F2: Acceso a crédito	γ_2	0.898
F3: Seguros	γ_3	0.983
F4: Canales financieros	γ_4	0.702
cfi: 0.999; tli=1.000; rmsea= 0.026; srmr=0.006		

Nota: método de estimación de cargas factoriales vía MLF, de máxima verosimilitud (Asparouhov y Muthén, 2012). Ver representación gráfica en la figura 2.

Fuente: elaboración propia usando datos de la ENIF 2012.

En el cuadro 4 se muestran los valores de los puntajes estimados por el AFC de primer y segundo orden. Se usan estos puntajes para obtener tipologías del índice de marginación financiera.

Cuadro 4. *Estadísticas descriptivas de los puntajes del índice de marginación financiera (n = 6113)*

Variable	Media	Desv. Est.	Min.	Máx.
Ahorro	0.590	0.743	0	2
Crédito	0.686	0.748	0	2
Seguro	0.515	0.731	0	2
Canales financieros	0.676	0.775	0	2
Índice de Marginación Financiera	0.029	0.735	-0.835	1.482

Fuente: elaboración propia usando datos de la ENIF 2012.

El análisis de clases latentes (ACL)

Ahora usamos los puntajes factoriales obtenidos en la etapa anterior y se ajusta el ACL no condicional (cuadro 5) y otro modelo condicional (cuadro 6). El ACL-no condicional identifica hasta cinco clases. Sin embargo, esta estrategia no considera las covariables en la formación de los grupos, ya que la inclusión de éstas se tendría que hacer en dos pasos, el primero es identificar las clases y el segundo ajustar un modelo multinomial para caracterizarlas.

Cuadro 5. *Determinación del número de clases latentes de la marginación financiera (no condicional)*

Grupos	BIC	Entropía	% en cada grupo	Clasificación Correcta (min.-max.)	LMR-Test
1	82 985.28				
2	67 242.02	0.937	32.4, 67.6	0.97-0.99	p<0.0001
3	62,638.15	0.912	19.7, 26.3, 53.9	0.93-0.98	p<0.0001
4	59 433.81	0.949	13.0, 13.2, 21.4, 52.3	0.93-98.0	p<0.0001
5	56 016.94	0.955	11.6, 11.9, 12.7, 14.8, 49.7	0.94-0.98	p<0.0001

Nota: en este cuadro se muestra la información relevante para seleccionar el número óptimo de clases latentes. La solución de seis clases no converge, por lo tanto no se reporta. Los seis criterios –(i) a (vi)– descritos previamente se cumplen.

Fuente: elaboración propia usando datos de la ENIF 2012.

La segunda estrategia consiste en ajustar un modelo condicional de clases latentes (usando las covariables). Este resultado se muestra en el cuadro 6, en el que se pueden identificar hasta cuatro clases latentes. Un análisis descriptivo a mayor detalle (no se muestra) indica que las clases intermedias se pueden unir en una sola, dando como resultado una mejor interpretación con tres clases (ver figura 3). Además, el modelo condicional tiene la ventaja de caracterizar las clases usando las covariables en un solo paso.

Cuadro 6. Determinación del número de clases latentes de la marginación financiera (condicional)

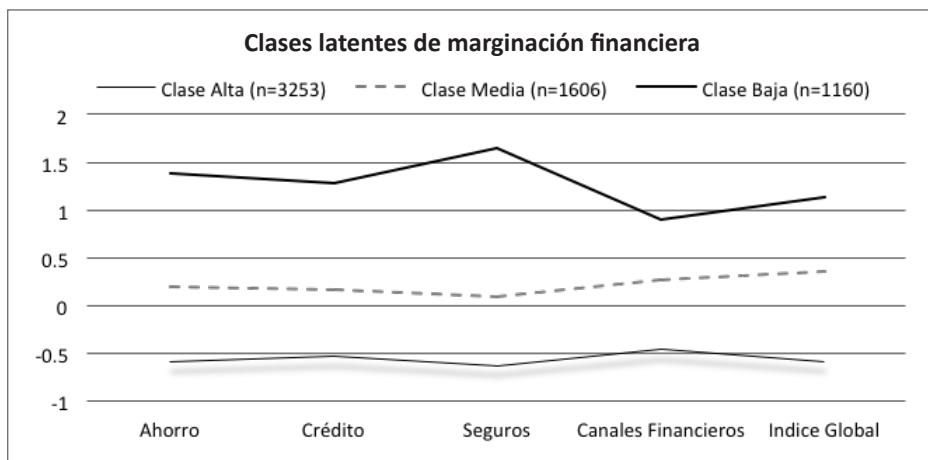
Grupos	BIC	Entropía	% en cada grupo	Clasificación Correcta (min.-máx.)	LMR-Test
1	155,318.92				
2	64,346.13	0.937	32.3, 67.7	0.98-0.99	p<0.0001
3	59,359.72	0.913	19.2, 26.7, 54.1	0.94-0.97	p<0.0001
4	56,386.91	0.948	13.3, 13.8, 21.4, 51.5	0.93-0.98	p<0.0001
5	57,039.47	0.911	0.28, 10.2, 20.8, 26.0, 42.6	0.66-0.96	p=0.79

Nota: este cuadro muestra los seis criterios para selección del número de clases latentes usando un modelo condicional. La solución óptima seleccionada es de tres clases latentes de acuerdo con los criterios (i) a (vi) y usando razones sustantivas.

Fuente: elaboración propia usando datos de la ENIF 2012.

La figura 3 muestra que las personas que pertenecen a la clase latente llamada “CL alta marginación” (54.1 %) tienen puntajes bajos en todas las dimensiones (ahorro, crédito, seguros/seguridad social y canales financieros). La clase latente denominada “CL media marginación” (26.7 %) contiene observaciones con puntajes ubicados en la parte media entre las clases superior e inferior. En tanto que la clase latente denominada “CL baja marginación” (19.2 %) contiene los puntajes promedio más altos en todas las dimensiones de marginación financiera.

Figura 3. *Puntajes promedio de las variables de marginación financiera usando tres clases latentes: CL alta (54.1 %), CL media (26.7 %) y CL baja (19.2 %).*



Fuente: elaboración propia usando datos de la ENIF 2012.

El siguiente paso es saber cuáles son las características fundamentales de estas agrupaciones, obtenidas mediante el ACL a partir de la ENIF 2012. Para ello se realizó el ACL-condicional, al cual le hemos incorporado covariables.

El ACL-condicional es un análisis en el que se agregan covariables explicativas que ayudan a caracterizar las clases latentes de marginación financiera. Para ello se comparan los momios (OR, por sus siglas en inglés) contra la clase ausente. Las covariables incorporadas en el ACL-condicional son sexo (1 = hombre, 0 = mujer), nivel de estudios (1 = sin educación, 2 = primaria, 3 = secundaria, 4 = prepa, 5 = educación superior), ingreso (1 = menos de 3K, 2 = 3K-5k, 3 = 5K-8K, 4 = 8K-13K, 5 = 13K-20K, 6 = 20K o más, donde K representa miles de pesos), educación financiera (1 = sí, 0 = no), sobra dinero (1 = sí, 0 = no), tamaño de localidad (1 = más de 15 000 habitantes, 0 = menos de 15 000 habitantes) y si recibe remesas (1 = sí, 0 = no).

El cuadro 7 muestra los resultados siguientes: se presentan dos formas de analizar los datos, cuando la variable Ingreso tiene datos faltantes el tamaño de muestra se reduce a n = 4 072, con ello se observa que los errores estándar de los datos sin imputar son mayores que los datos imputados. Por ejemplo, el error estándar de sexo sin imputar es de 0.10 y con imputación es de 0.08. Las inferencias en ambos casos permanecen inalteradas y muestran que el análisis con los datos imputados es más robusto.

Ahora bien, al interpretar los resultados usando los datos con imputación del cuadro 6, comparado con la clase latente ausente de “alta marginación financiera”, ser mujer tiene menor probabilidad de pertenecer a la clase de baja marginación que ser hombre.¹¹

Cuadro 7. *Análisis de clases latentes condicional, momios comparados con la clase latente de alta marginación financiera. Resultados con y sin imputación*

Variable	Sin imputación (n = 4,072)			Con imputación (n = 6,019)		
	RM ^a	Err. estd.	Valor de P	RM ^a	Err. estd.	Valor de P
<i>Clase latente media</i>						
Sexo	0.76	0.10	p=0.005	1.22	0.08	p=0.011
Nivel de estudios	1.76	0.05	p<0.001	1.60	0.04	p<0.001
Ingreso	1.66	0.06	p<0.001	1.30	0.05	p<0.001
Educación financiera	1.49	0.12	p=0.001	1.50	0.10	p=0.001
Sobra dinero	1.43	0.09	p<0.001	1.63	0.08	p<0.001
Tamaño de localidad: urbano	2.02	0.10	p<0.001	1.98	0.08	p<0.001
Remesas	1.78	0.14	p<0.001	1.81	0.11	p<0.001
<i>Clase latente baja</i>						
Sexo	0.62	0.13	p<0.001	1.25	0.10	p=0.03
Nivel de estudios	2.49	0.06	p<0.001	2.21	0.05	p<0.001
Ingreso	3.48	0.07	p<0.001	2.77	0.06	p<0.001
Educación financiera	2.56	0.01	p<0.001	2.45	0.11	p<0.001
Sobra dinero	2.57	0.13	p<0.001	2.55	0.11	p<0.001
Tamaño de localidad: urbano	3.29	0.14	p<0.001	3.09	0.12	p<0.001
Remesas	0.93	0.21	p=0.718	0.92	0.17	p=0.618

Nota (a): RM es la razón de momios (OR, que corresponde a las Odds Ratio, en inglés).

Fuente: elaboración propia usando datos de la ENIF 2012.

El nivel de estudios de quienes pertenecen a la clase de baja marginación financiera incrementa 2.2 veces más la probabilidad de pertenecer a ésta en comparación con la clase de alta marginación. Quienes perciben un ingreso alto tienen 2.8 veces más probabilidad de estar en la clase de baja marginación finan-

¹¹ De hecho, 21.8 % de mujeres se ubican en la clase de alta inclusión financiera y 46.1 % en la clase de baja inclusión financiera.

ciera. Quienes tienen educación financiera o les sobra dinero incrementan en 2.5 veces más dicha probabilidad. Las localidades de más de quince mil habitantes o urbanas tienen 3.1 veces más probabilidad de pertenecer a la clase baja marginación financiera en comparación con la clase de alta marginación. Sin embargo, quienes reciben remesas tienen 1.8 veces más probabilidad de pertenecer a la clase latente de media marginación, pero no para la clase de baja marginación.

Con base en los datos de una muestra representativa de la población objetivo a nivel nacional, se puede afirmar que la contribución de la presente investigación es demostrar que la clase latente de más alta marginación financiera se caracteriza por tener más mujeres, más personas con menor nivel educativo, menos ingreso, viven mayormente en localidades con menos de quince mil habitantes, no les sobra dinero y reciben remesas, con lo que se validan las hipótesis planteadas.

En esta investigación encontramos que los resultados fueron más robustos al utilizar los datos imputados, ya que el tamaño de muestra es mayor, los errores estándar son menores y los parámetros puntuales son prácticamente los mismos, al compararlos con los datos sin imputar.

La metodología empleada incluye la construcción de un índice de marginación financiera, basado en el análisis factorial confirmatorio (AFC). Trabajos previos (Cámara y Tuesta, 2014) han usado el análisis de componentes principales (ACP) en dos etapas, para medir la inclusión financiera que incluye variables de acceso a servicios financieros formales (acceso, uso y barreas). En nuestro caso, el AFC resultó una mejor opción, porque permitió construir variables latentes no observadas y evaluar el error de medición de manera más directa y preparar el índice para futuros trabajos de comparación longitudinal.

De manera adicional se incluyó el ACL-condicional debido a que forma grupos de marginación financiera y permite identificar que ésta puede disminuir en la medida en que se mejoren las condiciones asociadas al ingreso, a la educación, a la equidad en oportunidades para hombres y mujeres, así como a estímulos para el desarrollo de servicios financieros en localidades rurales.

CONCLUSIONES

Como resultado de la investigación se construyó el indicador de Marginación Financiera (MF) mediante el análisis factorial confirmatorio de segundo orden, con base en cuatro dimensiones (ahorro formal e informal, acceso al crédito, seguros y canales financieros). La dimensión que tiene una mayor importancia es la del ahorro, seguida de la dimensión del seguro. Asimismo, las medidas de ajuste del constructo resultaron satisfactorias.

La ventaja del constructo de MF es que se permite realizar análisis longitudinal a fin de evaluar la trayectoria de la marginación financiera en el tiempo, además de que se utilizó el método de análisis factorial confirmatorio.

Para identificar las variables que determinan la existencia de familias de menor marginación financiera, en primer lugar se considera el ingreso, el cual, considerando los datos imputados, es 2.77 veces más la probabilidad de estar en la clase de usar los mayores servicios financieros (menor marginación) en relación con la clase de alta marginación financiera. Esto se respalda con la variable de percepción denominada le “sobra dinero” en la que las personas o familias pueden acceder a servicios formales con mayor probabilidad, si consideran que le sobra dinero, lo cual confirma las diversas teorías de ingreso-ahorro que asocian que a mayores ingresos las personas disponen de mayores servicios financieros, en especial del ahorro.

La siguiente variable es el “tamaño de localidad”, que en los resultados de datos imputados es de 3.09 veces la probabilidad de menor marginación si viven en localidades consideradas urbanas (ver cuadro 7). Esta es la principal variable y supera a la de los ingresos, porque existe una mayor probabilidad de usar mayores servicios financieros si las familias se encuentran en localidades urbanas. Esto explica la racionalidad de las instituciones financieras para la instalación de sucursales u oficina en centros de población relativamente grandes, en vista de las ventajas económicas de realizar mayores niveles de operaciones y de montos.

La siguiente variable es la de “educación financiera” que está representada por la pregunta de si las personas llevan un “registro de gasto”. Es claro que las personas educadas en llevar un registro de sus ingresos-gastos tienen una mayor probabilidad (2.45 veces con imputación) de una baja marginación, en vista del control que realizan, el cual les permite hacer un uso más eficiente de los servicios financieros y cumplir con sus obligaciones de manera adecuada. La otra variable es la del “nivel de estudios”, que reafirma el concepto de que las personas con mayores niveles de instrucción tienen mayores probabilidades de encontrarse en el grupo de baja marginación financiera.

En resumen, se concluye que las personas con menores ingresos, menor nivel de educación formal y financiera, que viven en localidades menores a quince mil habitantes, que reciben remesas y que son de sexo femenino, tienen mayor probabilidad de pertenecer a la clase latente de alta marginación financiera.

Por último, las políticas públicas deben orientarse a fomentar la capacitación para el registro de los gastos, ya que esto contribuye a una mayor educación financiera. Además, deben alentarse las políticas que abonen a una mayor educación formal, así como de empleo e ingreso, con un enfoque de género, a fin de brindar oportunidades a las mujeres, ya que esto tendría un efecto importante en la reducción de este tipo de marginación.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alvarado, Javier y Galarza, Francisco (2004) *Ahorros y activos en las familias de Huancayo*, CEPES, Lima.
- Allison, Paul D. (2000), "Multiple imputation for missing data: A cautionary tale". *Sociological Methods & Research*, vol. 28, núm. 3, pp. 301-309.
- Asparouhov, Tihomir y Muthén, Bengt (2012), *Saddle Points*, Discussion topics in MPLUS, marzo, Los Ángeles, CA.
- Bachas, Pierre; Gertler, Paul; Higgins, Sean y Seira, Enrique (2016), "Banking on Trust: How Debit Cards Help the Poor to Save More", documento sin publicar.
- Banco Interamericano de Desarrollo, BID (2015), "Inclusión financiera en América Latina y el Caribe", documento de trabajo, Washington D. C.
- Bayot, Bernard. (2002), *Elaboration d'un service bancaire universel Première partie - L'accès ou le maintien d'un compte bancaire*, Réseau Financement Alternatif, Namur, Bélgica.
- Bayot, Bernard y Jérusalmy, Oliver (2012), *Rapport Inclusion Financiere 2011*, Réseau Financement Alternatif, Bélgica.
- Beck, Thorsten, Demirgüç-Kunt, Asli y Levine, Ross (2007), "Finance, Inequality and the Poor", *Journal of Economic Growth*, núm. 21, pp. 27-49.
- Beverly, Sondra (1997), *How Can the Poor Save? Theory and Evidence in Low-Income Households*, working paper, vol. 97, Washington University, St. Louis, p. 3.
- Bradshaw, Jonathan; Williams, Julie; Levitas, Rut; Pantazis, Christina; Patsios, Demi; Townsend, Peter; Gordon, David y Middleton, Sue (2002), "The Relationship Between Poverty and Social Exclusion in Britain", ponencia presentada en la 26th General Conference of the International Association for Research in Income and Wealth, Cracow, Poland, 2000.
- Cámara, Noelia y Tuesta, David (2014), *Measuring financial inclusion: A multidimensional index*, working paper, vol. 14, núm. 26, Madrid.
- Carbo, Santiago; Gardener, Edward y Molyneux, Philip (2007), "Financial exclusion in Europe", *Public Money & Management Review*, vol. 27, núm. 1, pp. 21-27.
- Collins, Linda. M. y Lanza T., Stephanie (2010), *Latent Class and Latent Transition Analysis: With Applications in the Social, Behavioral, and Health Sciences*, John Wiley & Sons, New York.
- Comisión Nacional Bancaria y de Valores, CNBV (2012a), *Libro Blanco Inclusión Financiera*, CNBV, Ciudad de México.
- Comisión Nacional Bancaria y de Valores, CNBV (2012b), *Encuesta Nacional de Inclusión Financiera (ENIF)*, CNBV, Ciudad de México.
- Conapo (2013), "Capítulo 1. Concepto y dimensiones de la marginación", en www.conapo.gob.mx/work/models/CONAPO/Resource/1755/1/ima

- Consejo Nacional de Inclusión Financiera (Conaif) (2017), *8o Reporte nacional de inclusión financiera*, Conaif, México.
- Dávila, Laura (2016), “¿Cómo funciona Prospera? Mejores prácticas en la implementación de Programas de Transferencias Monetarias Condicionadas en América Latina y el Caribe”, nota técnica del Banco Interamericano de Desarrollo IDBTN-971, Washington, D. C.
- Demirgürç-Kunt, Asli y Klapper, Leora (2012), *Measuring Financial Inclusion: The Global Findex Database*, working paper, núm. 6025, World Bank Policy Research, Washington, D. C.
- Enders, Craig K. (2010), *Applied Missing Data Analysis*, The Guilford Press, New York.
- Everitt, Brian. S. (1993), *Cluster analysis*, Edward Arnold, London.
- Fox, John; Byrnes, Jarret E.; Boker, Steven S., Neale y Michael C. (2012), “Structural Equation Modeling in R with sem and OpenMx Packages”, en Hoyle, Rick H. (ed.), *Structural Equation Modeling*, The Guilford Press, New York, London, pp. 325-340.
- Friedman, Milton (1957), *A Theory of the Consumption Function*, National Bureau of Economic Research. General Series, núm. 63, Princeton University Press, New Jersey.
- Gloukoviezoff, George (2004), *L'exclusion bancaire et financière des particuliers*. Les Travaux de l'Observatoire, Centre Walras, Université Lumière Lyon 2, pp. 167-204.
- González Núñez, José (2010), *Desempeño institucional de cajas solidarias y propuesta de transformación para ser entidades de microfinanzas*, tesis doctoral, UNAM, México.
- Gupte, Rajani; Venkataramani, Bhama y Gupta, Deepa (2012), “Computation of financial inclusion index for India”, *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, núm. 37, pp. 133-149.
- Hagenaars, Jacques A. y McCutheon, Allan L. (2002), *Applied Latent Class Analysis*. Cambridge University Press, Cambridge.
- Hoyo Martínez, Carmen; Peña Hidalgo, Ximena y Tuesta, David (2013), *Factores de Demanda que influyen en la Inclusión Financiera en México: Análisis de las barreras a partir de la ENIF*, documento de trabajo, núm. 13/36, BBVA, México.
- Jones, Bobby L. y Nagin, Daniel S. (2007), “Advances in group-based trajectory modeling and an SAS procedure for estimating them”, *Sociological Methods and Research*, núm. 5, pp. 542-571.
- Lamb, Laura (2016), “Financial exclusion and financial capabilities in Canada”, *Journal of Financial Economic Policy*, vol. 8, núm. 2, pp. 212-227.
- Lo, Yuntai, Mendell, Nancy R. y Rubin, Donald B. (2001), “Testing the number of components in a normal mixture”, *Biométrika*, núm. 88, pp. 767-778.

- Luiselli Fernández, Cassio (2018), *Ciudades inclusivas y sustentables en México*, PUED-UNAM-Seminario de Altos Estudios del Desarrollo, México.
- Mendizábal, Alaitz; Mitxeo, Jone; Olazolo, Aitziber y Zubia, Marian (2008), “Reflexiones sobre el origen y las implicaciones de la exclusión financiera”, en De Castro Silva, Emilio José y Díaz de Castro, Francisco José (eds.), *Universidad, sociedad y mercados globales*, Asociación Española de Dirección y Economía de la Empresa (AEDEM), Madrid.
- Mulaik, Stanley A. (2010), *Foundations of Factor Analysis*, CRC Press, A Taylor & Francis Group, Boca Ratón, London, New York.
- Muthén, Bengt (2002), “*Beyond SEM: General Latent Variable Modeling*”, *Behaviometrika*, vol. 29, núm. 1, pp. 81-117.
- Oulhaj, Leila (2016), “Introducción general”, en Oulhaj, Leila; Ayala Mendoza, Ana Cristina y López Rodríguez, Luis Miguel (eds.), *Avanzar en la inclusión financiera. Propuesta en torno a la conceptualización y al marco legal desde dos cooperativas de ahorro y préstamo como actores de las finanzas solidarias en México*, Universidad Iberoamericana, México, pp. 21-38.
- Peña Hidalgo, Ximena; Hoyo Martínez, Carmen y Tuesta, David (2014). *Determinantes de la inclusión financiera en México a partir de la ENIF 2012*, documento de trabajo, núm. 14/14, BBVA, Madrid.
- Ridgon, Edward E. (1996), CFI versus RMSEA: “A comparison of two fit indexes for structural equation modeling”, *Structural Equation Modeling*, vol. 3, núm. 4, pp. 369-379.
- Roa, María José (2013), “Inclusión financiera en América Latina y el Caribe: acceso, uso y calidad”, *Boletín de CEMLA*, julio-septiembre, en http://www.cemla.org/PDF/boletin/PUB_BOL_LIX03-01.pdf website:
- Rubin, Donald B. (1976), “Inferences with missing data”, *Biometrika*, vol. 63, núm. 3, pp. 581-592.
- Sclove, Stanley L. (1987), “Application of model selection criteria to some problems in multivariate analysis”, *Psychometrika*, núm. 52, pp. 333-343.
- Schafer, Joseph. L. y Graham, John W. (2002), “Missing data: our view of the state of the art”, *Psychological Methods*, vol. 7, núm. 2, pp. 147-177.
- Schwartz, Gideon (1978), “Estimating the dimension of a model”, *The Annals of Statistics*, núm. 6, pp. 461-464.
- Solo, Tova Maria (2008), “Financial exclusion in Latin America—or the social costs of not banking the urban poor”, *Environment and Urbanization*, vol. 20, núm. 1, pp. 47-66.
- Tejerina, Luis y Pizano, Vania (2016), *Programas de transferencias monetarias condicionadas e inclusión financiera*, nota técnica del Banco Interamericano de Desarrollo, BID, núm. IDB-TN-1140, Washington D. C.

- Vargas Chanes, Delfino y Lorenz, Federik O. (2015), “Inference with missing data using latent growth curves”, *Revista del Instituto Interamericano de Estadística*, vol. 67, núm. 188 y 189, pp. 89-115.
- Vermunt, Jeroen K. y Magidson, Jay (2002) “Latent class cluster analysis” en Hagenaars, Jacques A. y MacCutcheon, Allan L. (eds.), *Applied latent class analysis*, Cambridge University Press, Cambridge, UK, pp. 89-106.
- Wang, Jichuan y Wang, Xiaoqian (2012), *Structural Equation Modeling. Applications using Mplus*, John Wiley & Sons, New York.
- Wedel, Michel y DeSabro, Wayne S. (2002), “Mixture Regression Models”, en Hagenaars, Jacques A. y McCutcheon, Allan L. (eds.), *Applied Latent Class Analysis*, Cambridge University Press, Cambridge.
- World Bank Group (2014), *Global Financial Development Report: Financial Inclusion*, vol. 2, World Bank Publications.