

Artículos

Impacto del riesgo-país en la inversión extranjera directa en México

*Héctor Paulino Elizalde Guzmán, Miguel Angel Martinez Damian, Jose Jaime Arana Coronado,
Martha Elva Ramirez Guzman*

Modelo de puntuación crediticia para tarjeta de crédito en México: una aproximación logística

Marco Antonio Reyes Morales, Magnolia Miriam Sosa Castro

Strategic Environmental Policies in the Presence of Differentiated Goods

Rafael Salvador Espinosa Ramírez, Salvador Sandoval

Pobreza infantil y su efecto en la deserción escolar (2002 -2018)

Eduardo Luis Lechuga Rodriguez



UANL

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

Universidad Autónoma de Nuevo León

Facultad de Economía

Centro de Investigaciones Económicas



UANL

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

Universidad Autónoma de Nuevo León Rector

Dr. med. Santos Guzmán López

Secretario General

Dr. Juan Paura García

Secretario Académico

Dr. Jaime Arturo Castillo Elizondo

Secretario de Extensión y Cultura

Dr. José Javier Villarreal Álvarez Tostado

Director de Editorial Universitaria

Lic. Antonio Jesús Ramos Revillas

Directora de la Facultad de Economía

Dra. Joana Cecilia Chapa Cantú

Director del Centro de Investigaciones Económicas

Dr. Edgar Mauricio Luna Domínguez

Editor Responsable

Dr. Jorge Omar Moreno Treviño

Editores Asociados

Dr. Edgar Mauricio Luna Domínguez

Dr. Daniel Flores Curiel

Dra. Cinthya Guadalupe Caamal Olvera

Dra. Joana Cecilia Chapa Cantú

Consejo Editorial

Alejandro Castañeda Sabido (Comisión Federal de Competencia Económica, México)

Dov Chernichovsky (University of the Negev, Israel)

Richard Dale (University of Reading, Inglaterra)

Alfonso Flores Lagunes (Syracuse University, EUA)

Chinhui Juhn (University of Houston, EUA)

Timothy Kehoe (University of Minnesota, EUA)

Félix Muñoz García (Washington State University, EUA)

Salvador Navarro (University of Western Ontario, Canadá)

José Pagán (The New York Academy of Medicine, EUA)

Elisenda Paluzie (Universitat de Barcelona, España)

Leobardo Plata Pérez (Universidad Autónoma de San Luis Potosí, México)

Martín Puchet (Universidad Nacional Autónoma de México, México)

Patricia Reagan (Ohio State University, EUA)

Mark Rosenzweig (Yale University, EUA)

Ian Sheldon (Ohio State University, EUA)

Carlos Urzúa Macías († 2024) (Tecnológico de Monterrey, México)

Francisco Venegas Martínez (Instituto Politécnico Nacional, México)

Comité Editorial

Ernesto Aguayo Téllez, Lorenzo Blanco González (UANL, México)

Alejandro Ibarra Yúnez (Tecnológico de Monterrey, México)

Vicente Germán-Soto (Universidad Autónoma de Coahuila, México)

Raúl Ponce Rodríguez (Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, México)

Ignacio de Loyola Perrotini Hernández (Universidad Nacional Autónoma de México)

Edición de redacción, estilo y formato

Paola Beatriz Cárdenas Pech

Bricelda Bedoy Varela

Ensayos Revista de Economía, Vol. 41, No. 1, enero-junio 2022. Es una publicación semestral, editada por la Universidad Autónoma de Nuevo León, a través de la Facultad de Economía con la colaboración del Centro de Investigaciones Económicas. Domicilio de la publicación: Av. Lázaro Cárdenas 4600 Ote., Fracc. Residencial Las Torres, Monterrey, N.L. C.P. 64930. Tel. +52 (81) 8329 4150 Ext. 2463 Fax. +52 (81) 8342 2897. Editor Responsable: Jorge Omar Moreno Treviño. Reserva de derechos al uso exclusivo No. 04-2009-061215024200-102, ISSN 1870-221X, ambos otorgados por el Instituto Nacional del Derecho de Autor. Licitud de Título y Contenido No. 14910, otorgado por la Comisión Calificadora de Publicaciones y Revistas Ilustradas de la Secretaría de Gobernación. Registro de marca ante el Instituto Mexicano de la Propiedad Industrial: 1182771. Impresa por: Serna Impresos, S.A. de C.V., Vallarta 345 Sur, Centro, C.P. 64000, Monterrey, Nuevo León, México. Fecha de terminación de impresión: 1 de mayo de 2022. Tiraje: 30 ejemplares. Distribuido por: Universidad Autónoma de Nuevo León, a través de la Facultad de Economía, Av. Lázaro Cárdenas 4600 Ote., Fracc. Residencial Las Torres, Monterrey, N.L. C.P. 64930.

Las opiniones y contenidos expresados en los artículos son responsabilidad exclusiva de los autores.

Índice

<i>Impacto del riesgo-país en la inversión extranjera directa en México</i>	1
Héctor Paulino Elizalde Guzmán, Miguel Angel Martinez Damian, Jose Jaime Arana Coronado, Martha Elva Ramirez Guzman	
<i>Modelo de puntuación crediticia para tarjeta de crédito en México: una aproximación logística</i>	17
Marco Antonio Reyes Morales, Magnolia Miriam Sosa Castro	
<i>Strategic Environmental Policies in the Presence of Differentiated Goods</i>	53
Rafael Salvador Espinosa Ramírez, Salvador Sandoval	
<i>Pobreza infantil y su efecto en la deserción escolar (2002 -2018)</i>	75
Eduardo Luis Lechuga Rodriguez	



Impacto del riesgo-país en la inversión extranjera directa en México

Country-Risk Impact on Foreign Direct Investment in Mexico

Héctor Paulino Elizalde Guzmán*§
Miguel Ángel Martínez Damián*
José Jaime Arana Coronado*
Martha Elva Ramírez Guzmán*

Información del artículo

Recibido:
2 abril 2020

Aceptado:
22 marzo 2022

Clasificación JEL:
B22; B23; F21

Palabras clave:
Inversión Extranjera Directa; Índice De Riesgo-País; Transferencia; Relación Inversa

Resumen

Un mayor flujo de inversión extranjera directa (IED) en México puede servir de financiamiento para la fabricación de bienes y servicios que contribuyan al crecimiento económico; sin embargo, los inversionistas enfrentan riesgos que pueden llevarlos a bajos niveles de ganancias o incluso pérdidas. A través de un modelo de transferencia, este documento tiene como objetivo revelar la relación entre el Índice de Riesgo-País (IRP) y la IED en México, y con ello contribuir al conocimiento sobre el comportamiento de los capitales extranjeros. Los resultados confirmaron la relación inversa entre estas variables; así mismo, la función de correlación cruzada indica que el IRP tiene un efecto retardado cuatro trimestres sobre la IED. Por tanto, si este país quiere colocarse como una alternativa viable para los capitales extranjeros y beneficiarse de las inversiones a largo plazo, se deberán implementar políticas que lo coloquen como una economía de bajos índices de riesgo.

* Colegio de Postgraduados, Departamento de Socioeconomía, Estadística e Informática;
§ elizalde.hector@colpos.mx



Article information	Abstract
Received: 22 April 2020	A greater flow of foreign direct investment (FDI) in Mexico can serve as financing for the manufacture of goods and services that contribute to economic growth; however, investors face risks that can lead to low levels of profits or even losses. Through a transfer model, this document aims to reveal the relationship between the Country Risk Index (IRP) and FDI in Mexico, and thereby contribute to knowledge about the behavior of foreign capital. The results confirmed the inverse relationship between these variables; Likewise, the cross-correlation function indicates that the IRP has a lagged effect of four quarters on FDI. Therefore, if this country wants to position itself as a viable alternative for foreign capital and benefit from long-term investments, policies that place it as a low-risk economy should be implemented.
Accepted: 22 March 2022	
JEL Classification: B22; B23; F21	
Keywords: Foreign Direct Investment; Country Risk Index; Transfer; Inverse Relationship	

Introducción

Tras el rápido crecimiento de la deuda internacional en los países menos desarrollados de la década de 1970 y la continua reprogramación de la deuda a principios de la década de 1980, el riesgo-país se convirtió en un tema de suma importancia para la comunidad financiera internacional (Cosset y Roy, 1991). Por otro lado, el libre flujo de mercancías y de capitales en la década de 1990, trajo como resultado una enorme cantidad de inversión externa hacia países emergentes de Europa del Este, América Latina, Asia y África (Ramcharran, 1999).

La necesidad de una evaluación detallada del riesgo y su impacto en las operaciones comerciales ha cobrado mayor relevancia, principalmente a partir de las últimas crisis económicas y los atentados del 11 de septiembre de 2001 en Estados Unidos de América (McAleer, 2004). Diversos autores han analizado la relación de estas variables en diferentes países, y la mayoría coincide en que el IRP sirve como indicador de las perspectivas de rentabilidad de las inversiones.

Fiess (2003), a través de un modelo VAR y un análisis de cointegración, estudió los flujos de capital en Argentina, México, Brasil y Venezuela durante la década de 1990. Se encontró evidencia de que la tasa de interés de EE.UU. y el Índice de bonos de mercados emergentes plus (EMBI+ por sus siglas en inglés) mantienen una relación inversa con el flujo de capital de largo plazo. Carstensen y Toubal (2004) realizan un análisis dinámico de datos panel en países de Europa Central y del Este. Los resultados muestran que además de los mercados potenciales, costos de mano de obra, nivel de privatización y mano de obra especializada, la disminución del riesgo-país es un factor específico con efectos positivos sobre la IED. Así mismo, Mongrovejo (2005),

a través de modelos econométricos con datos panel, analiza los determinantes de la IED en diecinueve países de América Latina, entre ellos México (1990-2003). Los resultados confirman que el riesgo-país es una de las variables que pueden perjudicar la inversión extranjera en la región y que el déficit institucional, la desconfianza civil, inestabilidad política y la corrupción afectan cualquier iniciativa empresarial.

Por otro lado, Sekkat y Varoudakis (2007) centran su investigación en los factores que definen la IED en los países de Europa Central y Oriental, además de países miembros de la OCDE. El estudio indica que en países de Medio Oriente y África del Norte la disminución del riesgo económico y político perjudica la entrada de IED. Gast y Herrmann (2008) analizan la IED de los países miembros de la OCDE (1991-2001). A través de un análisis de sección transversal, los autores demuestran la relación negativa entre el riesgo-país y la atracción de capitales extranjeros. Principalmente se plantea que los países que tienen un alto nivel de estabilidad política y económica representan un bajo nivel de riesgo y son más atractivos para el exterior. Así mismo, Palacios y Griffin (2011) evalúan la correlación entre la IED y trece variables de riesgo (financiero, político y macroeconómico) para Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México y Venezuela (2002-2008). El supuesto de regresión reveló que tanto el riesgo-país general como cada variable de riesgo individual están correlacionadas negativamente con la IED que recibe América Latina.

Por otra parte, Khan y Akbar (2013) consideraron noventa y cuatro países con diferentes niveles de ingresos (entre ellos México) y realizaron pruebas empíricas con doce componentes de riesgo diferentes. Los resultados muestran que la IED tiene una relación inversa con siete indicadores de riesgo político en casi todos los grupos de ingresos, de los que destaca la estabilidad de gobierno, las condiciones socioeconómicas y la corrupción. Cabe mencionar que esta relación fue más significativa en los países de nivel de ingresos medio-alto. Topal y Gül (2016), mediante el uso del método de momentos generalizados, encontraron que el riesgo económico es significativo para explicar la IED en países en desarrollo. Un mayor riesgo económico se relaciona significativamente con una menor IED; elevadas tasas de inflación y mayores déficits tanto presupuestal como en la cuenta corriente pueden llevar a una inestabilidad económica, y como resultado a una disminución en el valor real de las inversiones. Así mismo, Ramos (2019), mediante mínimos cuadrados ordinarios y el método de momentos generalizados, confirma la relación negativa entre el riesgo soberano y los flujos de IED. Los resultados indican que el índice EMBI explica alrededor del 22% de la variación total de la IED en Colombia (2003-2018).

Generalmente, las investigaciones muestran que existe una relación inversa entre estas variables; sin embargo, hay estudios que no coinciden con estos resultados. Valderrama y Neme (2009), a través de una metodología de datos

panel, estudiaron la relación entre el riesgo-país y la IED en México y China (1990-2007); los autores plantean la existencia de una paradoja, es decir, cuanto más alto sea el IRP, mayores son los flujos de inversión que se capta en ambos países. Así mismo, Jiménez (2011) analiza la IED de los países del sur y occidente de Europa y del norte y centro de África. En este estudio se confirma que el riesgo político es un factor que se relaciona positivamente con la IED. Hayakawa *et al.* (2011) estudian el efecto del riesgo político y financiero en las IED de ochenta y nueve países, de los cuales sesenta y tres de ellos eran países en vía de desarrollo (entre ellos México). Los resultados del modelo dinámico indican que elevados niveles de riesgo político disminuye las entradas de IED; sin embargo, el riesgo económico-financiero no es un factor relevante para los inversores extranjeros.

Por otro lado, Emir *et al.* (2013) realizaron un análisis para la economía de Turquía (1992- 2010). A través de un modelo de corrección de errores, los autores reportan que existe un efecto autorregresivo en la IED y que el riesgo-país no explica la IED en el corto plazo; sin embargo, en el largo plazo sí existe una relación causal positiva entre estas variables. Montes y Jareño (2014) estudiaron la IED proveniente de España en México, Brasil y Argentina (1990-2012). El análisis de correlación revela que en México existe una relación positiva estadísticamente no significativa entre el EMBI+ y los flujos de inversión. Finalmente, en Elizalde *et al.* (2020) se realizó una investigación sobre los determinantes macroeconómicos de la IED México (2000-2016). Los resultados del modelo VAR indican que la variable Riesgo-País no es una variable determinante para los flujos de inversión en México y que es el precio del petróleo y nivel de endeudamiento, aunados a un factor autorregresivo, los determinantes de la IED.

Los estudios preliminares muestran diversos resultados que pueden llevar a un problema de indeterminación en la relación entre estas variables; además, la mayoría de estos estudios¹ se centra en el riesgo político, a pesar de que la incertidumbre económico-financiera también es foco de riesgo. El presente estudio tiene como objetivo principal esclarecer la relación entre el IRP y los flujos de IED en México. Se incorpora el EMBI+ como indicador de riesgo económico-financiero, el cual es un diferencial en rendimientos de los instrumentos de deuda que revela las perspectivas de rentabilidad sobre el valor de los activos invertidos (Rodríguez y San Martín, 2016).

Bajo la hipótesis de que una mayor calificación en el IRP desincentiva el flujo de IED en México, esta investigación busca servir de evidencia para explicar el comportamiento de los capitales extranjeros que han ingresado a México en

¹ Entre los autores destacan Morales y Tuesta (1998), Carstensen y Toubal (2004), Mongrovejo (2005), Sekkat y Varoudakis (2007), Gast y Herrmann (2008), Jiménez (2011), Hayakawa *et al.* (2011), Palacios y Griffin (2011), Khan y Akbar (2013) y Topal y Gül (2016).

las últimas décadas. En la primera sección se explica la relación entre el riesgo-país y la IED; en la segunda sección se describe la metodología utilizada; seguida de la sección tres, en donde se dan a conocer los resultados; y finalmente se exponen las principales conclusiones.

1. El Riesgo-País en la IED

Actualmente, el riesgo-país puede definirse como la posibilidad de que ocurran incidentes inesperados en un país, los cuales pueden dificultar la toma de decisiones de los inversores (Topal y Gül, 2016). Las agencias calificadoras² estiman índices que reflejan el riesgo asociado con operaciones económico-financieras, los cuales sirven como señuelo para determinar actividades económicas internacionales (Morales y Tuesta, 1998).

El IRP contempla las posibles fuentes de riesgo que conlleva hacer negocios en el extranjero (Bouchet *et al.*, 2003), y revela las perspectivas de rentabilidad sobre el valor de los activos invertidos (Rodríguez y San Martín, 2016). Este índice mide el grado de "peligro" que supone un país para las inversiones extranjeras (Rodríguez y San Martín, 2016), es decir, mide solo la posibilidad de pérdida, o lo que puede denominarse como riesgo a la baja (Nordal, 2001). La función principal de este índice es anticipar la posibilidad de incumplimiento o demoras en el pago por parte de prestatarios soberanos (Burton y Inoue, 1985). Se evalúan factores económicos, financieros y políticos, así como sus interacciones, para estimar un índice que impacta las perspectivas de oferta, costos y rentabilidad de los capitales internacionales (McAleer, 2004).

El riesgo-país puede evaluarse con técnicas estadísticas, índices de riesgo, métodos de clasificación, procedimientos mixtos y métodos que consideran al decisor (Ramírez, 2007). Así mismo, puede utilizarse desde variables económicas y políticas, hasta sociales y geográficas; es decir, desde variables cuya precisión numérica permite medir el impacto a través de procesos matemáticos sobre datos duros, hasta variables que pueden ser analizadas subjetivamente por expertos de las agencias calificadoras (Meldrum, 2000; Bouchet *et al.*, 2003; Dans, 2012). Sin embargo, diversos autores³ destacan al diferencial en rendimientos entre instrumentos de deuda soberana por su transparencia y porque es un índice de riesgo económico-financiero que mide

² Algunas instituciones que generan calificaciones de riesgo-país son Business Environment Risk Intelligence (BERI), Control Risks Information Services (CRIS), Economist Intelligence Unit (EIU), Euromoney, Institutional Investor, Standard & Poor's Rating Group (S&P), Servicios de riesgo político: Guía internacional de riesgo-país, Servicios de riesgo político: Sistema de calificación Coplin-O'Leary y Servicio de inversores de Moody's.

³ Entre los que se encuentran Schwartz y Torres (2002); Gorfinkel y Lapits (2003); Díaz *et al.*, 2008; Teles (2010); Rodríguez y San Martín (2016)

la capacidad de pago de deuda de las naciones emergentes. De acuerdo con Bouchet *et al.* (2003), los países emergentes, entre ellos México, son considerados de altos niveles de riesgo pero con alta rentabilidad. Contrario a los países desarrollados, cuyas economías representan bajos riesgos pero rentabilidades muy bajas. Invertir en países en vía de desarrollo constituye elevados riesgos debido a un entorno de bajo desarrollo humano⁴; sin embargo, en muchos casos estos países buscan optimizar la productividad de los excedentes de sus recursos internos (naturales y humanos); característica que los hace atractivos y de bajos costos. Por otro lado, las economías desarrolladas se caracterizarán por ser más estables y de menor riesgo para invertir, aunque muchas veces sus altos niveles de capital no se emplea productivamente por falta de recursos naturales y humanos (Bouchet *et al.*, 2003).

El riesgo-país puede clasificarse de acuerdo al tipo de deudor (soberano o no soberano), o de acuerdo al tipo de riesgo (político, económico y financiero) (Morales y Tuesta, 1998; White y Fan, 2006). El riesgo político evalúa la calidad de la estructura política y administrativa de un país. Una baja calidad corporativa y corrupción política disminuye la rentabilidad de las inversiones, ya que representan altos niveles de costos e incertidumbre para las Multinacionales. Cabe mencionar que la consistencia política, el cumplimiento social, la calidad burocrática, el nivel de corrupción y la democracia son los factores más considerados en la calidad corporativa de un país (Iloie, 2015).

El riesgo económico se define como el cambio inesperado en la estructura general de la economía de un país. Este riesgo se caracteriza por ser externo a la empresa, por lo que es difícil de supervisar y controlar, es decir, es sistémico. Variables asociadas al riesgo económico de un país son balance presupuestal, nivel de endeudamiento y balanza de cuenta corriente. El riesgo económico es medido a través de la construcción de un índice que considera cinco variables: producto interno bruto (PIB) per cápita, tasa de crecimiento del PIB, tasa de inflación anual, porcentaje de la relación balanza presupuestal / PIB y porcentaje de la relación cuenta corriente / PIB (Topal y Gül, 2016).

El riesgo financiero se define como la disminución de la capacidad del país para cumplir con su deuda en el exterior. Un país que enfrenta una crisis financiera probablemente tiene un alto nivel de riesgo financiero, ya que un incremento en la deuda externa respecto al ingreso nacional aumenta su nivel de riesgo financiero (White y Fan, 2006). Las empresas extranjeras son sensibles al riesgo financiero y prefieren invertir en países de bajo nivel de deuda externa, ya que elevados niveles de deuda externa y de riesgo financiero pueden volverse recurrentes y traer consigo déficit en cuenta corriente, lo que provoca inestabilidad en el tipo de cambio y debilidad en la liquidez del país

⁴ Posibilidades de desarrollo tales como acceso a la educación, la nutrición, servicios de salud, corrupción, libertad política y cultural, entre otros (Bouchet *et al.*, 2003).

(Lee y Naknoi, 2014). Para medir el riesgo financiero se utiliza el stock de deuda nacional, nivel de ingresos de exportación, déficit de cuenta corriente y la estabilidad del tipo del cambio (PRS, 2014).

Autores como Schwartz y Torres (2002); Gorfinkiel y Lapits (2003), Teles (2010); Rodríguez y San Martín (2016), coinciden en la importancia del EMBI+ para medir el rendimiento de los instrumentos de deuda de las naciones emergentes. El análisis de la inversión a través del EMBI+ toma relevancia porque revela las oportunidades disponibles en una economía emergente y es utilizado como guía por los inversores (Teles, 2010).

El EMBI+ es elaborado por J. P. Morgan para las cotizaciones de los activos de 16 países (Argentina, Nigeria, Ecuador, Brasil, Venezuela, Rusia, Turquía, Filipinas, Perú, Colombia, Bulgaria, Panamá, México, Qatar, Polonia y Corea) (Gorfinkiel y Lapits, 2003). Se trata de países que han emitido una importante cantidad de deuda en las últimas décadas y recurren a los mercados financieros internacionales para realizar nuevas emisiones⁵. Este índice de riesgo es el resultado de la diferencia entre el rendimiento de los instrumentos de deuda soberana emitidos por el respectivo país y el rendimiento de los instrumentos con características similares emitidos por el departamento de tesorería de EE. UU., los cuales son considerados como instrumentos libres de riesgo crediticio (Rodríguez y San Martín, 2016). Una mayor diferencia implica un mayor riesgo, por lo tanto, un índice de cero implica que el país tiene el mismo riesgo que EE.UU., si es negativo, que el riesgo es menor que el de EE.UU.

El EMBI+ revela los riesgos de incumplimiento en un país determinado, donde la probabilidad de incumplimiento está relacionada con los riesgos de liquidez a corto plazo y solvencia a largo plazo. La probabilidad de incumplimiento se mide a través de variables económicas relacionadas con solvencia y liquidez, fundamentos macroeconómicos y shock (Teles, 2010). Un cambio en los diferenciales de bonos soberanos genera un shock en los mercados de capitales emergentes, el cual puede representar un cambio en la solvencia del país en el largo plazo (Cunningham *et al.*, 2001). El EMBI+ asigna un mayor peso a las fluctuaciones de la deuda de países con mayor capitalización en el mercado, determinando así el peso de cada emisión de deuda (Díaz *et al.*, 2008). Este índice constituye un elemento vital en la toma de decisiones de inversionistas y una mala calificación es muy costosa para una economía, ya que desalienta las instituciones que realizan inversiones de largo plazo (Teles, 2010).

2. Materiales y métodos

⁵ Este índice sólo incluye países cuya deuda haya obtenido, según las agencias Moody's y S&P, una calificación de Baa1/BBB+ o menor. Existen otras versiones del índice, como el EMBI Global Index o el Government Bond Index-Emerging Markets, en la que califican un mayor número de países (Rodríguez y San Martín, 2016).

En esta investigación se utilizaron datos trimestrales desde enero del año 2000 hasta septiembre de 2019. La Inversión Extranjera Directa en México (Banxico, 2020) se convirtió a moneda nacional con el tipo de cambio FIX⁶ (Banxico, 2020), y se deflactaron los valores a través del Índice de Precios al Consumidor (INPC) base 2018 (INEGI, 2020). Por otro lado, la serie trimestral IRP es el promedio trimestral del Índice de bonos de mercados emergentes (Ámbito, 2020), el cual es utilizado por el Centro de Estudios y Finanzas Públicas (CEFP, 2020). Las unidades del IRP se calculan de la siguiente forma: $IRP = IDMEX - IDEU$, donde IDMEX representa el rendimiento de los instrumentos de deuda soberana emitidos por México, y IDEU son instrumentos considerados como libres de riesgo crediticio emitidos por el departamento de tesorería de Estados Unidos. Finalmente, es importante mencionar que el paquete estadístico utilizado para modelar fue SAS versión 9.4 (SAS Institute, Inc. 2002-2012).

2.1 Modelo de transferencia

Este modelo permite estimar la relación entre variables correlacionadas y está determinado por los polinomios $\omega(B)$ y $\delta(B)$, cuyos parámetros pueden definirse con ayuda de la función de correlación cruzada, la cual muestra las correlaciones entre las variables con diferentes rezagos. Por lo tanto, la función de correlación cruzada se utiliza para identificar la forma de la función de transferencia apropiada para las series. Para que la función de correlación cruzada sea significativa, se debe utilizar la técnica del preblanqueo, la cual consiste en eliminar cualquier patrón de autocorrelación existente en los datos. Primero se estima el modelo ARIMA que mejor se ajuste a cada serie y se obtienen los correspondientes residuos ruido blanco, los cuales constituyen la serie preblanqueada. Finalmente, se estima la correlación cruzada entre las series preblanqueadas y se determinan las relaciones de causalidad entre las variables (Ariza y Cadena, 2014). Es preciso mencionar que las series deben preblanquearse, ya que, si una de las series está autocorrelacionada, la función de correlación cruzada dará una indicación engañosa de la relación entre variables (Liu y Hanssen, 1982). Para el caso particular de la relación entre \widehat{IED} y \widehat{IRP} , se planteó el modelo:

$$\widehat{IED}_t = \frac{\omega(B)}{\delta(B)} B^k \widehat{IRP}_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t \quad (1)$$

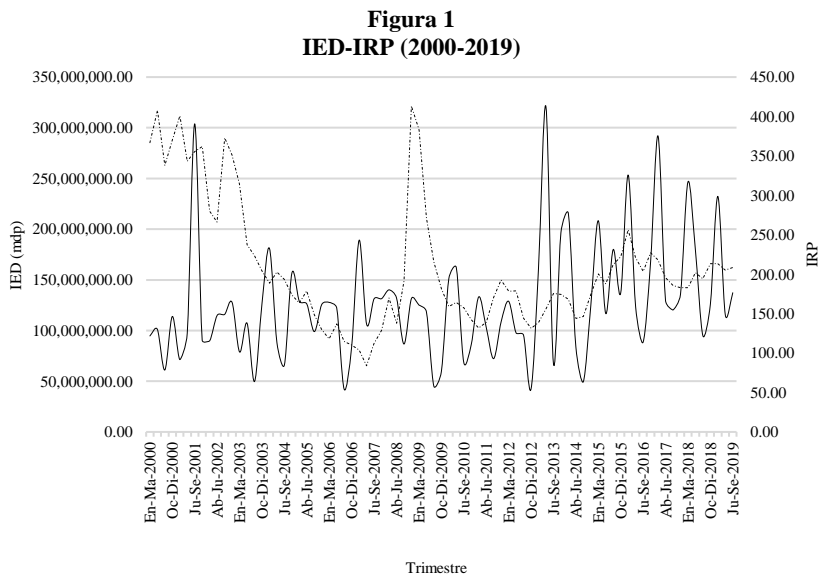
donde \widehat{IED}_t representa la IED preblanqueada en el tiempo t , $\omega(B)$, $\delta(B)$ son polinomios en el operador de rezago B , $\omega(B) = \omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2 - \dots - \omega_s B^s$, $\delta(B) = 1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2 - \dots - \delta_r B^r$, k es el número de periodos

⁶ De acuerdo con Banxico (2020), este tipo de cambio se utiliza para solventar obligaciones en moneda extranjera.

que transcurren antes de que el IRP afecte a IED, y finalmente $\frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t$ representa el proceso ARIMA (p,d,q).

3. Resultados y discusión

A continuación, se representa el flujo de IED y el diferencial en rendimientos de los instrumentos de deuda soberana en México (2000-2019).



Fuente: Elaboración propia.

La IED presentó un comportamiento no estacionario en varianza y media. Para la varianza se utilizó la prueba de Wong y Lee (1995)⁷, la cual confirmó la heterocedasticidad al rechazar la hipótesis nula de homocedasticidad a un nivel de significancia del 5%; sin embargo, con los datos transformados a logaritmos (lnIED) no se rechazó dicha hipótesis. Por otro lado, los resultados de la prueba Dickey Fuller Aumentada (DFA) en lnIED indicaron que no se rechaza la existencia de raíz unitaria a una significancia del 5%; sin embargo, esta hipótesis sí se rechaza con los datos en primeras diferencias.

Después de ajustar varios modelos, se seleccionó el modelo ARIMA (2,1,1) porque los parámetros fueron significativos al 1%, el criterio de información

⁷ Algunos autores que consideran esta prueba son Clive (2005), Ghulam (2012) y Farhat (2013).

bayesiano (SBC⁸) fue el menor y sus residuales se comportaron como ruido blanco gaussiano.

$$(1 + 0.041B + 0.418B^2)(1 - B)\ln IED_t = (1 - 0.901)a_t \quad (2)$$

Donde $a_t \sim N(0, 0.39)$ y SBC = 89.60.

Si $W_t = (1 - B)\ln IED_t$, en términos de elasticidad $W_t = -0.04W_{t-1} - 0.41W_{t-2} + a_t$. La llamada tasa de cambio, se obtiene de sumar su tasa de cambio de un periodo anterior multiplicada por -0.04, más la tasa de cambio de dos periodos anteriores multiplicada por -0.41 el factor error (a_t). Cabe mencionar que el signo negativo de los coeficientes refleja que las tasas de cambio pasadas se asocian negativamente con la tasa de IED de México en tiempo “t”.

De acuerdo con la ecuación 1, la evolución de la tasa de cambio de la IED en tiempo “t” es sensible a cambios experimentados en la tasa de la IED del segundo trimestre anterior. Autores como Gomes *et al.* (2013), Emir *et al.* (2013), Reig (2016) y Elizalde *et al.* (2019) ya habían encontrado una relación con el factor autorregresivo de la IED; de hecho, Gomes *et al.* (2013) plantea que el factor autorregresivo explica la mayor parte del comportamiento de la IED en México (1990-2010). Una posible explicación es la existencia de una dinámica inercial donde la IED en tiempo t responde a lo ocurrido en el pasado (Reig, 2016). Esto sugiere que la tendencia de la IED puede ser explicada por una dinámica de inercia en las expectativas de dicha variable.

Por otro lado, el IRP también presentó un comportamiento no estacionario en media y varianza. La prueba de Wong y Lee (1995) rechazó la homocedasticidad a un nivel de significancia del 5%; sin embargo, con los datos transformados a logaritmos (lnIRP) no se rechazó dicha hipótesis. Así mismo, la prueba DFA en lnIRP indicó que no se rechaza la existencia de raíz unitaria a un nivel de significancia de 5%; sin embargo, esta hipótesis sí se rechaza con los datos en primeras diferencias.

Se seleccionó un proceso ARIMA (0,1,2) porque presenta el menor SBC y sus residuales se comportaron como ruido blanco gaussiano.

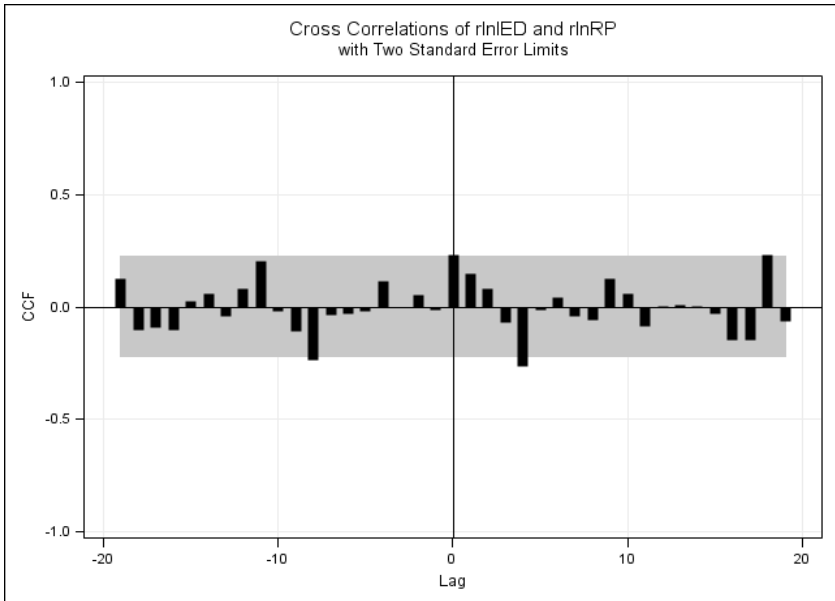
$$(1 - B)\ln RP_t = (1 + 0.184B - 0.217B^2)a_t \quad (3)$$

Donde $a_t \sim N(0, 0.15)$ y SBC = -58.191

⁸ Criterio de información Bayesiano que sirve como término de penalización para el número de parámetros del modelo. La variación no explicada en la variable dependiente y el número de variables explicativas aumentan su valor. Un menor valor de SBC resulta de un número menor de variables explicativas, un mejor ajuste o ambos (Mauricio, 2007).

Para el modelo de transferencia, se realizó el preblanqueo de las series y posteriormente la correlación cruzada entre los residuales de cada modelo ajustado (Figura 2), la cual confirmó la existencia de correlación negativa significativa del IRP sobre la IED en el largo plazo (anual). Cabe mencionar que todos los parámetros del modelo fueron significativos al 5% y los residuales presentaron un comportamiento de ruido blanco gaussiano.

Figura 2
Correlación cruzada entre residuales de IED-IRP



Fuente: Elaboración propia.

El modelo de transferencia ajustado fue:

$$\ln \widehat{IED}_t = \frac{(-0.55+0.40B)}{(1+0.09B+0.99B^2)} B^4 * \ln \widehat{IRP}_{1t} + \frac{1}{(1+0.67B+0.45B^2)} a_t \quad (4)$$

Donde $a_t \sim N(0,0.38)$ y $SBC= 86.1$.

Este modelo incluyó cuatro periodos de rezago (un año) de la intervención de $\ln IRP$ sobre $\ln IED$ y un comportamiento sinusoidal expresado por el polinomio $1 + 0.09B + 0.99B^2$. Por otro lado, con la ganancia $\frac{(-0.55+0.40)}{(1+0.09+0.99)} = -0.072$ se interpreta que por cada incremento del 1% en el IRP, la IED decrece en 0.072%.

Este modelo de transferencia revela el impacto del IRP sobre la IED en México. Por ejemplo, el 22 de marzo de 2020 se publicó que la pandemia del coronavirus y la caída en los precios del petróleo pueden traer consigo una crisis económica en México (Pérez, 2020), si como resultado el IRP llegara a 235.356 unidades para el primer trimestre del 2020, se esperaba que la IED pasara de \$87,005,769.63 captados en el cuarto trimestre del 2019, a \$85,752,886.54 para el cuarto trimestre del 2020. Es decir, un incremento del 20% en el IRP generaría una disminución de \$1,252,883.09 en la IED con un año de retraso.

Estos resultados comprueban que las Empresas Multinacionales que deciden invertir en México toman sus decisiones de inversión o reinversión después de un año de espera, ya que buscan rendimientos a largo plazo. Lo anterior coincide con Emir *et al.* (2013), quienes demostraron que el riesgo-país no explica la IED en el corto plazo, sino en el largo plazo. Este periodo de espera se considera a pesar de un cambio en los niveles de riesgo del país, ya que durante este periodo los inversionistas extranjeros pueden seguir las perspectivas económicas generales del país y decidir invertir en función de las expectativas de rendimientos estables y duraderos.

Conclusiones

La IED en México puede explicarse mediante un proceso autorregresivo; es decir, la tasa de cambio de la IED en tiempo “t” tiene una relación inversa con la tasa de dos trimestres anteriores, y también mediante el comportamiento autorregresivo del IRP. El modelo de transferencia confirma la hipótesis de que el IRP presenta una relación inversa con el flujo de IED en México, lo que permite esclarecer cualquier indeterminación sobre la relación entre estas variables en México (2000-2019). La correlación cruzada reveló que la asociación negativa de estas variables se presenta en el largo plazo, este resultado es importante porque un cambio en la calificación del IRP tiene efectos duraderos que solo pueden modificarse después de un año. Por tanto, el gobierno de México tiene un quehacer importante para convertirse en una economía atractiva para la inversión, conservar el IRP en niveles bajos debe ser una de las prioridades en la implementación de políticas para la atracción de IED. Si este país quiere colocarse como una alternativa viable para los capitales extranjeros y beneficiarse de las inversiones a largo plazo, deberá implementar políticas que lo coloquen como una economía de bajos riesgos.

Referencias

- [1] Ariza, G. y Cadena, L. (2014). Identificación de relaciones entre variables de política económica en Colombia a través de funciones de correlación cruzada. *Colciencias, Universidad del Valle*, 30(51), 36-48.

- [2] Banxico (Banco de México) (2020). Base estadística del Banco de México. Recuperado de <http://www.banxico.org.mx>
- [3] Bouchet, M., Clark, E. y Gros Lambert, B. (2003). *Country risk assessment. A guide to global investment strategy* (p. 288), EE.UU: Wiley Finance Series.
- [4] Burton, F. y Inoue, H. (1985). An appraisal of the early-warning indicators of sovereign loan default in country risk evaluation systems. *Management International Review*, 25(1), 45–56.
- [5] Carstensen, K. y Toubal, F. (2004). Foreign direct investment in Central and Eastern European countries: A dynamic panel analysis. *Journal of Comparative Economics*, 32(1), 3-22.
- [6] CEFP (Centro de estudios de finanzas públicas) (2020). Indicadores y Estadísticas, *Cámara de Diputados*. Recuperado de <http://www.cefp.gob.mx>
- [7] Clive, J. (2005). Robust Methods in Time Series Analysis. *Encyclopedia of Biostatistics*. DOI: 10.1002/0470011815.b2a12061
- [8] Cosset, J. y Roy, J. (1991). The determinants of country risk ratings. *Journal of International Business Studies*, 22(1), 135–142.
- [9] Cunningham, A., Dixon, L. y Hayes, S. (2001). Analysing yield spreads on emerging market sovereign bonds, Bank of England. *Financial Stability Review*, 175-86.
- [10] Dans, R. (2012). El riesgo-país en la inversión extranjera directa: Concepto y modalidades. *Universidad Complutense de Madrid*, 109-129. Doi: http://dx.doi.org/10.5209/rev_PADE.2012.n25.41100
- [11] Díaz, S., Gallego A. y Pallicer A. N. (2008): Riesgo-país en mercados emergentes. *Universitat Pompeu Fabra*. 1-43. Recuperado de <https://www.bsm.upf.edu>
- [12] Elizalde, H., Arana, J. y Martínez, M. (2020). Determinantes macroeconómicos de la inversión extranjera directa en México 2000-2016. *Análisis Económico*, 35 (89), 117- 142. <https://www.researchgate.net/publication/342313785>
- [13] Emir, M., Uysal, M., y Doğru, B. (2013). Ülkenin risklilik durumu ile ülkeye gelen doğrudan yabancı yatırım arasındaki ilişki: Türkiye örneği. *Atatürk University Journal of Economics & Administrative Sciences*, 27(2), 79-92.
- [14] Farhat Iqbal. (2013). Diagnostic Checking for GARCH-Type Models. *Communications in Statistics - Theory and Methods* 42(6), 934-953.
- [15] Fiess, N. (2003). Capital flows, country risk and contagion policy. *World Bank Policy Research Working Paper 2943*, 1-28.
- [16] Gast, M., y Herrmann, R. (2008). Determinants of foreign direct investment of OECD countries 1991–2001. *International Economic Journal*, 22(4), 509-524.
- [17] Gorfinkiel D. y Lapitz R. (2003). Riesgo-país. Metodologías y situación en América Latina. *Documentos de discusión global. Montevideo, Uruguay*. 1-12. Recuperado de <http://globalizacion.org>
- [18] Gomes D., Aparecida E. y Carvalho, A. (2013). The determinants of foreign direct investment in Brazil and Mexico: an empirical analysis. *El Sevier. Procedia, Economics and Finance*, 5, 231-240. Recuperado de <https://www.sciencedirect.com>
- [19] Ghulam Sarwar. (2012). Intertemporal relations between the market volatility index and stock index returns. *Applied Financial Economics*, 22(11), 899-909.
- [20] Hayakawa, K., Kimura, F., y Lee, H. (2011). How does country risk matter for FDI. *Institute of Development Economics*, 51(1), 60-78. doi. 10.1111/deve.12002

- [21] Iloie R. (2015). Connections between FDI, Corruption Index and Country Risk Assessments in Central and Eastern Europe. *El sevier. Procedia Economics and Finance*, 32, 626–633.
- [22] INEGI (Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática) (2020). Índice de precios al consumidor. Recuperado de <https://www.inegi.org.mx>
- [23] Jiménez, A. (2011). Political risk as a determinant of Southern European FDI in neighboring developing countries. *Emerging Markets Finance and Trade*, 47(4), 59-74. doi. 10.2307/23047434
- [24] Khan, M. y Akbar, M. (2013). El impacto del riesgo político en el extranjero directo inversión. *Revista Internacional de Economía y Finanzas*, 5(8), 147-156. Doi 10.5539 / ijef.v5n8p147
- [25] Lee, K. y Naknoi, K. (2014). Exchange rates, borrowing costs, and exports: Firm-level evidence. *University of Connecticut Department of Economics*, 1-18.
- [26] Liu, L. y Hanssens, M. (1982). Identification of Multiple-Input Transfer Function Models. *Communications in statistics teory* 11(3), 297-314.
- [27] Madura, J. (9ª Ed.) (2010). *Administración Financiera Internacional*. (p. 673). México D.F: Cengage Learning.
- [28] Mauricio, J. (2007). Introducción al análisis de series temporales. *Universidad Complutense de Madrid*, 1-286. Recuperado de <https://www.ucm.es>
- [29] McAleer, M. (2004). An Empirical Assessment of Country Risk Ratings and Associated Models. *Journal of Economic Surveys*, 1-50. DOI: 10.1111/j.0950-0804.2004.00230.x Source: RePEc.
- [30] Meldrum, H. (2000). Country Risk and Foreign Direct Investment. *Business Economics*, 1-16.
- [31] Mongrovejo J. (2005). Factores determinantes de la Inversión Extranjera Directa en algunos países de Latinoamérica. *Estudios económicos de desarrollo internacional*, 5(2), 63-94.
- [32] Montes, E. y Jareño, F. (2014). Foreign Direct Investment by Spain in Latin America: Brazil, Argentina and Mexico. *Applied Econometrics and International Development* 14(2), 129-144.
- [33] Morales, J. y Tuesta, P. (1998). Calcificaciones de crédito y Riesgo-país. *Estudios Económicos*, 1-26. Recuperado de <https://nanopdf.com>
- [34] Nordal, K.(2001). Country risk, country risk indices, and valuation of FDI: A real options approach. *Emerging Markets Review*, 2(3), 197-217.
- [35] Palacios, A. y Griffin, T. (2011). Country risks and FDI: Empirical evidence from Latin American countries. *Journal of International Business Research*, 10(1), 9-25.
- [36] Pérez, M. (22 de Marzo de 2020). Crisis económica por coronavirus y precio del petróleo. *El Economista*. Recuperado de <https://www.economista.com.mx>
- [37] PRS (Political Risk Services) (2014). *International Country Risk Guide Methodology*. East Syracuse, NY: PRS Group.
- [38] Ramírez M., (2007). La economía mexicana continuó su expansión en 2006. *Trade links, lazos comerciales*, 1-5. Recuperado de <http://www.economia-snci.gob.mx>
- [39] Ramcharran, H. (1999). International bank lending to developing countries: an empirical analysis of the impact of country risk. *Multinational Business Review*, 7(1): 83–91.

- [40] Ramos, C. (2019). Riesgo soberano e inversión extranjera directa en Colombia, 2003-2018. *Semestre Económico*, 22(52), 131-159. Doi: <https://doi.org/10.22395/seec.v22n52a6>
- [41] Reig, N. (2016). Efectos macroeconómicos de la inversión extranjera directa sobre la inversión en Uruguay 1990-2013. *Revista análisis económico*, 31(76), 7-28. Recuperado de <https://www.redalyc.org>
- [42] Rodríguez, C. y San Martín, A. (2016). El análisis del Riesgo-país: un asunto de interés renovado. *Boletín de estudios económicos*, 66(202), 29-48. Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es>
- [43] Sekkat, K., y Veganzones M. (2007). Openness, investment climate, and FDI in developing countries. *Review of Development Economics*, 11(4), 607-620. doi.10.1111/j.1467-9361.2007.00426.x
- [44] Schwartz, J. y Torres, A. (2002). Expectativas de Inflación, Riesgo-país y Política Monetaria en México. *Dirección general de investigación económica, Banco de México*, 2000, 629-658.
- [45] Teles, V. (2010). Fundamentals or market sentiment: what causes country risk?. *Applied Economics*, 42(20), 2577-2585. DOI: 10.1080/00036840801964518
- [46] Topal, M. y Gül, Ö. (2016). The Effect of Country Risk on Foreign Direct Investment: A Dynamic Panel Data Analysis for Developing Countries. *Journal of Economics Library*, 3(1), 141-155. Recuperado de: <http://www.kspjournals.org>
- [47] Valderrama, A. y Neme, O. (2009). El índice Riesgo-país como determinante de la Inversión Extranjera Directa: El caso de México y China. *Sección de Estudios de Posgrado e Investigación, Instituto Politécnico Nacional*. 0(21), 83-103. Recuperado de <https://ideas.repec.org>
- [48] White, C. y Fan, M. (Ed.) (2006). *Risk And Foreign Direct Investment* (p. 278). New York: Palgrave Macmillan.
- [49] Wong, H. y Lee, W. (1995). Portmanteau Test for Conditional Heteroscedasticity, Using Ranks of Squared Residuals. *Journal of Applied Statistics* 22, 121-134.



Modelo de puntuación crediticia para tarjeta de crédito en México: una aproximación logística

Credit Scoring Model for Credit Card in Mexico: A Logit Approach

Marco Antonio Reyes Morales^{§*}
Miriam Sosa^{*}

Información del artículo

Recibido:
23 septiembre 2021

Aceptado:
8 abril 2022

Clasificación JEL:
G21; G32; D81

Palabras clave:
Puntuación Crediticia;
Tarjeta de Crédito;
México; Modelo
Logístico

Resumen

El riesgo de crédito es una de las principales preocupaciones de los organismos de supervisión y regulación financiera, así como de las instituciones bancarias. Por lo que, se propone un modelo de puntuación crediticia basado en una regresión logística, para analizar la probabilidad de incumplimiento por segmentos de una cartera de clientes de tarjeta de crédito de una institución mexicana. Los resultados muestran que el modelo propuesto tiene un alto nivel de predictibilidad y de estabilidad, tanto fuera como dentro del periodo de modelado, la comprobación de monotonidad, también asegura que el modelo tenga un alto nivel de precisión. La originalidad subyace en que existen escasos estudios sobre modelos de puntuación crediticia para México, el resultado del modelo tiene alto nivel de precisión y arroja como resultado una tabla de puntuación de fácil interpretación para el personal bancario. Se concluye que el modelo es confiable y con alto nivel de ajuste.

* UNAM; [§] marco_antoniol125@hotmail.com



Article information	Abstract
Received: 23 September 2021	Credit risk is one of the main concerns of the financial institutions and supervision and regulation organisms. Thus, it is proposed a credit scoring model based on logit approach to analyze the default risk for a credit card portfolio in a Mexican financial institution. Findings show that the model proposed has a high level of prediction and stability, in and out of the sample. The monotonicity property evidences that the model has a high level of precision. The originality lies in the fact that, there is scarce literature on credit scoring models for Mexico. Results of the model are highly accurate in terms of predictability and the evidence is presented in a scoring table that is easy to interpret for all bank employees. We conclude that the model is reliable and highly accurate.
Accepted: 8 April 2022	
JEL Classification: G21; G32; D81	
Keywords: Credit Scoring; Credit Card; Mexico; Logit Model	

Introducción

Una de las principales actividades y negocios bancarios es la concesión de crédito. Sin embargo, esta actividad expone a las instituciones financieras a diversos tipos de riesgos, entre los que destacan el riesgo de crédito (Caruso, Gattone, Fortuna y Di Battista, 2021). El riesgo crediticio es aquella probabilidad de que el sujeto no cumpla con las obligaciones derivadas de una deuda (Bystrôm, 2019). Si una gran cantidad de sujetos incumplen con sus obligaciones, no solamente se incrementarán los costos financieros de la operación, sino que, también se generarán costos administrativos asociados a la recuperación de dichos créditos; afectando, los flujos de efectivo proyectados por dichas instituciones, pudiendo generar problemas de liquidez e insolvencia (Chuan y Lin, 2009).

En el contexto financiero global contemporáneo, caracterizado por una profunda interconexión entre instituciones y agentes localizados en diversos espacios geográficos, los problemas que se presenten en cierta entidad tenderán a esparcirse en el resto del sistema, incrementando el riesgo de un colapso generalizado, tal como ha ocurrido en episodios anteriores de crisis financieras: crisis mexicana de 1994; crisis asiática, 1997; crisis rusa, 1998; crisis brasileña, 1999; crisis dot com, 2001; crisis subprime, 2007 y crisis de la deuda soberana de 2012.

Ante la contingencia sanitaria generada por el COVID19 y el deterioro económico, causado por las medidas de prevención de contagio, cobra una especial importancia el análisis que las instituciones bancarias realizan sobre sus clientes, para disminuir la probabilidad de riesgo crediticio. No obstante, una sobreestimación del riesgo podría tener efectos importantes en la rentabilidad, la participación de mercado y la competitividad de los bancos. Por lo que, las instituciones financieras están sumamente interesadas en

detectar las necesidades del cliente, y ofrecerle productos de acuerdo con sus capacidades financieras (Papouškova y Hajek, 2019).

Socialmente y en el nivel macroeconómico, las decisiones de concesión de crédito son muy importantes, ya que expanden la capacidad de consumo de los individuos, y las de producción de las empresas; incrementando el nivel de actividad económica. Sin embargo, la expansión del crédito de manera irresponsable podría generar una sobrecarga financiera para los diversos agentes, derivando en fragilidad y vulnerabilidad locales, lo cual incrementaría el riesgo de una crisis bancaria.

Teóricamente, el riesgo crediticio se hace presente en una situación de información asimétrica, la cual hace referencia a que una de las contrapartes de un contrato (el banco en este caso) no posee suficiente información sobre la otra contraparte (el cliente), por lo que, se tiende a otorgar crédito a malos pagadores o malos proyectos y se niega crédito a aquellos sujetos/proyectos que tienen altas probabilidades de cumplir con sus compromisos (Vega, Santoyo, Muñoz y Altamirano, 2017). Para sobreponerse a dicha situación, las instituciones financieras han desarrollado y afinado técnicas de análisis de riesgo, para tratar de predecir el comportamiento de los individuos dado un conjunto de características.

Una de las técnicas más empleadas en la banca para mitigar el riesgo de crédito es el *credit scoring*, el cual consiste en un sistema de valoración crediticia que evalúa automáticamente el riesgo de cada solicitud de crédito (Puertas y Martí, 2012). Dicho riesgo se encuentra en función de un conjunto de variables asociadas al producto y al individuo. Los modelos automáticos de calificación crediticia optimizan el análisis de la información, disminuyendo los recursos asociados a dicha actividad, permitiendo análisis y decisión oportunos. Asimismo, tienen como propósito evitar la autorización de créditos a clientes que podrían ser incumplidos, lo cual ocasionaría grandes quebrantos para la institución concededora (Siddiqi, 2017).

Uno de los problemas que se presenta en los sistemas de calificación crediticia es el análisis del resultado para la toma de decisión, ya que requiere de transformar los parámetros de sensibilidad de cada variable β , en la probabilidad y la creación de una tabla de puntajes. Por lo que, en el presente trabajo, se propone la sistematización de dicha información, de forma que pueda ser entendida y empleada en las distintas áreas de la entidad.

Con base en lo previamente señalado, el objetivo de esta investigación es diseñar un modelo de puntuación del comportamiento crediticio, empleando una regresión logística binaria, la cual permite obtener mediante una ecuación, la probabilidad de realización de un evento (variable dependiente), dado un

conjunto de variables independientes. Se ha elegido dicho modelo por la economía en términos de los recursos necesarios para estimarlo, a diferencia de modelos más complejos que requieren mayor tiempo y capacidad de procesamiento. La principal contribución radica en que existen escasos estudios sobre modelos de puntuación crediticia para México. El resultado del modelo tiene alto nivel de precisión y arroja como resultado una tabla de puntuación de fácil interpretación para el personal bancario.

El modelo de puntuación crediticia transforma la probabilidad resultante de la regresión en un puntaje, el cual se interpreta como una calificación donde a mayor puntaje, menor el riesgo o menor la probabilidad asociada. Se utilizan datos del portafolio de tarjeta de crédito de una institución financiera mexicana de abril 2017 a marzo 2018, por cuestiones de confidencialidad a los datos se les aplica un factor solo para su presentación en la presente investigación.

La hipótesis que se desprende de la presente investigación es que los modelos de *credit scoring* son adecuados para la toma de decisiones de crédito debido a su alto nivel de precisión, a su alta predictibilidad y a su fácil entendimiento. La originalidad y contribución de la presente investigación subyacen en la propuesta de tabla de puntajes generada a partir del modelo y en la comprobación del ajuste de este, mediante una prueba fuera del periodo de construcción, lo cual asegura la robustez del modelo en cuanto a estabilidad en el tiempo, asegurando que el modelo califica cada cuenta del portafolio de tarjetas de crédito según su probabilidad de impago.

El trabajo se estructura en cinco partes, la segunda sección revisa la literatura relacionada, la tercera parte describe la metodología y datos empleados, la sección cuatro analiza los resultados y la última sección concluye la investigación.

1. Revisión de la literatura

El tema del riesgo crediticio y los indicadores asociados a su categorización, así como la toma de decisiones a partir de ellos, ha sido de sumo interés para las instituciones financieras, las autoridades económicas encargadas de la supervisión y regulación bancaria y para la sociedad en su conjunto.

La banca tiene un papel primordial en términos económicos, por las operaciones de financiamiento, pero también es la encargada de resguardar los ahorros de la sociedad, por lo que, su adecuado funcionamiento y la minimización de riesgos asociados a su operación han sido temas extensamente tratados por la literatura. Así que, existe una gran cantidad de estudios enfocados en predecir una situación de banca rota (Alaka, et al., 2018;

Davi y Radhika, 2018; Ansari, Ahmad, Bakar y Yaakub, 2020, y Zhang et al., 2021).

El análisis de riesgo de crédito ha sido desarrollado para organizaciones con diversos productos financieros. En términos de microcréditos, Ampountolas, Nyarko Nde y Constantinescu (2021) proponen un modelo de *credit-scoring* basado en aprendizaje automático, “machine learning”, sus resultados apuntan a que la metodología propuesta da resultados confiables, sobre todo, en ausencia de historiales crediticios o antecedentes de los clientes. De manera similar, Medina-Olivares, et al. (2021), desarrollan un modelo de *credit scoring* para microfinancieras, la originalidad de su propuesta radica en la inclusión de efectos espaciales, para así lograr mejorar el nivel de predicción del modelo.

En línea con el objeto de estudio del presente trabajo, Okesola et al. (2017), proponen un modelo basado en algoritmos bayesianos para evaluar el riesgo crediticio de tarjeta de crédito, empleando variables demográficas e indicadores materiales como variables de entrada. Los resultados muestran que el modelo y variables propuestas mejoran el resultado en rapidez, eficiencia y memoria efectiva.

Torvekar y Game (2019) aplican diversas técnicas de aprendizaje automático para identificar el comportamiento de los clientes, con el objetivo de predecir los clientes morosos de tarjeta de crédito. Asimismo, Ignatius et al. (2018), desarrollan una herramienta para la decisión sobre un modelo de puntuación de crédito basado en los principios de toma de decisiones multicriterio. Los resultados de la implementación son robustos y permiten la toma de decisión y adaptación del modelo ante diversas circunstancias.

En términos de economías emergentes, como es el caso de la economía mexicana y en la cual se basa la presente investigación, Trejo, Ríos y Martínez (2016) analizan la administración del riesgo crediticio en México para tarjetas de crédito. Implementan un modelo predictivo de incumplimiento en línea con la regulación local. La metodología empleada es un modelo logit y los resultados sugieren que provee un buen ajuste para la predicción de incumplimiento de clientes de tarjeta de crédito.

Trejo, et al. (2017), desarrollan una técnica de calificación crediticia, minimizando la pérdida esperada en el mercado de tarjeta de crédito a partir de una regresión logística. Los resultados apuntan a que, con el modelo propuesto, los costos de mantener créditos con niveles de riesgo mayores son más altos que para riesgos moderados.

Siguiendo la investigación realizada en México, el presente estudio propone una metodología de calificación crediticia basada en una regresión logística, empleando los datos de una cartera de clientes de una determinada institución bancaria. Dicho modelo permite predecir adecuadamente el incumplimiento de clientes de tarjetas de crédito, y transforma los resultados en indicadores que cualquier empleado de dicha institución, puede utilizar para la toma de decisiones.

2. Datos y metodología

2.1 Datos

Se utilizan datos del portafolio de tarjeta de crédito de una institución financiera mexicana de abril 2017 a marzo 2018; por cuestiones de confidencialidad, a los datos se les aplica un factor solo para su presentación en esta investigación. A dicha población, se le realizan ciertas exclusiones, las cuales se detallan en la tabla 1. Dichas exclusiones tienen el objetivo de realizar un modelado más apegado a la realidad y de desarrollar un modelo más limpio, sin sesgos en el comportamiento de las cuentas.

Tabla 1
Exclusiones

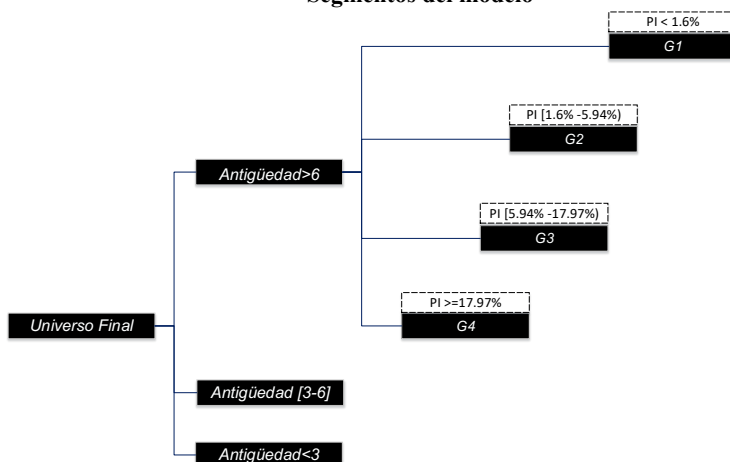
Decantación de cuentas	# Cuentas
Universo Inicial	27,795,663
Cuentas inactivas	-15,487,191
2 pagos vencidos o más ¹	-504,319
Universo Final	11,804,153

Fuente: elaboración propia.

Con el objetivo de incrementar la predictibilidad en el modelo, se segmenta el portafolio en grupos y subgrupos considerando características homogéneas entre las cuentas de cada uno de ellos. La segmentación se aprecia en el siguiente diagrama (figura 1), en donde se muestra que la primera variable que se segmenta es la antigüedad de la cuenta y la segunda, la probabilidad de incumplimiento (PI).

¹ Se excluyen las cuentas con impago, ya que su probabilidad de incumplir es muy cercana a uno.

Figura 1
Segmentos del modelo



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Los rangos de la PI son determinados por la institución con base en la circular única de bancos.

Como se aprecia en el diagrama de la figura 1, la primera partición o grupo es por la antigüedad en meses que tienen las cuentas al momento de su calificación, es importante esta división ya que, la información de cada subconjunto es diferente debido a la disponibilidad y la precisión de tal información.

Por otro lado, la división por antigüedad en meses de la cuenta deja a la institución en incertidumbre del riesgo, ya que normalmente las cuentas prematuras conllevan un mayor riesgo que las cuentas con mayor maduración. Dado lo anterior, se crean tres grupos como se observa en el diagrama, el primero con cuentas con una antigüedad menor a tres meses, un segundo grupo con aquellas cuentas que tienen de tres a seis meses de antigüedad y, por último, el tercer grupo con cuentas que tienen más de seis meses de haber realizado su apertura.

La Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV) establece metodologías generales para la calificación de la cartera crediticia de las instituciones bancarias, con el fin de calcular las reservas que los bancos deben constituir. Dentro de estas metodologías, es obligación de la institución bancaria contar con una probabilidad de incumplimiento para cada cuenta de tarjeta de crédito. El cálculo de dicha Probabilidad de Incumplimiento (PI) es obligatoria e imprescindible para las instituciones financieras en México, por lo que se aprovecha dicha Probabilidad de Incumplimiento (PI) como variable para

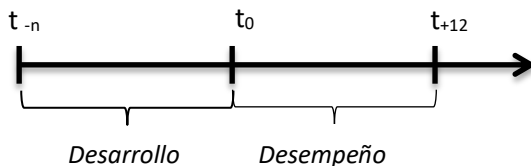
segmentar el presente modelo, con el objetivo de focalizar aún más la información a cada subgrupo de probabilidad.

Los subgrupos quedan como se muestra en el diagrama 1. El primer subgrupo, con una probabilidad menor al 1.6% de PI; un segundo grupo, con un rango de 1.6% a 5.94%; el tercer grupo, con una probabilidad de 5.94% a 17.97% y, un último grupo, con una probabilidad mayor a 17.97%.

La variable objetivo o variable dependiente se define como, toda aquella cuenta que haya incumplido 90 días o más en los 12 meses posteriores a su calificación, esta definición está alineada a las metodologías generales para la calificación de la cartera crediticia de las instituciones bancarias de la CNBV², así como a las recomendaciones de los acuerdos de Basilea II.

Para la construcción del modelo son utilizados dos periodos, el de Desarrollo y el de Desempeño, los cuales se muestran en el diagrama de la figura 2. Se parte de t_0 momento en el cual se califica con base en la información obtenida del periodo t_n a t_0 , con el objetivo de pronosticar los resultados del periodo t_0 a t_{+12} .

Figura 2
Periodos de información



Fuente: Elaboración propia.

El periodo de desarrollo (histórico), se refiere a la información sobre el comportamiento y las características de las cuentas en n-meses previos a la fecha de referencia (t_0). Dicha información se analiza con el fin de generar variables históricas que pudieran explicar mejor la variable objetivo.

Periodo de desempeño (observación), es el intervalo de doce meses posteriores a la fecha de referencia (t_0). El propósito es comprobar el cumplimiento de la variable objetivo de cada cuenta, en donde toma el valor de 1 cuando la cuenta

² En las disposiciones de carácter general, aplicables a las instituciones de crédito de la CNBV, se especifica que todos los créditos en etapa 3 son aquellos que presentan un atraso mayor o igual que 90 días.

haya incumplido 90 días o más en dicho periodo y en caso contrario, se le asigna el valor de 0.

Se construyen 131 variables con base en el periodo de desarrollo, en la tabla 2 se muestra la clasificación de dichas variables y el número de estas, consideradas en cada categoría. Dichas categorías se explican a continuación.

Tabla 2
VARIABLES CONSTRUIDAS

Categoría	Número de variables
Información de comportamiento interno	51 variables
Información de apertura	34 variables
Información de comportamiento externo	42 variables
Sociodemográfica	4 variables

Fuente: Elaboración propia.

Información de comportamiento interno. -Se refiere al comportamiento de las propias cuentas de tarjeta de crédito en cada cierre de mes, es decir, son variables propias del manejo del crédito, como pueden ser: su porcentaje de uso, el porcentaje de pago, moras históricas, perfil de la tarjeta de crédito (clásica, oro, premium), pagos requeridos, etc.

Información de apertura. -Este tipo de variables, se construye tomando los datos que el cliente otorga al momento de solicitar la apertura de la cuenta de tarjeta de crédito, dicha información puede ser: monto de sus ingresos, créditos vigentes, porcentaje de uso de créditos vigentes, etc.

Información de comportamiento externo. -Esta información se refiere al comportamiento que el cliente muestra, sobre otros créditos en el mercado, como, por ejemplo: porcentaje de uso de todas sus tarjetas de crédito, suma del total de sus pagos requeridos de los créditos hipotecarios, morosidades en sus créditos de nómina, entre otros.

Información sociodemográfica. -Es la información actualizada que el cliente otorga a la institución referente a su edad, sexo, lugar de referencia, etc.

3. Metodología

La técnica con la que se realiza el modelo es una regresión logística binaria, la cual permite obtener mediante la ecuación (1), la probabilidad de ocurrencia de un evento (variable dependiente) dado un conjunto de variables independientes. El modelo de *credit scoring* transforma la probabilidad resultante de la regresión en un puntaje, el cual se interpreta como una calificación donde a mayor puntaje, menor el riesgo o menor la probabilidad asociada.

“El modelo logístico establece la siguiente relación entre la probabilidad de que ocurra el suceso, dado que el individuo presenta los valores ($X = x_1, X = x_2, \dots, X = x_k$):

$$P[Y = 1 / x_1, x_2, \dots, x_k] = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k)}} \quad (1)$$

El objetivo es hallar los coeficientes ($\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$), que mejor se ajusten a la expresión funcional”. (De la Fuente, 2011, p.7)

En el diagrama de flujo del proceso de la figura 3, se explica detalladamente los pasos de la metodología aplicada.

Figura 3
Diagrama de flujo del proceso 1



Fuente: Elaboración propia.

4. Análisis de los resultados

Con el fin de conocer los estadísticos principales, tales como: frecuencia total, frecuencia de nulos, media, moda, mediana, desviación estándar, percentiles, máximo y mínimo, las variables son sometidas a un análisis univariado (véase apéndice 1). Lo anterior permite, principalmente, identificar la tasa de ausentes y con esto definir su posterior tratamiento en caso de ser necesario.

Para encontrar las variables que mejor explican la variable objetivo (que la cuenta en un periodo de 12 meses haya caído en 90 o más días de impago), se realiza un análisis de significancia estadística. Dentro de dicho análisis se realizan las siguientes pruebas: Índice de GINI, Information Value y Prueba de Kolmogorov–Smirnov.

Dado el análisis de significancia estadística se determina que, de las 131 variables, solo 22 explican estadísticamente a la variable objetivo, tienen un *p-value* menor a 0.0001, (véase apéndice 2 para la descripción de cada una de estas).

En las siguientes tablas (3 y 4) se muestran las variables con mayor significancia de cada segmento y sus atributos, así como el resultado del análisis estadístico de cada variable.

Tabla 3
Variables explicativas Segmento antigüedad <3 meses

Segmento	Variable	Rango	Tasa malos	GINI	KS	IV
Antigüedad < 3 meses	uso_interno	< 0.10	5.87%	39.39%	35.94%	0.76
		[0.10 - 0.45]	14.61%			
		[0.45 - 0.95]	21.35%			
	score_apertura	>= 0.95	46.08%	39.25%	28.99%	0.58
		< 368	21.95%			
		[368 - 385]	11.26%			
		[385 - 398]	5.69%			
	prom_pagoexige_6m	>= 398	2.14%	26.52%	24.94%	0.47
		< 0.057	7.48%			
		[0.057 - 0.2268]	14.07%			
		[0.2268 - 0.5669]	24.43%			
	ant_max_tdc_creacion	>= 0.5669	42.30%	24.73%	22.18%	0.23
		sin información	14.94%			
		< 25	17.02%			
		[25 - 35]	11.02%			
		[35 - 59]	8.34%			
	util_tdc_creacion	>= 59	5.97%	24.44%	21.11%	0.24
		sin información	13.31%			
		<= 0.34	4.65%			
		[0.34 - 0.69]	7.41%			
		[0.69 - 0.95]	12.39%			
		>= 0.95	20.02%			

Fuente: Elaboración propia.

Como se observa, en el primer segmento del modelo referente a las cuentas de recién apertura, se tienen variables explicativas basadas en información interna y, sobre todo, en variables de apertura. Lo anterior tiene sentido, ya que han transcurrido a lo más dos meses desde que la cuenta de tarjeta de crédito fue abierta.

Para el segmento de antigüedad de entre tres y seis meses de antigüedad, las variables con mayor predicción se muestran en la tabla 4.

Tabla 4
Variables explicativas: Segmento antigüedad 3-6 meses

Segmento	Variable	Rango	Tasa malos	GINI	KS	IV
Antigüedad 3-6 meses	prom_uso_3m	< 0.15	2.81%	57.98%	20.02%	0.51
		[0.15 - 0.45]	12.83%			
		[0.45 - 0.8]	22.51%			
		>= 0.8	47.24%			
	prom_pago_6m	sin información	45.86%	53.92%	20.02%	0.38
		[0 - 0.1]	29.11%			
		[0.1 - 0.4]	19.45%			
		[0.4 - 0.75]	7.86%			
	veces_premora_6m	>= 0.75	3.82%	40.18%	13.31%	0.67
		< 1	5.95%			
		[1 - 2]	25.12%			
		[2 - 3]	33.64%			
	score_apertura	>= 3	41.67%	35.57%	17.02%	0.52
		<= 367	20.74%			
		[367 - 384]	11.70%			
		[384 - 401]	5.95%			
	util_tdc_creacion	>= 401	2.11%	21.88%	42.30%	0.21
		sin información	4.89%			
		<= 0.34	8.28%			
		[0.34 - 0.7]	12.74%			
	ant_max_tdc_creacion	[0.7 - 0.95]	13.48%	21.69%	42.30%	0.18
		>= 0.95	19.71%			
		sin información	16.77%			
		<= 24	14.17%			
		[24 - 36]	11.76%			
		[36 - 54]	9.25%			
		>= 54	6.58%			

Fuente: Elaboración propia.

Como se aprecia en la tabla anterior, las variables que pueden explicar con mayor exactitud a la variable objetivo son variables con información de creación, así como de información histórica. Dado que en este segmento ya se cuenta con más información interna, las variables explicativas son promedios de a lo más seis meses de información de desarrollo, esto permite discriminar mejor las cuentas que presentan una mayor probabilidad de evento.

Como se explica, para los segmentos cuya antigüedad es mayor a seis meses, se realizan cuatro subsegmentos por la probabilidad incumplimiento regulatoria de la CNBV. Las variables explicativas con mayor predictibilidad se muestran a continuación.

Tabla 5
Variables explicativas: Segmento antigüedad >6 meses Grupo 1

Segmento	Variable	Rango	Tasa malos	GINI	KS	IV
Antigüedad > 6 Probabilidad de incumplimiento G1	tipo_marca_tarjeta	CLASICA	1.43%	15.81%	12.79%	0.09
		ORO	2.02%			
		COMPARTIDA	0.99%			
		PREMIUM	0.77%			
		PLATINO	0.81%			
	cuenta_cheques_interna	NO	2.11%	14.81%	14.81%	0.08
		SI	1.19%			
	prom_pago_3m	< 0.35	1.98%	19.85%	19.51%	0.16
		[0.35 - 0.75]	1.18%			
		>= 0.75	0.79%			
	Veces_mora_externa_12M	< 3	2.67%	16.51%	15.50%	0.12
		[3 - 9]	1.83%			
>= 9		1.20%				

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 6
Variables explicativas: Segmento antigüedad >6 meses Grupo 2

Segmento	Variable	Rango	Tasa malos	GINI	KS	IV
Antigüedad > 6 Probabilidad de incumplimiento G2	perfilamiento_pago	Baja morosidad	6.60%	16.86%	13.80%	0.16
		Alta morosidad	17.20%			
		Alta revolvencia	7.33%			
		Media revolvencia	6.33%			
		Baja revolvencia	6.22%			
		Totalero comisión	4.25%			
	prom_pago_6m	Totalero	1.60%	20.41%	18.72%	0.16
		<= 0.15	8.10%			
		[0.15 - 0.75]	7.00%			
	veces_premora_6m	>= 0.75	3.30%	15.64%	14.53%	0.10
		<= 1	4.55%			
		[1 - 2]	6.96%			
		[2 - 4]	8.56%			
	Veces_mora_externa_12M	>= 4	10.84%	12.71%	11.52%	0.06
		<= 2	7.66%			
		[2 - 6]	6.22%			
		[6 - 9]	5.31%			
	incr_pagoexig_6m	>= 9	4.57%	11.08%	9.15%	0.06
		< 2	4.81%			
		[2 - 3]	5.47%			
[3 - 5]		7.69%				
prom_uso_9m	>= 5	13.10%	9.64%	9.64%	0.04	
	< 0.63	4.87%				
dec_pago_9m	>= 0.63	7.28%	8.12%	7.52%	0.02	
	< 2	4.80%				
	[2 - 4]	6.23%				
	[4 - 6]	6.78%				
		>= 6	8.92%			

Fuente: Elaboración propia.

Para el primer subsegmento de probabilidad de incumplimiento, menor a 1.6%, se busca principalmente, separar a las cuentas con un comportamiento excelente de las cuentas buenas. Como se observa en la tabla 5, la mayoría de las variables son internas y se enfocan en la naturaleza del cliente y su manejo con la cuenta en el corto plazo.

En lo que respecta al segundo grupo de probabilidad de incumplimiento, de 1.6% a 5.94%, el objetivo es encontrar las variables explicativas que separan las cuentas buenas de las cuentas con mayor probabilidad a cumplir el evento. Estas se muestran en la tabla 6.

En el tercer subsegmento de PI, de 5.94% a 17.97%, ya se presenta mayor volumen de cuentas malas, por lo que el propósito de este subsegmento es

hallar las variables explicativas que separen las dichas cuentas de las cuentas que presentan mejor comportamiento y menor probabilidad de evento. Los resultados se muestran en la tabla 7.

Tabla 7
Variables explicativas: Segmento antigüedad >6 meses Grupo 3

Segmento	Variable	Rango	Tasa malos	GINI	KS	IV
Antigüedad > 6 Probabilidad de incumplimiento G3	pct_ctasmora_externas	sin información	13.97%	12.71%	11.52%	0.04
		< 0.25	16.12%			
		[0.25 - 0.75)	20.72%			
		>= 0.75	26.82%			
	Ant_cuenta	< 24	24.93%	15.64%	14.53%	0.14
		>= 24	13.05%			
	veces_premora_6m	< 2	13.30%	12.71%	11.52%	0.05
		[2 - 4)	18.64%			
		>= 4	20.87%			
	veces_mora_externa_12M	< 3	18.74%	15.64%	14.53%	0.03
		[3 - 9)	14.06%			
		>= 9	14.12%			
	incr_pagoexig_6m	< 2	13.85%	11.08%	9.15%	0.07
		[2 - 4)	18.61%			
		>= 4	25.48%			
dec_pago_6m	< 2	14.90%	8.12%	7.52%	0.02	
	[2 - 3)	18.80%				
	[3 - 4)	19.50%				
	>= 4	20.70%				

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 8
Variables explicativas: Segmento antigüedad >6 meses Grupo 4

Segmento	Variable	Rango	Tasa malos	GINI	KS	IV
Antigüedad > 6 Probabilidad de incumplimiento G4	última_mora	Corriente	35.52%	25.39%	25.39%	0.41
		1 Pago vencido	74.12%			
	incr_uso_6m	< 2	32.80%	22.99%	18.54%	0.19
		[2 - 3)	44.40%			
		[3 - 5)	55.80%			
		>= 5	69.70%			
	ant_cuenta	< 24	56.81%	20.32%	20.32%	0.18
		>= 24	35.33%			
	veces_mora1_12m	< 1	26.27%	14.17%	10.56%	0.10
		[1 - 3)	43.82%			
		>= 3	48.96%			
	incr_pagoexig_6m	< 2	39.10%	12.69%	12.34%	0.09
[2 - 3)		53.80%				
>= 3		62.50%				

Fuente: Elaboración propia.

Las variables que explican de mejor forma el grupo 3, como se muestra en la tabla anterior, es una mezcla de variables basadas en información interna y variables construidas a partir de información externa. Además, toman mayor relevancia las variables que contienen información histórica de demoras.

Para el último grupo de PI, mayor a 17.97%, se busca identificar mediante las variables, a las cuentas que podrían no presentar el evento, es decir a las cuentas buenas que el modelo de la PI está considerando con una probabilidad de incumplimiento alta. Las variables resultantes se muestran en la tabla 8.

Como se observa, la información de las variables explicativas para este subsegmento es información interna y externa de la cuenta, así como de últimas

demoras, ya que se espera que una cuenta morosa, tenga mayor probabilidad de presentar el evento.

Dado el análisis anterior, se puede determinar que todas las variables que se hallaron cumplen con los requisitos estadísticos para formar parte del modelo, para así poder predecir con mayor exactitud el evento o no evento en el periodo de desempeño.

Las variables que resultaron estadísticamente significativas son sometidas a un análisis de estabilidad, con el fin de darle rigor a la regresión.

Mediante el índice de estabilidad de la población (PSI), que indica la magnitud de cambio de las variables, es decir, la medida de cambio entre la población actual y la esperada. La manera de calcularlo se muestra en la siguiente fórmula.

$$\sum(\% \text{ Actual} - \% \text{ Esperado}) * \ln\left(\frac{\% \text{ Actual}}{\% \text{ Esperado}}\right) \quad (2)$$

En general, un índice menor a 0.1 es un cambio no significativo, un índice que toma un valor entre 0.10 y 0.25 indica que existe un pequeño cambio y un índice mayor a 0.25 indica que existe un cambio significativo para el cual se debe realizar un análisis más profundo, para la aceptación o rechazo de la variable. El resultado deseable es que el índice sea menor a 0.1, ya que indica que no existen cambios abruptos en la variable de un mes a otro.

Para el modelo propuesto, todas las variables se encuentran dentro del umbral menor a 0.1, por lo que estas no tienen un cambio significativo en el periodo de modelado y por lo tanto son aptas para formar parte del modelo a construir.

Con el objetivo de reducir la dimensionalidad³ se analizan los coeficientes, de dependencia o de correlación, de Pearson y Spearman, excluyendo aquellas variables en las que existiera un alto coeficiente. Ninguna de las 22 variables se descarta por dimensionalidad, ya que todas tienen como índice de correlación menor que 0.50.

Como se menciona, los datos del universo a modelar son más de 11 millones de cuentas, en un periodo que abarca de abril 2017 a marzo 2018. Dado el gran volumen de este, y con el objetivo de optimizar el manejo de la información, para el desarrollo del modelo, se realiza un muestreo aleatorio simple sin reposición.

³ Técnica de preprocesado para modelos probabilísticos cuyo objetivo es la reducción del número de variables de una colección de datos.

Dicho muestreo, para el caso de estudio, se realiza para cada segmento o subsegmento y para cada mes, con el propósito de modelar los impactos de temporalidad que pudieran existir en el universo.

Con el propósito de validar el modelo, al momento de desarrollarlo, se realizan dos submuestras, una de entrenamiento (*training data*) y una de validación (*test*), con el 70% y el 30% respectivamente del total de la muestra, coincidiendo con otros estudios como el realizado por Siddiqui (2006). La submuestra de entrenamiento se utiliza para el desarrollo propio modelado, mientras que la de validación, se utiliza para evaluar el modelado, comparando los resultados de las dos submuestras. Dichos resultados se explican en los siguientes capítulos.

Para el modelado *credit scoring*, se utiliza la técnica paramétrica Modelo logit o regresión logística, el objetivo de esta es otorgar una probabilidad de que ocurra la variable objetivo a cada cuenta del portafolio, asignando una ponderación (β) a cada atributo de cada variable independiente (X_1), y agregando un valor constante o intercepto a la ecuación (β_0), como se muestra en la fórmula 3 de la regresión logística.

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta X_1)}} \quad (3)$$

A cada uno de los segmentos y subsegmentos del modelo se le aplica una regresión logística, con el fin de que las probabilidades obtenidas sean equiparables entre estos, y así identificar las cuentas con mayor posibilidad de representar un incumplimiento en el futuro independientemente del segmento o subsegmento al que pertenezca.

En las siguientes tablas (9, 10 y 11), se muestran los pesos (β) de los atributos de cada variable, así como el intercepto o el valor constante (β_0) de cada regresión de cada uno de los segmentos propuestos⁴.

Como se aprecia en la tabla 9, la regresión logística del primer segmento arroja valores adecuados para las β , ya que entre mayor es la tasa de malos⁵ mayor es el valor de β , esto da la idea que, al momento de aplicar la fórmula de la regresión se obtendrán probabilidades más altas, las cuales serán coherentes con el comportamiento de la cuenta.

⁴ En los modelos de *credit scoring* toman relevancia los pesos (β) de los atributos de cada variable, así como las probabilidades obtenidas, a diferencia de otros modelos las pruebas de bondad de ajuste generalmente no son estimados, véase: López, P. P. (2018); Capelo Vinza, J. A. (2012); Gutierrez Girault, M. A. (2007); Cavallo, A., Coghlan, M., & Jackson, J. (2012).

⁵ Se refiere a la proporción de cuentas que cumplen con la variable objetivo (90+ días de impago en 12 meses) del total de cuentas que se encuentran en ese rango o atributo de la variable.

Por otro lado, como se observa en la tabla 9, el último atributo no arroja un valor para β , dado que en el cálculo de la regresión se toma el valor de la suma de las demás β por -1 de los demás atributos.

Para un mejor entendimiento de lo antes expuesto, se toma una cuenta de tarjeta de crédito, la cual tiene dos meses de haberse originado, por lo que la evaluación se realiza con la regresión logística de este segmento y en consecuencia se aplican los valores dados por la misma.

Por otro lado, partiendo de que la misma cuenta presenta los siguientes atributos:

- Uso_interno = 0.15
- Score_apertura = 400
- prom_pagoexige_6m = 0.25
- ant_max_tdc_creacion = 40
- util_tdc_creacion = 0.70

Tabla 9
Resultados regresión logística: Segmento antigüedad <3 meses

Segmento	Variable	Rango	Tasa malos	β
Antigüedad < 3 meses	uso_interno	< 0.10	5.87%	-1.0371
		[0.10 - 0.45]	14.61%	-0.0186
		[0.45 - 0.95]	21.35%	0.1486
	score_apertura	>= 0.95	46.08%	
		< 368	21.95%	1.0014
		[368 - 385]	11.26%	0.3881
		[385 - 398]	5.69%	-0.2470
	prom_pagoexige_6m	>= 398	2.14%	
		< 0.057	7.48%	-0.0944
		[0.057 - 0.2268]	14.07%	-0.2798
		[0.2268 - 0.5669]	24.43%	0.0127
	ant_max_tdc_creacion	>= 0.5669	42.30%	
		sin información	14.94%	0.0807
		< 25	17.02%	0.3212
		[25 - 35]	11.02%	0.0293
	util_tdc_creacion	[35 - 59]	8.34%	-0.1511
		>= 59	5.97%	
		sin información	13.31%	0.0479
		<= 0.34	4.65%	-0.3954
		[0.34 - 0.69]	7.41%	-0.1648
[0.69 - 0.95]		12.39%	0.0798	
>= 0.95		20.02%		
Intercepto				-1.7799

Fuente: Elaboración propia.

Los cálculos que realiza la regresión para encontrar la probabilidad son los siguientes.

Primeramente, se toma el valor de las β que corresponden a cada atributo de cada variable que presenta la cuenta, los cuales son los siguientes.

- Uso_interno = 0.15 → -0.0186
- prom_pagoexige_6m = 0.25 → 0.0126
- ant_max_tdc_creacion = 40 → -0.1510
- 34rea_tdc_creacion = 0.70 → 0.0797

Como se menciona, en el caso de que el atributo de la variable no tenga valor en la β , este se obtiene sumando los valores de las demás β y multiplicándolo por -1, es decir, para el caso de la cuenta evaluada, el cálculo se muestra como sigue:

$$(1.0014 + 0.3881 - 0.2470) * -1 = - 1. 1425 \tag{4}$$

Como se muestra en la tabla 10, los valores finales para la cuenta evaluada se encuentran sombreados en la columna con el nombre de Cálculo. Posteriormente, se suman todos los valores de las β y el valor del intercepto β_0 , como se aprecia en la tabla 10, en la fila con el nombre de Suma de Cálculos.

Tabla 10
Resultados regresión logística: Segmento antigüedad <3 meses

Segmento	Variable	Rango	β	Cálculo
Antigüedad < 3 meses	uso_interno	< 0.10	-1.0371	
		[0.10 - 0.45)	-0.0186	- 0.0186
		[0.45 - 0.95)	0.1486	
		>= 0.95		
	score_apertura	< 368	1.0014	
		[368 - 385)	0.3881	
		[385 - 398)	-0.2470	
		>= 398		- 1.1425
	prom_pagoexige_6m	< 0.057	-0.0944	
		[0.057 - 0.2268)	-0.2798	
		[0.2268 - 0.5669)	0.0127	0.0127
		>= 0.5669		
	ant_max_tdc_creacion	sin información	0.0807	
		< 25	0.3212	
		[25 - 35)	0.0293	
		[35 - 59)	-0.1511	- 0.1511
	util_tdc_creacion	>= 59		
		sin información	0.0479	
		<= 0.34	-0.3954	
		[0.34 - 0.69)	-0.1648	
	[0.69 - 0.95)	0.0798	0.0798	
	>= 0.95			
Intercepto				- 1.7799
Suma de cálculos				- 2.9997

Fuente: Elaboración propia.

Sustituyendo la suma de los valores de las β_1 calculadas, así como el intercepto en la fórmula 3, se tiene lo siguiente.

$$\frac{1}{1+e^{-(-2.9997)}} = 0.0474 \tag{5}$$

Como se observa, el resultado de la evaluación de la cuenta es 0.0474, el cual representa que dicha cuenta tiene una probabilidad de 4.74% de caer en 90+ días de impago en 12 meses posteriores a su evaluación. Los valores arrojados de la regresión para las cuentas con una antigüedad de 3 a 6 meses se muestran en la siguiente tabla.

Tabla 11
Resultados regresión logística: Segmento antigüedad 3-6 meses

Segmento	Variable	Rango	Tasa malos	β
Antigüedad 3-6 meses	prom_uso_3m	< 0.15	2.81%	-1.7709
		[0.15 - 0.45]	12.83%	0.1773
		[0.45 - 0.8]	22.51%	0.5409
		>= 0.8	47.24%	
	prom_pago_6m	sin información	45.86%	0.3352
		[0 - 0.1]	29.11%	0.5509
		[0.1 - 0.4]	19.45%	0.0462
		[0.4 - 0.75]	7.86%	-0.1776
	veces_premora_6m	>= 0.75	3.82%	
		< 1	5.95%	-0.5422
		[1 - 2]	25.12%	0.0831
		[2 - 3]	33.64%	0.1971
	score_apertura	>= 3	41.67%	
		<= 367	20.74%	0.8349
		[367 - 384]	11.70%	0.3470
		[384 - 401]	5.95%	-0.2468
	util_tdc_creacion	>= 401	2.11%	
		sin información	4.89%	0.0748
		<= 0.34	8.28%	-0.0732
		[0.34 - 0.7]	12.74%	-0.0145
	ant_max_tdc_creacion	[0.7 - 0.95]	13.48%	-0.0177
		>= 0.95	19.71%	
		sin información	16.77%	0.0729
		<= 24	14.17%	0.1779
Intercepto	[24 - 36]	11.76%	0.0923	
	[36 - 54]	9.25%	-0.0592	
	>= 54	6.58%		
	Intercepto			-1.6848

Fuente: Elaboración propia.

Nota: La significancia estadística de las betas, tiene un p-value menor a 0.0001.

En las siguientes tablas (12, 13, 14 y 15) se muestran los resultados que arroja cada regresión de cada subsegmento del segmento de antigüedad mayor a seis meses.

Tabla 12
Resultados regresión logística: Segmento antigüedad >6 meses Grupo 1

Segmento	Variable	Rango	Tasa malos	β	
Antigüedad > 6 Probabilidad de incumplimiento G1	tipo_marca_tarjeta	CLASICA	1.43%	0.2479	
		ORO	2.02%	0.5700	
		COMPARTIDA	0.99%	-0.5708	
		PREMIUM	0.77%	-0.1804	
		PLATINO	0.81%		
	cuenta_cheques_interna	NO		2.11%	0.2308
		SI		1.19%	
	prom_pago_3m	< 0.35		1.98%	0.4787
		[0.35 - 0.75]		1.18%	-0.1357
		>= 0.75		0.79%	
	Veces_mora_externa_12M	< 3		2.67%	0.2699
		[3 - 9]		1.83%	0.0665
		>= 9		1.20%	
	Intercepto				-4.4937

Fuente: Elaboración propia.

En cuanto a los resultados de la regresión para el grupo 2 del segmento antigüedad mayor a 6, se muestran en la tabla 13.

Tabla 13
Resultados regresión logística: Segmento antigüedad >6 meses Grupo 2

Segmento	Variable	Rango	Tasa malos	β	
Antigüedad > 6 Probabilidad de incumplimiento G2	perfilamiento_pago	Baja morosidad	6.60%	0.4072	
		Alta morosidad	17.20%	-0.5978	
		Alta revolvencia	7.33%	-0.2076	
		Media revolvencia	6.33%	-0.0268	
		Baja revolvencia	6.22%	-0.0865	
		Totalero comisión	4.25%	-0.8107	
		Totalero	1.60%		
	prom_pago_6m	<= 0.15		8.10%	0.5372
		[0.15 - 0.75]		7.00%	-0.0344
		>= 0.75		3.30%	
	veces_premora_6m	<= 1		4.55%	-0.4350
		[1 - 2]		6.96%	-0.0452
		[2 - 4]		8.56%	0.1305
		>= 4		10.84%	
	Veces_mora_externa_12M	<= 2		7.66%	0.2560
		[2 - 6]		6.22%	0.0177
		[6 - 9]		5.31%	-0.1205
		>= 9		4.57%	
	incr_pagoexig_6m	< 2		4.81%	-0.4968
		[2 - 3]		5.47%	-0.2058
		[3 - 5]		7.69%	0.1053
		>= 5		13.10%	
	prom_uso_9m	< 0.63		4.87%	-0.1652
		>= 0.63		7.28%	
	dec_pago_9m	< 2		4.80%	-0.0068
		[2 - 4]		6.23%	-0.0486
		[4 - 6]		6.78%	-0.1159
		>= 6		8.92%	
	Intercepto				-2.0206

Fuente: Elaboración propia.

En la siguiente tabla, se muestran los resultados de la regresión para cada atributo, así como el intercepto o la constante de esta, para el subsegmento de probabilidad de incumplimiento de 5.94% a 17.97% del segmento antigüedad mayor a 6.

Tabla 14
Resultados regresión logística: Segmento antigüedad >6 meses Grupo 3

Segmento	Variable	Rango	Tasa malos	β
Antigüedad > 6 Probabilidad de incumplimiento G3	pct_ctasmora_externas	sin información	13.97%	-0.3332
		< 0.25	16.12%	-0.1893
		[0.25 - 0.75]	20.72%	0.0076
	Ant_cuenta	>= 0.75	26.82%	
		< 24	24.93%	0.3671
	veces_premora_6m	>= 24	13.05%	
		< 2	13.30%	-0.2899
		[2 - 4]	18.64%	0.0499
	veces_mora_externa_12M	>= 4	20.87%	
		< 3	18.74%	0.1360
		[3 - 9]	14.06%	-0.1335
	incr_pagoexig_6m	>= 9	14.12%	
		< 2	13.85%	-0.2721
		[2 - 4]	18.61%	-0.0374
	dec_pago_6m	>= 4	25.48%	
		< 2	14.90%	-0.0450
[2 - 3]		18.80%	0.0089	
[3 - 4]		19.50%	-0.0085	
	>= 4	20.70%		
Intercepto				-1.1995

Fuente: Elaboración propia.

En lo que respecta al último subsegmento del segmento antigüedad mayor a 6 meses, los valores arrojados de la regresión se muestran en la tabla 15.

Tabla 15
Resultados regresión logística: Segmento antigüedad >6 meses Grupo 4

Segmento	Variable	Rango	Tasa malos	β
Antigüedad > 6 Probabilidad de incumplimiento G4	última_mora	Corriente	35.52%	-0.7612
		1 Pago vencido	74.12%	
	incr_uso_6m	< 2	32.80%	-0.4074
		[2 - 3]	44.40%	-0.1336
		[3 - 5]	55.80%	0.0655
		>= 5	69.70%	
	ant_cuenta	< 24	56.81%	0.4049
		>= 24	35.33%	
	veces_mora1_12m	< 1	26.27%	-0.2587
		[1 - 3]	43.82%	0.0586
		>= 3	48.96%	
	incr_pagoexig_6m	< 2	39.10%	-0.2406
		[2 - 3]	53.80%	0.0509
>= 3		62.50%		
Intercepto				0.5655

Fuente: Elaboración propia.

Como se observa, para todos los segmentos, los valores de β de cada atributo son directamente proporcionales a la tasa de malos que presenta cada uno de estos. Al igual que en los segmentos y subsegmentos anteriores, el resultado de la probabilidad depende de los atributos que tenga cada cuenta, ya que los valores de β de cada atributo son sustituidos, junto con el intercepto, en la fórmula de regresión logística para la obtención de esta.

Se concluye que las regresiones obtenidas para los distintos segmentos y subsegmentos son correctas, en cuanto a la asignación de valores a β de cada

uno de estos. Dichos valores de β son de relevancia para la construcción de la tabla de puntajes y del modelo de *credit scoring* en su totalidad, que es el objetivo final de la presente investigación.

Una vez obtenidos los valores de todas las regresiones, de todos los segmentos y subsegmentos, se procede a calificar con dichas regresiones a todas las cuentas del portafolio de tarjeta de crédito. Lo anterior con el objetivo de validar, primero, que las muestras que se consideraron para el modelado hayan sido representativas de la población y, por otro lado, que las probabilidades asignadas a cada una de las cuentas sean coherentes con el desempeño real de las mismas.

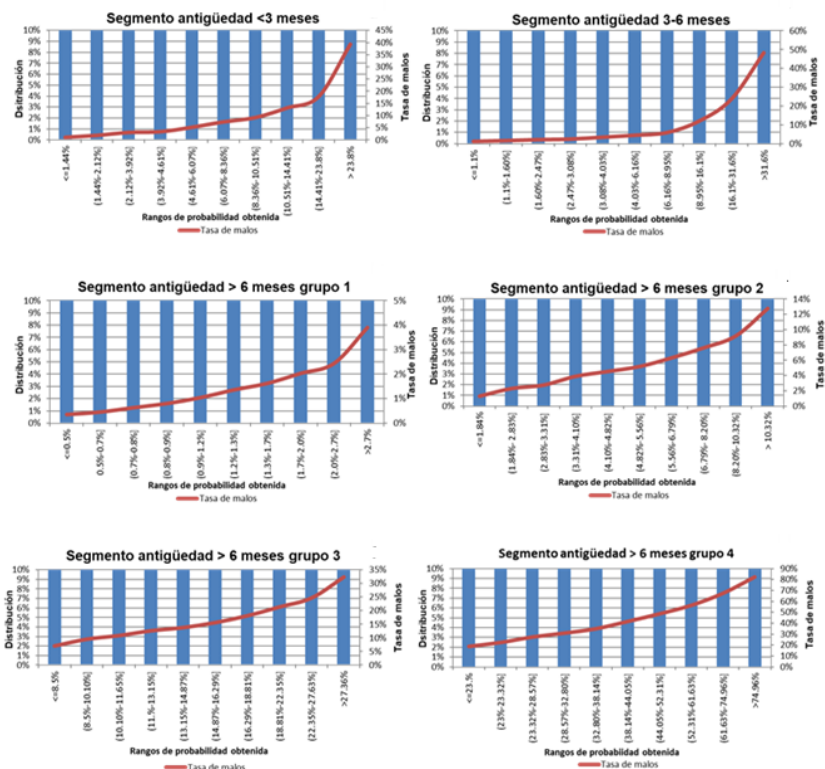
En la gráfica 1, se muestran las probabilidades obtenidas para la totalidad de cuentas que pertenecen a los diferentes segmentos y subsegmentos del modelo. Las barras que se muestran en cada gráfica se refieren a la concentración de cuentas que hay en cada grupo, como se observa en cada una se tiene el 10% de la población de este segmento.

La línea roja muestra la tasa de malos que hay en cada grupo de probabilidad, es decir, cuántas cuentas realmente mostraron 90+ días de impago a los doce meses posteriores de su calificación, del total de cuentas de ese grupo de cuentas. Como se observa en la gráfica 1, en todos los rangos de probabilidad de todos los segmentos y subsegmentos se encuentra monotonidad, es decir, que a mayor rango de probabilidad asignada mayor es la tasa de malos o la cantidad de cuentas que muestran 90+ días de impago a los doce meses posteriores de su calificación de cada rango.

Dado lo anterior, se concluye que las regresiones modeladas son correctas y, consecuentemente, el modelo funciona ya que, se logra el objetivo de identificar aquellas cuentas que podrían presentar un mal compartimento, así como ser un riesgo para el buen desempeño del portafolio de tarjetas de crédito.

Si bien, hasta ahora se ha cumplido con el principal objetivo del modelo de *credit scoring*, el cual es identificar aquellas cuentas que puedan presentar una probabilidad mayor de presentar un impago, el beneficio que se persigue con este tipo de modelos es que sea de fácil comprensión, aplicación y control para el usuario final.

Figura 4
Estabilidad de Segmentos y Subsegmentos



Fuente: Elaboración propia con los resultados de la estimación.

Es por lo anterior, que se busca transformar la probabilidad a un puntaje para su mejor comprensión, es decir, un número discreto de tres dígitos, el cual entre mayor sea se espera que la cuenta presente un buen comportamiento, posterior a su calificación. Esta transformación de la probabilidad obtenida se realiza mediante la aplicación de una sencilla fórmula.

$$Score = Offset - Factor * \ln(odds) \tag{6}$$

Los *odds* o la razón de momios representa la razón entre la probabilidad de cumplir la variable objetivo⁶ y no cumplirla, es decir, que si la probabilidad obtenida mediante las regresiones de una cuenta es del 0.35, su probabilidad de no cumplirla es de $1 - 0.35 = 0.65$, por lo que su razón de momios es de 0.5384.

⁶ 90+ días de impago en 12 meses posteriores a su calificación.

En lo que respecta al elemento *Factor*, como su nombre lo indica es un factor de escalamiento, el cual se obtiene con la siguiente fórmula.

$$Factor = \frac{PDO}{\ln(2)} \quad (7)$$

En donde, PDO significa *points to double* y se refieren a cada cuántos puntos se doblan la razón de momios, *odds*, para el presente modelo será de 20, es decir, cada 20 puntos se dobla la relación de momios (*odds*). Siddiqui (2006) expone que este valor es uno de los más usados en la industria.

En cuanto al componente *Offset*, se elige con base a la siguiente fórmula:

$$Offset = Score - \{Factor * \ln(odds)\} \quad (8)$$

En donde, si se quieren momios de 50:1 es decir, 50 cuentas buenas por una cuenta mala a 713 puntos y como ya se vio, se doblan dichos momios cada 20 puntos (PDO), el offset daría como resultado 600 puntos, como se muestra en el siguiente cálculo.

$$713 - \left\{ \frac{20}{\ln(2)} * \ln(50) \right\} = 600 \quad (9)$$

Continuando con la cuenta donde su probabilidad es 0.35, sustituyendo los valores ya obtenidos y mencionados en la fórmula 1.5 quedaría como se muestra a continuación.

$$Score = 600 - \frac{20}{\ln(2)} * \ln\left(\frac{0.35}{0.65}\right) \quad (10)$$

El resultado de la sustitución es de 617.86, lo que para una mejor administración y aplicación del modelo se redondea a 618.

Como se puede observar, los valores tanto del *Offset* como de *PDO* son elegidos de manera arbitraria, y es decisión de cada desarrollador o institución financiera elegirlos como mejor les convenga. Siddiqui (2006) argumenta que, cuál sea la opción elegida para el escalamiento del modelo, no afecta al poder predictivo del mismo.

Como se argumenta, uno de los grandes beneficios del *credit scoring* es la facilidad con la que una persona, sin necesidad de estar familiarizada con el desarrollo de este, puede aplicarlo y asignar un puntaje a una cuenta, con tan solo conocer el valor de sus atributos. Es por eso por lo que, se elabora una tabla de puntajes, en donde se muestran los puntos que corresponden a cada atributo de cada variable.

Para la construcción de la tabla de puntajes, son necesarios los valores de β , así como del intercepto que se obtuvieron en las regresiones logísticas de cada subsegmento y segmento del modelo. Por otro lado, al igual que en la fórmula anterior se necesitan valores para el *Factor* y el *Offset*.

La fórmula para obtener los puntos que aporta cada atributo de cada variable al puntaje final o score, se obtienen con la siguiente fórmula.

$$- \left(woe_j * \beta_i + \frac{\alpha}{n} \right) * factor + \frac{offset}{n} \quad (11)$$

$$woe = \ln \left(\frac{p_j}{q_j} \right) \quad (12)$$

En dónde:

p = Se refiere a la proporción de malas o que cumplieron la variable objetivo del atributo.

q = Se refiere a la proporción de buenas o que no cumplieron la variable objetivo del atributo.

β_i = Es el valor obtenido de las regresiones de cada variable.

α = Es el intercepto del segmento o subsegmento.

Factor = Factor de escalamiento (véase fórmula 7).

Offset = Puntos de compensación que tendrá una cuenta por el simple hecho de calificarse.

n = Número de variables del segmento o subsegmento.

Como se observa en la fórmula 13, se hace referencia al valor de β por cada variable de cada segmento o subsegmento, sin embargo, como se puntualiza, para el presente trabajo se tiene una β por cada atributo de cada variable. Lo anterior debido a que la β arrojada por la regresión ya contiene el factor de *woe*, por lo que no es necesario multiplicar el valor de β por el *woe*, dado lo anterior la fórmula queda de la siguiente manera:

$$- \left(\beta_j + \frac{\alpha}{n} \right) * factor + \frac{offset}{n} \quad (13)$$

En dónde:

β_j = Es el valor obtenido de las regresiones de cada variable.

α = Es el intercepto del segmento o subsegmento.

Factor = Factor de escalamiento (véase fórmula 7).

Offset = Puntos de compensación que tendrá una cuenta por el simple hecho de calificarse.

n = Número de variables del segmento o subsegmento.

Como se observa en las tablas de resultados de la regresión logística, los últimos rangos o atributos de cada variable no tienen valor, por lo que esta se

calcula sumando los valores de los demás atributos de la variable multiplicándolos por -1.

Aplicando la fórmula 13, para cada uno de los segmentos y subsegmentos se obtienen las tablas de puntaje. En el apéndice 3 se muestran estas para cada segmento y subsegmento del modelo.

Una vez obtenidas las tablas de puntaje de todos los segmentos y subsegmentos del modelo, se identifica a qué segmento pertenece la cuenta a calificar y en qué rangos o atributos se sitúan los valores que contiene la misma en las variables que forman la tabla de puntajes. Por último, se suman los puntos de los rangos en donde se sitúan dichos valores y se redondea para obtener el puntaje o *score* final.

Resultados

Con el objetivo de revisar la estabilidad y la potencia del modelo, se califica mediante las tablas de puntaje los meses del periodo de modelado⁷ y los meses posteriores al mismo (periodo de validación), es decir, se califican todas las cuentas del portafolio de tarjeta de crédito de abril de 2017 a agosto de 2019.

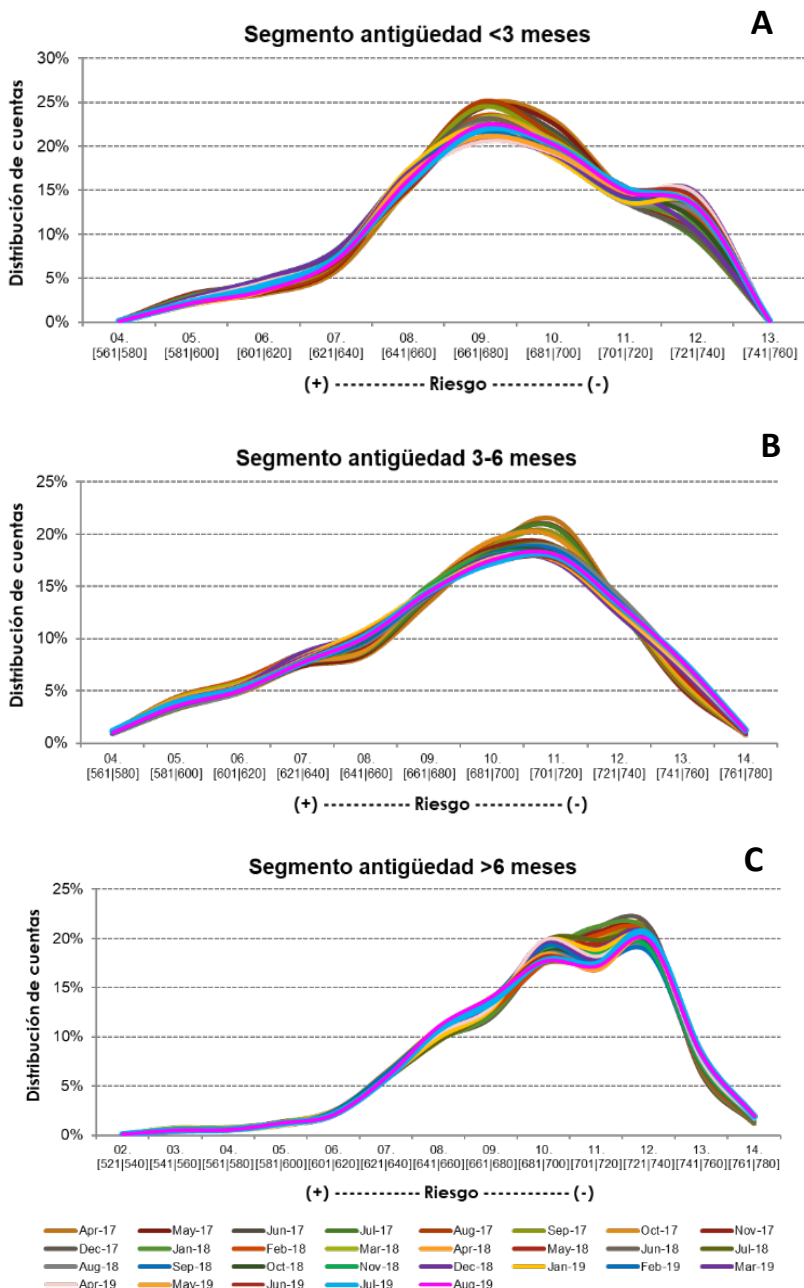
Una vez que cada una de las cuentas del portafolio cuenta con un puntaje o *score*, tanto en el periodo de modelado (abril17 a marzo18) como en el periodo de validación (abril18 a agosto 19), se estiman los rangos equidistantes⁸ de 20 puntos. Dichos rangos permitirán agrupar las cuentas con el objetivo de validar la distribución de estas, mes con mes a través del tiempo. En las siguientes gráficas se muestran los resultados de lo ya mencionado.

Como se observa en las gráficas siguientes, en cada segmento del modelo se presentan 29 líneas, las cuales representan cada mes, desde abril 2017 a agosto 2019, en cuanto al eje de las **X** se muestra la distribución o la densidad de cuentas que se encuentran en cada rango de puntaje o *score* (eje de las **Y**). Como se señala, entre mayor es dicho puntaje menor es la probabilidad de presentar impago, por lo que, se considera que una cuenta con mayor puntaje representa menor riesgo.

⁷ Periodo de abril de 2017 a marzo de 2018

⁸ Que supone encontrarse a la misma distancia.

Figura 5
Distribución de cuentas por rangos de puntaje



Fuente: Elaboración propia con datos de la estimación.

Por otro lado, se observa que, en cada una de las gráficas del grupo denominado gráfica de la figura 5, las densidades o distribuciones de cada segmento del modelo son similares a través del tiempo, esto debido a que todas las líneas correspondientes a cada uno de los meses muestran una tendencia semejante a la de la línea café (Apr-17), la cual corresponde al periodo de modelado. Por lo anterior, se concluye que el modelo, tanto en su totalidad como en sus segmentos, es estable a través del tiempo y asegura una calificación correcta de las cuentas.

Otra forma de validación del modelo, fuera del periodo de modelado, es revisando la monotonicidad de los segmentos de la misma forma como se realiza para el periodo de modelado. Dado que se quiere observar las cuentas doce meses posteriores a su calificación, para comprobar si estas muestran impago, dicha validación se puede realizar de abril de 2017 a agosto de 2018. Los resultados de esta se muestran en las gráficas siguientes:

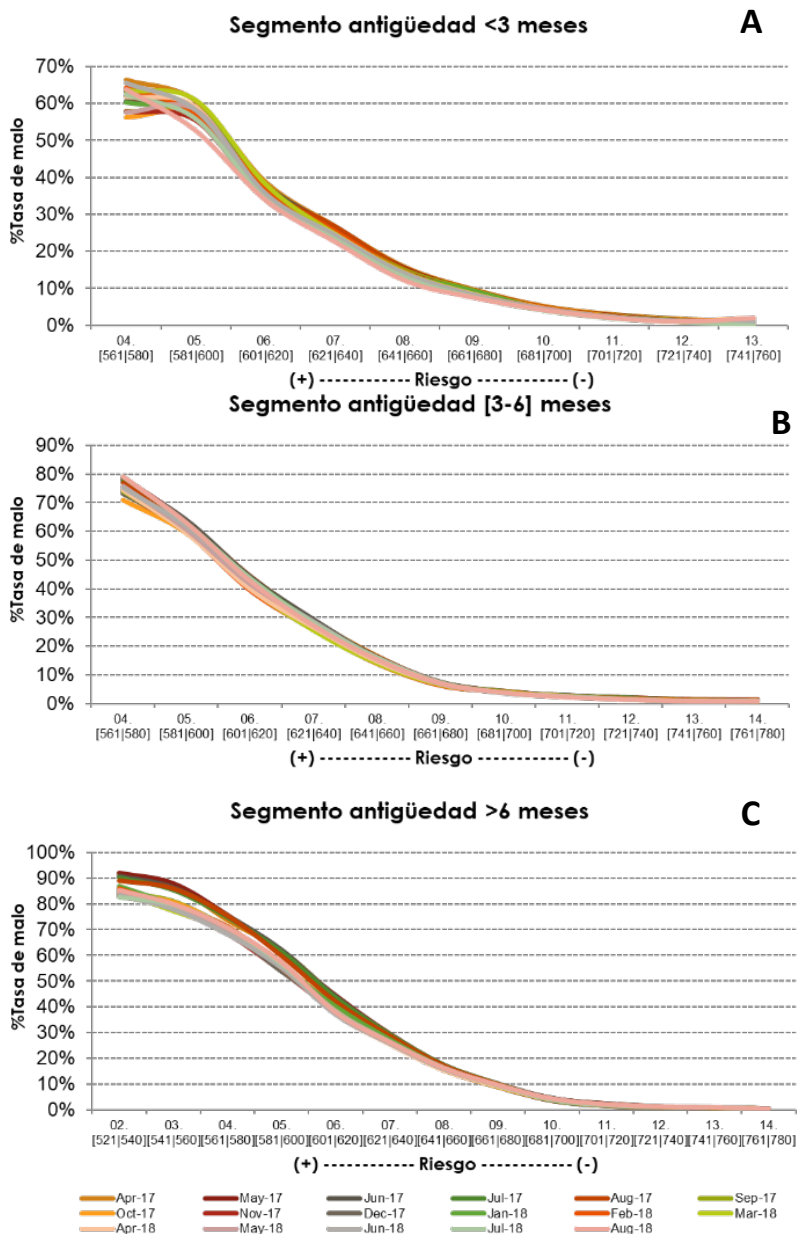
Como se observa en la gráfica de la figura 6, para cada uno de los segmentos se muestra una gráfica en la cual se presenta, por cada rango equidistante de *score* (eje de las Y), el porcentaje de cuentas que cumplieron la variable objetivo⁹ con respecto al total de cuenta que contiene cada rango de *score* (eje de las X). Cada línea se refiere al comportamiento de los rangos durante los meses tanto del periodo de modelado como del periodo de validación.

Dado que la tasa de malos se refiere al porcentaje de malos o de cuentas que incumplieron en los doce meses posteriores a su calificación, se espera que, en los rangos de menor puntaje, esta tasa sea más alta que la de los rangos de mayor puntaje. Como se observa en las gráficas anteriores, todos los segmentos muestran esta monotonicidad y estabilidad en la misma, en los 16 meses posteriores al periodo de modelado (abril-17 a marzo-18), por lo que, se puede concluir que el modelo en su totalidad, y en sus segmentos predice de manera correcta aquellas cuentas que tienen mayor propensión a presentar un impago de 90+ días después de su calificación.

Por último, para asegurar que el modelo guarda la predictibilidad adecuada, se revisa la prueba estadística de KS (Kolmogorov-Smirnov), así como la estabilidad de esta a través del tiempo.

⁹ 90+ días de impago en 12 meses posteriores a su calificación.

Figura 6
Estabilidad tasa de malos periodos de validación



Fuente: Elaboración propia con datos de la estimación.

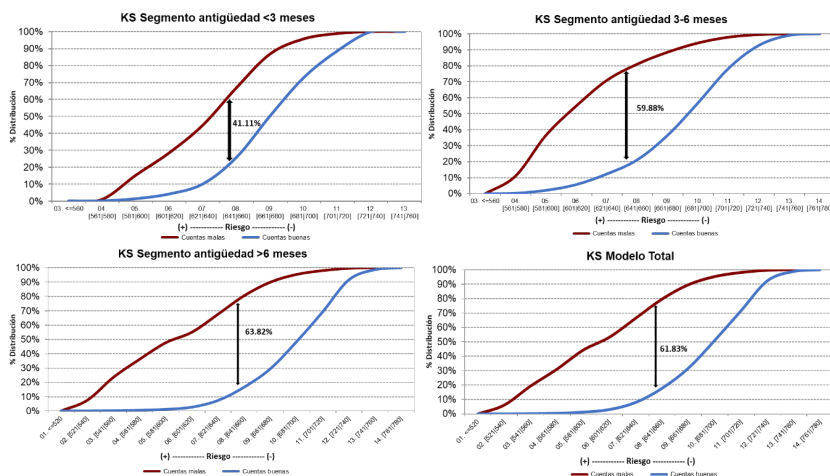
El KS (Kolmogorov–Smirnov) es una prueba no paramétrica, la cual permite conocer la máxima separación existente entre dos funciones de distribución acumuladas, por lo que entre mayor es dicha separación, mayor es el KS y mayor predictibilidad tiene el modelo.

Para el presente modelo, las funciones que se consideran son: las cuentas que se denominan malas, ya que presentan el evento o cumplen la variable objetivo¹⁰, y las cuentas que no presentan el evento o cuentas buenas.

Como se menciona, se realiza una distribución acumulada de dichas funciones por rango de *score*, obteniendo la diferencia entre cada distribución en cada rango, la máxima diferencia obtenida es el valor del estadístico KS.

En las siguientes gráficas, se muestran dichas distribuciones acumuladas por cada segmento del modelo, así como las del modelo en su totalidad, en el periodo de modelado (abril17 a marzo18).

Figura 7
Estadístico KS Modelo total



Fuente: Elaboración propia con datos de la estimación.

Como se observa en la gráfica de la figura 7, para cada segmento del modelo se presenta una gráfica que explica el cálculo del estadístico KS, en esta se muestran las dos distribuciones acumuladas, la línea roja que representa las cuentas malas o que presentaron evento y la línea azul que son aquellas cuentas que no presentaron evento o cuentas buenas. En el eje de las X, se encuentra el

¹⁰ Aquella cuenta que presente 90+ días de impago en 12 meses posteriores a su calificación.

porcentaje de distribución, y en el eje de las ordenadas, los rangos equidistantes¹¹ de score que van de menor a mayor. Una vez observadas las distribuciones acumuladas de las dos funciones, se procede a calcular la máxima separación entre las mismas.

Para el caso del segmento de antigüedad < 3 meses, la máxima separación es de 41.11%, en lo que respecta al segmento de antigüedad 3-6, su KS es de 59.88%, para el segmento de antigüedad >6, su máxima separación es de 63.82%. En cuanto a la totalidad del modelo, esta muestra un KS de 61.83%.

En la siguiente tabla se muestra la interpretación más común en el sistema bancario para los valores del estadístico de KS.

Tabla 16
Referencia valor KS

Valor de KS	Interpretación
<20%	El modelo no es válido
20% - 40%	El modelo es aceptable
41% a 50%	El modelo es bueno
51% a 60%	El modelo es muy bueno
61% a 75%	El modelo es excelente
>75%	El modelo es quizá demasiado bueno para ser verdad

Fuente: Elaboración propia.

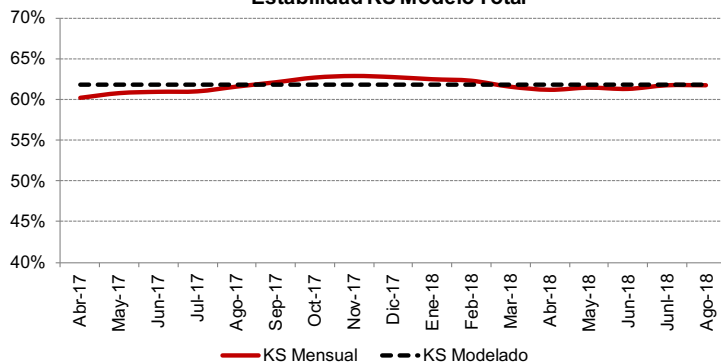
De acuerdo con la tabla 16, los valores obtenidos del estadístico KS para los diferentes segmentos de modelo son buenos y, por consiguiente, el modelo en su totalidad se puede tomar como un modelo excelente.

La última prueba que se realiza al modelo es la estabilidad del estadístico KS, obtenido en el punto anterior, el objetivo es que tanto para los meses del periodo de modelado (de abril 2017 a marzo, de 2018) como en los del periodo de validación (de abril 2018 a agosto, 2018) se mantenga el valor del estadístico KS del modelo total, en 61.83%.

Dado que se pretende observar las cuentas doce meses posteriores a su calificación, para comprobar si estas muestran impago o son cuentas catalogadas como malas, la validación se puede realizar de abril de 2017 a agosto de 2018. En la siguiente gráfica, se presenta el resultado del estadístico KS cada mes del periodo de modelado y de validación.

¹¹ Que supone encontrarse a la misma distancia.

Figura 8
Estabilidad estadístico KS
Estabilidad KS Modelo Total



Fuente: Elaboración propia con datos de la estimación.

Como se aprecia en la gráfica de la figura 8, en el eje de las X se muestran los meses de abril, 2017 a agosto, 2018 y en el eje de las ordenadas, el valor de la máxima separación que existe entre las dos distribuciones (cuentas malas y cuentas buenas). La línea negra punteada se refiere al valor del KS, que se obtiene en el periodo de modelado (61.83%), y la línea roja representa el valor del KS en cada mes.

Como se observa, la línea roja siempre es cercana a la línea negra punteada, por lo que se puede afirmar que el estadístico KS mantiene sus niveles a través de todos los meses del modelado y fuera del mismo.

Complementando las pruebas estadísticas, se realiza la matriz de confusión o de contingencia, la cual se trata de una tabla en donde se clasifica cada cuenta dependiendo del cumplimiento o no de la variable objetivo, tanto con los datos reales como lo predicho por el modelo.

Para el presente modelo, se denominará como “Incumple” a toda aquella cuenta que cumple la variable objetivo, es decir, a toda aquella cuenta que presenta 90 días o más de incumplimiento en los 12 meses posteriores a su calificación. Y a toda cuenta que no presenta dicho incumplimiento (no cumple la variable objetivo), se le denominará “Buena”.

En la tabla 17, se muestran las cuentas modeladas con su clasificación, tomando para el modelo un corte de 660 puntos, es decir, toda aquella cuenta que se la haya asignado mayor puntaje que 660 es considerada como “Buena” y toda cuenta que se le evaluó con un puntaje menor igual que 660 es

considerada como “Incumplen”. Como lo menciona Siddiqui (2006), el corte es establecido por cada institución basado en la tasa de malos de las cuentas. Con base en la matriz de confusión, se pueden obtener diferentes medidas de evaluación, en específico, para los modelos de comportamiento de crédito se busca tener un buen nivel de exactitud y de especificidad.

Tabla 17
Matriz de confusión

		Modelo		
		Buena	Incumplen	Total
Real	Buena	8,846,421	1,894,665	10,741,085
	Incumplen	308,493	754,575	1,063,068
	Total	9,154,914	2,649,239	11,804,153

Fuente: Elaboración propia con datos de la estimación.

La exactitud se refiere al porcentaje de cuentas que el modelo predijo correctamente, es decir, aquellas cuentas que en los datos reales son buenas y el modelo las predijo como tal, y aquellas que en los datos reales incumplen y el modelo acierta en clasificarlas de dicha manera. Por otro lado, la especificidad se refiere a qué tantas cuentas que en los datos reales incumplen y el modelo las predice correctamente. Dichas medidas de evaluación para el presente modelo se calculan de la siguiente forma:

$$\text{Exactitud} = (8,846,421 + 754,575) / 11,804,153 = 81\%$$

$$\text{Especificidad} = (754,575 / 1,063,068) = 71\%$$

Como se muestra, el presente modelo tiene una exactitud del 81%, es decir, el 81% de las cuentas las predice de manera correcta. En lo que respecta a la especificidad, el modelo presenta 71%, es decir, dado que nos interesa evitar Falsos Positivos (cuentas que en los datos reales incumplen, pero el modelo las asigna como buenas), el porcentaje obtenido es bastante bueno.

Para finalizar, las evaluaciones con la matriz de confusión, se obtienen las medidas de exactitud y especificidad para periodo de validación esperando que se mantengan. Para el periodo de validación del presente modelo (de abril de 2018 a agosto de 2018) se obtiene una exactitud del 80% y una especificidad del 70%, por lo que se puede asegurar que el modelo guarda su predictibilidad a través del tiempo.

Dado lo anterior, se puede asegurar que el modelo además de tener una potencia de predicción excelente, esta es estable a lo largo del tiempo, por lo que se asegura una correcta calificación de cada cuenta del portafolio en el futuro próximo.

Conclusiones

La presente investigación cumple el objetivo de diseñar un modelo que identifique a las cuentas del portafolio de tarjeta de crédito y las jerarquice según su riesgo de incumplimiento, mediante un sencillo puntaje. En términos de la hipótesis, se comprueba que el modelo propuesto tiene un alto nivel de predictibilidad y de estabilidad, tanto fuera como dentro del periodo de modelado, aunado con la comprobación de monotonicidad que asegura que el modelo tenga un alto nivel de precisión.

El desarrollo de la investigación integra una serie de pasos agrupados en dos procesos: i) el tratamiento y construcción de datos y ii) la aplicación del modelo, en el cual se incorpora la aplicación de una regresión logística, pruebas de estabilidad del modelo, construcción de tabla de puntajes y validación del modelo.

A partir de los resultados del modelo se conocen las principales variables que determinan la probabilidad de incumplimiento por cada segmento y grupo. Las pruebas de estabilidad del modelo y la validación de este sugieren que la estimación es sumamente confiable para las decisiones orientadas a la mitigación del riesgo de crédito dentro de la institución bancaria. La transformación de la probabilidad a un puntaje facilita la utilización de dicha información, para su uso interno, en la toma de decisiones orientadas al otorgamiento de crédito y oferta de diversos productos ofrecidos por el banco. Por último, se demuestra la estabilidad del modelo en cuanto a su distribución y predicción, mediante una validación fuera del periodo de modelado, lo cual comprueba la viabilidad de uso en el presente y futuro próximo.

La importancia de la investigación subyace en que, además del beneficio para la institución, se beneficia directamente a la población bancarizada, al categorizarla, permite que la institución bancaria tome acciones para el cuidado del endeudamiento de la persona en cuestión, limitando el uso del crédito y evitando su sobreendeudamiento.

Al permear esta práctica a todas las instituciones bancarias, se estaría previniendo el riesgo de crédito a un nivel macroeconómico, por lo que, el sistema financiero en su totalidad gozaría de un comportamiento sano en cuanto al control del riesgo de crédito y, por ende, de los diferentes riesgos del sistema financiero.

Aparte de la mitigación de dichos riesgos, con el desarrollo del modelo presentado, se disminuye el problema de la información asimétrica, ya que al asignar una puntuación al crédito se cuenta con una medición cuantitativa de

las cuentas, basándose en las cualidades de estas, pudiendo numéricamente diferenciar a las mejores cuentas de las peores.

Referencias

- [1] Alaka, H. A., Oyedele, L. O., Owolabi, H. A., Kumar, V., Ajayi, S. O., Akinade, O. O., y Bilal, M. (2018). "Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection." *Expert Systems with Applications*, 94, 164-184. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.040>
- [2] Ampountolas, A., Nyarko Nde, T., y Constantinescu, C. (2021). "A Machine Learning Approach for Micro-Credit Scoring." *Risks*, 9(3), 50. <https://doi.org/10.3390/risks9030050>
- [3] <https://doi.org/10.3390/risks9030050>
- [4] Ansari, A., Ahmad, I. S., Bakar, A. A., y Yaakub, M. R. (2020). "A hybrid metaheuristic method in training artificial neural network for bankruptcy prediction." *IEEE Access*, 8, 176640-176650. doi: 10.1109/ACCESS.2020.3026529.
- [5] Byström, H. (2019). "Blockchains, real-time accounting, and the future of credit risk modeling". *Ledger*, 4. <https://doi.org/10.5195/ledger.2019.100>
- [6] Capelo Vinza, J. A. (2012). *Modelo de aprobación de tarjetas de crédito en la población ecuatoriana bancarizada a través de una metodología analítica* (Tesis de Licenciatura, Escuela Politécnica Nacional). Recuperado de: <http://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/5328>
- [7] Caruso, G., Gattone, S. A., Fortuna, F., y Di Battista, T. (2021). "Cluster Analysis for mixed data: An application to credit risk evaluation". *Socio-Economic Planning Sciences*, 73, 100850. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2020.100850>
- [8] Cavallo, A., Coghlan, M., & Jackson, J. (2012). *Aplicación de "credit scoring" como solución a los problemas actuales de tarjeta AA en el área de originación y análisis crediticio*. (Tesis de Licenciatura, Instituto Tecnológico de Buenos Aires) Recuperado de: <http://ri.itba.edu.ar/handle/123456789/955>
- [9] Chuang, C. L., y Lin, R. H. (2009). "Constructing a reassigning credit scoring model". *Expert Systems with Applications*, 36(2), 1685-1694. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.11.067>
- [10] <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.11.067>
- [11] Davi, S. S., y Radhika, Y. (2018). "A survey on machine learning and statistical techniques in bankruptcy prediction". *International Journal of Machine Learning and Computing*, 8(2), 133-139. doi: 10.18178/ijmlc.2018.8.2.676
- [12] De la Fuente, S. (2011). *Regresión Logística*. Disponible en: <https://www.fuenterrebollo.com/Economicas/ECONOMETRIA/CUALITATIVAS/LOGISTICA/regresion-logistica.pdf>
- [13] Gutierrez Girault, M. A. (2007). "Modelos de credit scoring: qué, cómo, cuándo y para qué." Banco Central de la República Argentina, Argentina. Recuperado de: <https://mpr.a.ub.uni-muenchen.de/id/eprint/16377>
- [14] Ignatius, J., Hatami-Marbini, A., Rahman, A., Dhamotharan, L., & Khoshnevis, P. (2018). "A fuzzy decision support system for credit scoring." *Neural Computing and Applications*, 29(10), 921-937. <https://doi.org/10.1007/s00521-016-2592-1>
- [15] López, P. P. (2018). *Desarrollo de modelo Credit Scoring para admisión de facturas en factoring*. (Tesis de Licenciatura, Universidad de Chile) Recuperado de: <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/149160>

- [16] Medina-Olivares, V., Calabrese, R., Dong, Y., y Shi, B. (2021). "Spatial dependence in microfinance credit default." *International Journal of Forecasting*. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.05.009>
- [17] Okesola, O. J., Okokpujie, K. O., Adewale, A. A., John, S. N., & Omoruyi, O. (2017, December). An improved bank credit scoring model: a naïve Bayesian approach. In 2017 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI) (pp. 228-233). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CSCI.2017.36>
- [18] Papouskova, M., y Hajek, P. (2019). "Two-stage consumer credit risk modelling using heterogeneous ensemble learning." *Decision support systems*, 118, 33-45. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2019.01.002>
- [19] Puertas Medina, R. M., y Martí Selva, M. L. (2013). "Análisis del credit scoring." *RAE-Revista de Administração de Empresas*, 53(3), 303-315. <http://hdl.handle.net/10251/59864>
- [20] Siddiqi, N. (2006). *Credit Risk Scorecards Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring*. Canada: Simultaneously.
- [21] Siddiqi, N. (2017). *Intelligent credit scoring: Building and implementing better credit risk scorecards*. John Wiley & Sons.
- [22] Torvekar, N., & Game, P. S. (2019). "Predictive analysis of credit score for credit card defaulters." *Int. J. Recent Technol. Eng*, 7(1), 4. https://www.researchgate.net/profile/Pravin-Game/publication/332557433_Predictive_analysis_of_credit_score_for_credit_card_defaulters/links/5f44ec63458515b7294fc74c/Predictive-analysis-of-credit-score-for-credit-card-defaulters.pdf
- [23] Trejo-García, J. C., Ríos-Bolívar, H., y Martínez-García, M. Á. (2016). "Análisis de la administración del riesgo crediticio en México para tarjetas de crédito." *Revista mexicana de economía y finanzas*, 11(1), 103-121. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1665-53462016000100103&lng=es&tlng=es.
- [24] Vega Mena, M. D. L., Santoyo Cortés, V. H., Muñoz Rodríguez, M., y Altamirano Cárdenas, J. R. (2017). "Reducción de costos de transacción e información asimétrica: experiencias de financiamiento rural en México". *Estudios sociales (Hermosillo, Son.)*, 27(49), 181-209. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0188-45572017000100181&lng=es&tlng=es
- [25] Zhang, Y., Liu, R., Heidari, A. A., Wang, X., Chen, Y., Wang, M., & Chen, H. (2021). "Towards augmented kernel extreme learning models for bankruptcy prediction: algorithmic behavior and comprehensive analysis." *Neurocomputing*, 430, 185-212. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.10.038>

Apéndices

Consulte los apéndices [en línea](#).



Strategic Environmental Policies in the Presence of Differentiated Goods

Políticas ambientales estratégicas en presencia de bienes diferenciados

Rafael Salvador Espinoza Ramírez^{§*}
Salvador Sandoval^{*†}

Article information

Received:
24 July 2020

Accepted:
10 May 2022

JEL Classification:
Q52; Q56; H23

Keywords:

Strategic
Environmental Policy;
Pollution Quota;
Pollution Disutility;
Duopolistic
Competition; Welfare

Abstract

We develop a theoretical model of partial equilibrium where firms, located in a country, compete and produce differentiated goods in a duopolistic market. Emission of pollution is related to production, and firms produce their output using different levels of polluting technology. To control pollution emission, the government applies discriminatory pollution quotas considering the benefits for firms, consumers, and environmental damage. The results show that if the disutility to be polluted is very high, the government imposes a zero-emission quota on the companies. But, if such disutility is not significantly high, it allows a certain amount of emissions, imposing different quotas on firms depending on the levels of technology they use to control their emissions. The proposed model stresses the importance of the rational establishment of strategic environmental policies, which benefit all economic agents in the market, firms, consumers, and the environment.

* Centro Universitario de Ciencias Económico Administrativas, Universidad de Guadalajara; § rafaelsa@cucea.udg.mx

ISSN Electrónico: 2448-8402 | ISSN Impreso: 1870-221X | ©2022 Los autores



Información del artículo	Resumen
Recibido: 24 julio 2020 Aceptado: 10 mayo 2022	Desarrollamos un modelo teórico de equilibrio parcial donde las empresas, ubicadas en un país, compiten y producen bienes diferenciados en un mercado duopolístico. La emisión de contaminación está relacionada con la producción, y las empresas producen utilizando diferentes niveles de tecnología contaminante. Para controlar la emisión de contaminación, el gobierno aplica cuotas de contaminación discriminatorias teniendo en cuenta el beneficio para las empresas, los consumidores y el daño ambiental. Los resultados muestran que si la desutilidad a contaminar es muy alta, el gobierno impone una cuota de cero emisiones a las empresas. Pero, si dicha desutilidad no es significativamente alta, permite una cierta cantidad de emisiones, imponiendo diferentes cuotas a las empresas dependiendo de los niveles de tecnología que utilizan para controlar sus emisiones. El modelo propuesto subraya la importancia del establecimiento racional de políticas ambientales estratégicas, que actúen en beneficio de todos los agentes económicos en el mercado, las empresas, los consumidores y el medio ambiente.
Clasificación JEL: Q52; Q56; H23 Palabras clave: Políticas ambientales estratégicas; Cuota de contaminación; Desutilidad por contaminar; Competencia duopolística; Bienestar	

Introducción

Human activities, in general, and the production of goods and services, in particular, have produced pollution negatively affecting the environment. The emission of huge amounts of toxic gases that cause the greenhouse effect (such as carbon dioxide, methane, and sulfur dioxide) is the main cause of global warming, desertification, deforestation, irreversible damage to ecosystems such as the extinction of animals and plants, rising sea levels, among others. On the other hand, the effects of pollution on human health are diverse. For instance, the risk of respiratory and cardiovascular diseases such as pneumonia and lung cancer are greatly increased by pollution. In this way, the ecological and economic costs of pollution are considerable (UNEP 2019).

The increase in population and economic growth causes a greater demand for goods and services, which causes the intensive use of the natural resources necessary for these production processes. The increasing demand and the intensive production are the origins of the increase in pollutant emissions. Governments should set environmental policies to regulate pollution emissions, but these policies must be flexible enough not to undermine the productivity of firms and their competitiveness. Governments all over the world face this dilemma; they must act with caution and intelligence, implementing environmental policies that guarantee economic growth and a healthy environment at the same time. For this, the government can establish

some discriminatory environmental policies according to the level of contamination of each type of good produced, because the goods can be differentiated according to their polluting production technology.

As for the theoretical works that consider goods differentiated by the level of the cost structure to reduce pollution, the literature is quite scarce. In this sense, we develop a partial equilibrium model for a country with heterogeneous firms, under a Cournot duopolistic scheme. We assume that firms have the technology to reduce pollution, but with different levels of efficiency to control it. Therefore, the technological level determines the degree of product differentiation. In this sense, we can talk about the product differentiation causing one good to be more contaminated than another. Even when we do not intend to delve into a discussion between dirty and clean goods, for a more in-depth discussion on this issue see Stimming, 1999; Bayindir-Upman, 2000; Fullerton and Metcalf, 2002 and Requate, 2005.

Specifically in this paper, we consider that the government is setting a differentiated pollution quota according to the different levels of pollution technology of firms. To do so, the government considers the benefit of firms, consumers, and the social costs of pollution. Pollution quotas are quantitative limits to the amount of emissions applied to companies (Cropper and Oates 1992). In this sense, firms must assume the costs of reducing their emissions through appropriate technology to adjust to the amount of emissions determined by the government (Kolstad 2011).

These quantitative limits to the amount of emissions are determined by technological issues (Field, 2003). Generally, countries establish expert commissions that study the different industrial activities to determine, based on the analysis of available technologies, the associated costs, including monetary costs, average emission levels, and consultation with direct and indirect stakeholders, and the maximum amount of pollution emissions allowed per unit of product (Martínez-Alier and Roca Jusmet, 2000). In practice, it is sought that such quotas are economically viable for firms, that is, the costs to achieve them are not very high and are technically possible (Martínez-Alier and Roca-Jusmet, 2000). Likewise, there are many theoretical models that, based on empirical data and using various methodologies, determine the optimal amounts of pollutant emissions that depend, on the one hand, on the type of industry and its geographic location; and on the other, consider costs abatement, emission efficiency and total emission control.

There are many examples of the part of the application of pollution quotas to the industry, for example, the Automobile Protection Association of the United States, applies to the automobile industry, in the case of new automobiles, that each vehicle cannot emit in grams per kilometer the following: hydrocarbons

without methane, 0.25; carbon monoxide, 3.4; nitrogen oxides, 0.4. For the electricity generating industry, the quality of the fuel is limited, thus, for example, the sulfur content cannot exceed 1%, or the emissions per quantity of fuel used, that is, they cannot emit more than 500 grams of sulfur dioxide per million BTUs of fuel used (Kolstad, 2011). In Europe, the European Environment Agency establishes quantitative limits on emissions into the atmosphere of certain pollutants from medium-sized industrial combustion facilities (with nominal thermal power equal to or greater than 1 MW and less than or equal to 5 MW), measured in mg / Nm³, for example, for nitrogen oxides are 650 for solid fuels, 200 for diesel and 250 for natural gas (European Union, 2015)).

In terms of differentiated pollution quotas, Golombek and Hoel (2008) analyze the allocation of pollution quotas under conditions of cooperation between two countries, where the costs of reducing pollution are determined through investments in research and development, that is, pollution control technologies. Golombek and Hoel (2006) develop a model where investments in research and development are corrected through an internal subsidy. Endres and Rundshagen (2013) study the incentives for firms and the innovation of technology to control their emissions under an international environmental cooperation scheme; they conclude that technology innovation is not necessarily optimal when quotas are applied as an emission control instrument. Differing from the previous models, we consider that the pollution quota is the main endogenous variable, and the determination of its optimal value determines the environmental policies that the government implements to maximize general welfare.

Regarding the theoretical models that consider emission quotas and the Cournot oligopoly scheme, we can mention Montero (2002), Lahiri and Ono (2000) and Kayalica and Lahiri (2005). Montero (2002) compares the environmental R&D incentives, through the application of quotas, through 4 environmental control instruments (emission standards, performance standards, negotiable permits, and auctioned permits), under the categories of oligopoly permits and product markets. In this model, incentives depend on direct and strategic effects, standards can offer greater incentives than permits. Also, if markets are perfectly competitive, tradable, and auctioned permits offer equal incentives, similar to emission standards and generally more than performance standards. The model developed in this study does not consider the presence of R&D incentives, so it focuses on the application of environmental policies applied by the government generically using pollution quotas, under the duopolistic scheme of a differentiated good by the level of technological efficiency.

Lahiri and Ono (2000) consider the application of taxes and pollution quotas when an endogenous number of foreign firms compete against domestic firms in the market for a non-tradable good produced under oligopoly conditions. They conclude that the magnitude of the marginal abatement cost determines the optimal environmental policy. On the other hand, Kayalica and Lahiri (2005) analyze the application of the quota policy under an oligopolistic FDI scheme, in which foreign firms located in a host country compete against a domestic company in another country to export a homogeneous good to a third-party country. When the number of foreign firms is exogenous, the host country applies stricter environmental regulations than the other producing country. On the other hand, under conditions of free entry and exit of foreign firms, the host country can apply a less severe standard in both the non-cooperative and cooperative equilibrium. Unlike the work of Lahiri and Ono (2000) and Kayalica and Lahiri (2005), although our work does not consider the presence of FDI, we consider the most realistic assumption of differentiated goods, although we closely use the Lahiri and Ono model as a basis in modelling.

Regarding the theoretical models under oligopoly conditions with horizontally differentiated goods, we can mention Fujiwara (2009) and Gautier (2015). Fujiwara (2009) builds a polluting oligopoly model with differentiated goods, he considers how product differentiation, together with the presence and absence of free entry, affects the optimal pollution tax policy. Gauthier (2014) examines the role of horizontal product differentiation in optimal policy and industry emissions in a Cournot oligopoly model in the presence of emission abatement technology, subsidies, and taxes. He concludes that, as products become more differentiated, the government can afford a tax increase due to the presence of subsidies and abatement technology. In this work, compared to the previous ones, taxes are not used; but quotas and the nature of product differentiation in our model determine the level of technological efficiency.

Among other works that establish environmental quotas in product differentiation models under the duopoly scheme, we can mention Moraga-González and Padron-Fumero (2002), Espinola-Arredondo and Zhao (2012), and Arguedas and Rousseau (2021). Moraga-González and Padron-Fumero (2002) study the impact of some frequently used environmental policies in a duopolistic market, among them pollution quotas, where buyers are willing to pay more for less polluting goods, conditioned by a certain level of environmental awareness. They establish that the ecological characteristics of the product are determined by the level of environmental awareness of consumers, while in our model it is determined by the level of technological efficiency.

Espínola-Arredondo and Zhao (2012) analyze how a tax and subsidy policy affects the behaviour of consumers when choosing between organic goods and conventional products, and its effects on well-being when a proportion of consumers have strong preferences for organic products. They conclude that, under a framework of horizontal product differentiation, an environmental regulation generates greater social welfare than the absence of an environmental policy. On the other hand, our work differs in that it does not use the linear city assumption in product differentiation, but rather the technological efficiency approach, and also differs in the how quotas are used as an instrument of environmental policy.

Arguedas and Rousseau (2021) analyze the behaviour of consumers determined by their environmental awareness, the application of subsidy policies, product standards (which can force companies to supply products that are more energy efficient) and education to improve the environmental performance of companies through the design of energy-efficient products. They conclude that a policy based on a product standard can counteract the negative effects of displacing the intrinsic motivation of consumers in a monopoly environment, although this counteracting effect is less powerful under a duopoly. However, in the subsidy policy, the total effect of the displacement will be significant. In this sense, our work differs from the previous one in that it focuses on quotas, which does not consider the monopoly scheme, and on the nature of differentiation through the technological efficiency of firms.

Finally, Sandoval and Espinosa (2020) develop a theoretical FDI model for the market of a homogeneous good, foreign firms compete against national firms under duopolistic conditions, they use the differentiated pollution quota as a control instrument, and it is assumed that companies of foreign direct investment have more efficient technology to reduce pollution. It is concluded that if the disutility to be polluted is considerably high, the government of the host country imposes a zero-pollution quota on both local and foreign companies; but if the disutility to be polluted is not very high, the government allows these companies a certain amount of emissions depending on the relative efficiency of each type of company. In this sense, the model proposed here differs from the previous one in the product differentiation in terms of the cost structure associated with pollution control; in such a way that the application of environmental policy considers the efficiency of technology in determining the optimal quotas by maximizing the well-being of all the economic agents involved.

So, we consider a model in which local firms produce differentiated goods. These firms compete in a duopolistic market. The government chooses the level of public policy (pollution quota) imposed on pollution to maximize

welfare. The model is composed of two stages. At the first stage, the government determines the level of pollution quota taking the firms' output levels as given. In the second stage, firms choose their output and emission levels observing the pollution quota set by the government. As usual, the problem is solved using backward induction.

In this article, there are three characteristics not addressed by literature altogether, and that also makes the modelling of stylized facts closer to reality. First, the use of discriminatory environmental policies allows solving the efficiency problem that the uniform environmental policy does not consider. Second, the existence of differentiation in terms of the firms' cost structure is considered, in such a way that the firm decides the level of pollution based on the cost of abating it. Third, consumers recognize the polluting nature of goods, even if they do not know the technology necessary to produce them. Therefore, the government can establish a discriminatory environmental policy, in the form of pollution quotas, which is more efficient in terms of social welfare. This policy of discriminatory quotas would depend on the disutility of pollution, the cost of reducing pollution by the polluting company, and the benefit of the consumer.

The importance and contribution of this article lie in the analysis of discriminatory environmental policies in the context of competition between polluting and non-polluting companies, where the cost of the former is lower than the cost of the latter according to most of the literature. In this sense, the consumer, knowing about the polluting nature of the goods, considers it beneficial that there is a difference between the prices of the goods since the polluting good provides him with a greater surplus than does the non-polluting good. Firms know this and henceforth decide their level of production and level of pollution. The government maximizes social welfare by considering both environmental conditions and market efficiency.

This article models a clear reality that occurs in many developing countries where the implementation of environmental policies can undermine their economic efficiency, and discriminatory environmental policies have become an option in their economic-environmental dilemma. We recognize that the assumption of a discriminatory environmental policy may be questionable in contexts where the regulator does not have perfect information on each regulated company. Certainly, the information that the government has may be limited. However, there are cases in which, in certain sectors, there is sufficient information on the environmental impact of companies. There are government agencies that obtain this information due to specific monitoring of the sector. An example is in the tourism sector where there is timely monitoring of the impact of environmental carrying capacity on ecosystems. We assume a

discriminatory environmental policy as in Deng (2021), Erdogan (2013), and Kayalica and Lahiri (2005).

Probably the most relevant aspect of this article is the context in which it is modelled, and the fact that the model can consider that the absence of an environmental policy may be optimal in some economic contexts, especially in low- and middle-income countries.

After exploring some comparative statics, we solve for optimal pollution quota. The basic economic model is spelt out in the following section. Section 3 then carries out a comparative statics analysis for the basic model. The optimal policy is analysed in section 4. Finally, some concluding remarks are made in section 5.

1. Model Framework

We use the simplest possible structure capable of presenting the main points. In this model, there are two firms a and b , both firms produce differentiated and non-tradable commodities in terms of cost and demands. We have exogenous horizontal differentiation, firm a produces a commodity with a polluting technology, and firm b may produce a commodity with a different level of polluting technology: firm b may use a polluting technology like firm a , or clean technology, or something in between. The election of the level of polluting technology of firm b is going to depend on the cost structure. On the other hand, we assume linear demands as in which we have quasilinear preference under a numeraire commodity. The linear demands are

$$p_a = 1 - D_a \quad (1)$$

$$p_b = 1 - D_b \quad (2)$$

where p_a and p_b are the prices of outputs produced by firms a and b such that

$$D_a = x_a + \gamma x_b \quad (3)$$

$$D_b = x_b + \gamma x_a \quad (4)$$

D_a and D_b stand for the demands of goods a and b . x_a is the output produced by firm a , x_b is the output produced by firm b , and γ is the degree of differentiation such that $1 \geq \gamma \geq 0$. When $\gamma = 1$, both outputs are perfectly homogenous and are produced by a polluting technology, and we have only one demand function. When $\gamma = 0$, both outputs are differentiated and firm a produces output with a polluting technology and firm b produces output with a non-polluting (or clean) technology. However, when we have a value between zero and one, it means we have somewhat of a polluting technology used by firm b . This partially polluting technology may have a different degree of environmental cleanness according to the level of differentiation.

The degree of differentiation of a good depends on the consumer's perception of the attributes of the product. In this case, the differentiated good has different attributes, but satisfies the same need as the final consumer. The consumer recognizes that two goods are imperfect substitutes but does not know about the technology with which these goods were made.

The fact that the consumer does not recognize the technology with which differentiated goods are made is common in societies with low environmental literacy. Even when they know that the technology used to produce a certain good is polluting or not, it does not necessarily imply that consumer preferences change. Kollmuss and Agyeman (2002), Chartand (2005), and recently Siegel, Cutter-Mackenzie-Knowles and Bellert (2018) have shown that there is a gap between environmental knowledge and the specific behaviours achieved by individuals because of their environmental awareness. In this sense, these studies have been carried out analyzing these differences between environmental knowledge, the level of ecological awareness, and real behaviour that individuals manifest in caring for their natural environment.

In this paper, we consider that there is a gap between environmental knowledge and specific environmental behaviours. We assume that, even though consumers might know the technology used to produce the differentiated goods, this does not imply that they have any environmental behaviour as shown by Kollmuss and Agyeman (2002), Chartand (2005), and Siegel, Cutter-Mackenzie-Knowles and Bellert (2018).

However, incorporating environmental behaviour into the model can be straightforward. The simplest option is that the degree of differentiation affects consumer preferences. That is, the higher the level of differentiation, the lower the willingness to consume the goods with polluting technology. Rewriting the demand functions, we may have

$$p_1 = a_1 - bD_a$$

$$p_2 = a_2(\gamma) - bD_b$$

The first demand is for non-polluting technology goods and the second is for polluting technology goods. The intercept of the first demand a_1 is fixed, the intercept of demand of the second equation is a function of the level of environmental awareness (α), such that $a_2 = a_2(\alpha)$, and it is decreasing ($a_2' < 0$). In other words, larger the level of environmental awareness, smaller is the willingness to consume the polluting good. However, we consider this is another extension of the model and we omitted it for simplicity. We consider that the consumer is not generally concerned with the environment as pointed out by Kollmuss and Agyeman (2002), Chartand (2005), and Siegel, Cutter-Mackenzie-Knowles and Bellert (2018).

The firms are defined as

$$\pi_a = (p_a - k_a)x_a \quad (5)$$

$$\pi_b = (p_b - k_b)x_b \quad (6)$$

where π_a and π_b denote the profits of firms a and b . Firms compete in a duopolistic setting where k_i is the constant marginal (and hence, average cost) such that ($i = a, b$). The firms are assumed to behave in a Cournot-Nash fashion. Hence, profit maximization yields first-order conditions of (5) and (6) as

$$1 - 2x_a - \gamma x_b - k_a = 0 \quad (7)$$

$$1 - 2x_b - \gamma x_a - k_b = 0 \quad (8)$$

It can easily be verified that with the linearity of demand the second-order conditions are always satisfied. Solving (7) and (8) we have a profit-maximizing equilibrium output for both types of firms.

$$x_a = \frac{2(1-k_a) - \gamma(1-k_b)}{(4-\gamma^2)} \quad (9)$$

$$x_b = \frac{2(1-k_b) - \gamma(1-k_a)}{(4-\gamma^2)} \quad (10)$$

Substituting (9) and (10) into (5) and (6) we find the optimal profits as

$$\pi_a = x_a^2 \quad (11)$$

$$\pi_b = x_b^2 \quad (12)$$

We consider that the firms are differentiated by the environmental technology adopted by firm b . While firm a produces under a polluting technology, firm b may produce under a non/partial/total polluting technology. However, this model setting is straightforward and flexible enough to implement for more general cases in different industries. The cost to produce an ecologically better output implies adopting more expensive technology. In other words, when $\gamma = 1$ both outputs are homogenous and both firms produce using the same polluting technology, and when $\gamma = 0$ both outputs are differentiated and firm b produces using a non-polluting technology and firm a produces goods using a polluting technology. Something in between ($1 > \gamma > 0$) means that firm b produces using a partial polluting technology. As a simplifying assumption, we do not consider the decision of firms to use an environmental technology level, nor the incentives they may receive if they adopt a specific technology. An extension of this model would be to endogenize this firm's decision in interaction with the government's optimal policy decision. In this article, only the different possible scenarios are seen in the optimal policy at different levels of differentiated goods. The structures of cost in both firms are

$$k_a = c_a + \lambda\theta_a \quad (13)$$

$$k_b = c_b(\gamma) + \lambda\theta_b(\gamma) \quad (14)$$

The unit cost of production, k_i the first term in (13) and (14) is c_i , which is the part of the unit cost that is determined by technological and factor-market conditions, and it is taken to be constant for firm a . However, this cost in firm b is determined by the degree of differentiation $c_b = c_b(\gamma)$, where $c'_b < 0$ and $c''_b = 0$ we have a linear relation. The cost of firm b is bounded such that $c_b^H \geq c_b \geq c_a$, where $c_b(0) = c_b^H$, and $c_b(1) = c_a$. Adopting environmental technology is more expensive than adopting the normal polluting technology. On the other hand, the amount of pollution generated (before any abatement) by each firm is $\theta_i x_i$, where θ_i is the production technology and it is constant. A small θ_i means that the environmental production technology adopted by a firm is more efficient, there is less pollution emitted by the firm. However, this technology in firm b depends on the degree of differentiation as well. In this case, this technology would be the same if both outputs are homogenous such that $\theta_b(1) = \theta_a$, but with completely differentiated outputs, the technology of production is less polluting in firm b than in firm a such that $\theta_b(0) = 0$. So, we can consider a linear relation in which $\theta'_b > 0$, and $\theta''_b = 0$. We have $\theta_a \geq \theta_b \geq 0$. We assume that the abatement technology is such that it costs each firm a constant amount λ to abate one unit of pollution. From (13) and (14) we have

$$k_b - k_a = c_b - c_a + \lambda(\theta_b - \theta_a) \geq 0$$

Clearly, the unit cost of firm b is larger than the unit cost of firm a . Adopting environmental technology is more expensive than using normal non-environmental technology. From here we can deduce that

$$x_a - x_b = \frac{(2 + \gamma)(k_b - k_a)}{(4 - \gamma^2)} \geq 0$$

With no pollution policy, and given the cost difference, the output produced by the firm a is at least as larger as the output produced by firm b . Finally, from (11) to (14) we get

$$\pi_a - \pi_b = \frac{[(1 - k_a)^2 - (1 - k_b)^2]}{(4 - \gamma^2)}$$

We have that $\pi_a - \pi_b \geq 0$.

Here, we wonder how pollution may affect the health of people in the country given by environmental degradation. Pollution here is considered a negative externality which implies some cost to abate it. This negative externality calls for a policy effort to reduce the emission of pollution. For this to be the case, we assume a government that is considering applying an environmental policy,

for example, pollution quota, to control the emission of pollution to avoid environmental degradation. Following Lahiri and Ono (2000), we consider a pollution quota, which may affect the production decision, and therefore, the amount of pollution emitted into the atmosphere. The cost structure would be rewritten from (13) and (14) as

$$k_a = c_a + \lambda(\theta_a - z_a) \quad (15)$$

$$k_b = c_b(\gamma) + \lambda(\theta_b(\gamma) - z_b) \quad (16)$$

A part of k_i , the first term, is given by technological and factor market conditions, and the remaining parts are policy induced. A pollution quota has associated with the cost of pollution abatement. Denoting z_i the post-abatement pollution level per unit of output, $\lambda(\theta_i - z_i)$ is the unit abatement cost.

To set an optimal policy, the government is willing to set a pollution policy considering the health benefits of people, and the reduction in consumer and producer surplus given by the increase in production costs. The government maximizes a welfare function like:

$$W = \pi_a + \pi_b + CS - \psi R \quad (17)$$

where the first two terms are the producer surpluses, the third term is the consumer surplus, and the fourth term is the pollution disutility where ψ is the marginal pollution disutility, and R is the amount of pollution emitted into the atmosphere. The social cost of polluting refers ideally to the monetary value of correcting the environmental damage caused by pollution. Although in practice, this cost is difficult to calculate, it is feasible to have the *proxy* to measure it. The marginal social cost of polluting is called marginal disutility (see Hussen 2018). However, we can consider that the marginal pollution disutility may be a perception that depends on social-environmental awareness. People may perceive or may not perceive that pollution is a harmful phenomenon.

The consumer surplus is defined as $CS = CS_a + CS_b$ such that from (1) and (2) we get

$$CS_a = \frac{D_a^2}{2} \quad (18)$$

$$CS_b = \frac{D_b^2}{2} \quad (19)$$

The total amount of pollution is defined as

$$R = z_a x_a + z_b x_b \quad (20)$$

Once we have set the basic framework of the model, we determine some comparative statics to determine the optimal pollution quota for each firm z_i^* . The model is set on a two-stage game. At the first stage, the government determines the quota level of pollution taking the firms' output levels as given. In the second stage, firms choose their output and emission levels observing the pollution quota level set by the government. As usual, the problem is solved using backward induction. With these equations and the game-theoretic structure, we complete the model specification and turn to its analysis in the following sections.

2. Comparative Statics

The setting of a pollution quota affects primarily the cost of firms. It is clear to say that any increase in pollution quota is positively affecting the cost structure of the firms. From (15) and (16) we have

$$\frac{dk_i}{dz_i} = -\lambda < 0 \quad (21)$$

An increase in pollution quota reduces the cost of firms because more pollution emission is allowed and the cost for abating pollution is reduced. By (21) we consider that the impact of quota on costs affects the optimal output produced. From (9), (10) and (21) we have

$$\frac{dx_a}{dz_a} = \frac{dx_b}{dz_b} = \frac{2\lambda}{4-\gamma^2} > 0 \quad (22)$$

$$\frac{dx_a}{dz_b} = \frac{dx_b}{dz_a} = -\frac{\lambda\gamma}{4-\gamma^2} \leq 0 \quad (23)$$

Unambiguously, an increase in the allowed pollution quota of a firm affects positively the output produced by both firms. Increasing the allowed pollution, the cost of both firms is smaller, and the output increases. However, the impact of an increase in the allowed pollution quota of one firm on the output of the other firm depends on the degree of differentiation. When $\gamma > 0$, the result in (23) is negative. Any increase in the pollution quota allowed in one firm reduces the production of the other firm because the first firm obtains a competitive advantage over the last one, given by the reduction in the cost of reducing pollution, there is a cost advantage in the first firm over the last firm. When both goods are completely differentiated ($\gamma = 0$) an increase in pollution quota does not affect the output of the other firm because there is no competitive relation between firms, there is not an oligopolistic interdependence. From (11), (12), (22) and (23) we have

$$\frac{d\pi_a}{dz_a} = \frac{4x_a\lambda}{4-\gamma^2} > 0; \quad \frac{d\pi_a}{dz_b} = -\frac{2x_a\lambda\gamma}{4-\gamma^2} \leq 0 \quad (24)$$

$$\frac{d\pi_b}{dz_b} = \frac{4x_b\lambda}{4-\gamma^2} > 0; \quad \frac{d\pi_b}{dz_a} = -\frac{2x_b\lambda\gamma}{4-\gamma^2} \leq 0 \quad (25)$$

The intuition is like the previous case, since the firms' profits increase with an increase in their allowed pollution quota due to a reduction in costs, and the firms' profits decrease with an increase in the firm's allowed pollution quota of the competing firm because of its cost disadvantage. To obtain the comparative static of consumer surplus, we have from (16), (17), (22) and (23) the following

$$\frac{dCS_a}{dz_a} = \frac{\lambda(2-\gamma^2)D_a}{4-\gamma^2} > 0 \quad (26)$$

$$\frac{dCS_a}{dz_b} = \frac{\lambda\gamma D_a}{4-\gamma^2} > 0 \quad (27)$$

$$\frac{dCS_b}{dz_a} = \frac{\lambda\gamma D_b}{4-\gamma^2} > 0 \quad (28)$$

$$\frac{dCS_b}{dz_b} = \frac{\lambda(2-\gamma^2)D_b}{4-\gamma^2} > 0 \quad (29)$$

Independently of the level of differentiation, the consumer surplus increases with an increase in the pollution quota allowed for any firm. However, the level of differentiation defines the level of impact on consumer surplus. When $\gamma > 0$, an increase, for instance, in the allowed pollution quota of a firm *a* will reduce its cost, increasing its output. On the other hand, firm *b* faces a competitive disadvantage in reducing its output. The increase in the output of firm *a* is larger than the reduction in the output of firm *b*, and the price goes down. When both commodities are completely differentiated ($\gamma = 0$) an increase in the pollution quota does not affect the output of the other firm, and the increase in consumer surplus is given just by the increase in the corresponding output.

Finally, the impact of a pollution quota on people's health is given by

$$\frac{d(\psi R)}{dz_a} = \psi x_a + \frac{\lambda\psi(2z_a - \gamma z_b)}{(4-\gamma^2)} \quad (30)$$

$$\frac{d(\psi R)}{dz_b} = \psi x_b + \frac{\lambda\psi(2z_b - \gamma z_a)}{(4-\gamma^2)} \quad (31)$$

There is an ambiguous impact of an increase of pollution quota on pollution disutility given by the increase and decrease in the output. When both commodities are completely differentiated ($\gamma = 0$), an increase in the pollution quota unequivocally increases the amount of pollution emitted into the atmosphere, and the negative impact on people's health. When $\gamma > 0$, an increase in the allowed pollution quota of any firm is ambiguous, which depends on the amount of pollution allowed by the government for both firms.

3. Optimal Pollution Quotas

Once we have set some comparative statics, we derive the optimal pollution quota. Total derivation of (17) with respect to the optimal pollution quota, and considering (21) to (31) we get

$$dW = \left[\frac{4\lambda x_a}{4-\gamma^2} - \frac{2\lambda\gamma x_b}{4-\gamma^2} + \frac{\lambda(2-\gamma^2)D_a}{4-\gamma^2} + \frac{\lambda\gamma D_b}{4-\gamma^2} - \psi x_a + \frac{\lambda\psi(\gamma z_b - 2z_a)}{4-\gamma^2} \right] dz_a + \left[\frac{4\lambda x_b}{4-\gamma^2} - \frac{2\lambda\gamma x_a}{4-\gamma^2} + \frac{\lambda(2-\gamma^2)D_b}{4-\gamma^2} + \frac{\lambda\gamma D_a}{4-\gamma^2} - \psi x_b + \frac{\lambda\psi(\gamma z_a - 2z_b)}{4-\gamma^2} \right] dz_b \quad (32)$$

Here, we set the impact of a discriminatory pollution quota on the welfare of the country. Solving the coefficients in (32) as a simultaneous system we get the optimal pollution quotas for each firm as

$$\lambda\psi z_a^* = \lambda(3x_a + \gamma^2 x_a + 2\gamma x_b) - \psi(2x_a + \gamma x_b) \quad (33)$$

$$\lambda\psi z_b^* = \lambda(3x_b + \gamma^2 x_b + 2\gamma x_a) - \psi(2x_b + \gamma x_a) \quad (34)$$

The optimal pollution quota for each firm depends on the marginal pollution disutility, the unit cost for abating pollution and the degree of differentiation. To have a feasible solution, we get the second-order condition so that this condition holds when

$$\frac{d^2W}{dz_a^2} < 0, \frac{d^2W}{dz_b^2} < 0 \text{ and } \frac{d^2W}{dz_a^2} \frac{d^2W}{dz_b^2} - \frac{d^2W}{dz_a dz_b} \frac{d^2W}{dz_b dz_a} = H > 0$$

From here we have:

$$\frac{d^2W}{dz_a^2} = \frac{d^2W}{dz_b^2} = [\lambda(12 + \gamma^4 - \gamma^2) - 4\psi(4 - \gamma^2)] \frac{\lambda}{(\gamma^2 - 4)^2} < 0$$

$$H = (\lambda(-2\gamma + \gamma^2 + 3) - 2\psi(2 - \gamma))(\lambda(2\gamma + \gamma^2 + 3) - 2\psi(2 + \gamma)) \frac{\lambda}{(\gamma^2 - 4)^2} > 0$$

Under any level of differentiation (γ), the second-order condition holds when $\psi \geq \lambda$: the marginal pollution disutility should be equal or larger than the unit cost for abating pollution.

Under the second-order condition, from (33) and (34), we can see that the optimal pollution quota for each firm depends on the difference between the marginal pollution disutility and the unit cost for abating pollution. When the marginal pollution disutility is sufficiently large, the optimal pollution quota is zero; meaning that the government does not allow pollution at all. Of course, mathematically speaking the optimal pollution quota may be negative, but in fact, there is no negative pollution quota. On the other hand, when the marginal

pollution disutility is small and close enough to the unit cost for abating pollution, the optimal pollution quota is positive. Formally we can say:

Proposition 1. Under duopolistic competition and in the presence of differentiated commodities, the optimal discriminatory pollution quotas are positive when the marginal pollution disutility is small enough, and zero when the marginal pollution disutility is sufficiently large:

If $\psi \rightarrow \lambda$, then $z_a^ > 0$, $z_b^* > 0$*

If $\psi \gg \lambda$, then $z_a^ = 0$, $z_b^* = 0$*

Intuitively speaking, with a negligible marginal pollution disutility, the benefit of a positive pollution quota on consumer surplus and producer surplus is larger than the harm caused by the pollution on people's health. Promoting production to benefit consumption and production seems to be the best option of the government independently of the pollution consequences since the impact and perception of pollution on people's health is negligible.

On the other hand, when the pollution disutility is sufficiently large, the government has incentives to set a positive pollution quota for both firms, because the environmental concern on people's health is larger than the possible loss in producer and consumer surplus for setting a strict environmental policy.

However, the optimal pollution policy would be different depending on the polluting technology used by each firm. We consider that the degree of differentiation is a variable considered by the government when setting a pollution policy. To make a clear analysis, we consider only the case in which the optimal pollution quotas are positive when marginal pollution disutility is close enough to the cost for abating pollution ($\psi = \lambda$). Making this assumption, from (33) and (34) we have,

$$z_a^* = (x_a + \gamma^2 x_a + \gamma x_b) / \lambda \quad (35)$$

$$z_b^* = (x_b + \gamma^2 x_b + \gamma x_a) / \lambda \quad (36)$$

From (35) and (36), is straightforward to see that pollution quotas increase as the degree of differentiation increases. When disutility from pollution is low, the government allows firms to pollute. The more homogeneous the cost structure of both companies, the levels of both companies tend to equalize, improving consumer and producer surplus, therefore the government allows a higher pollution quota. However, when $\gamma = 0$, the allowed pollution quota of firm *b* is zero. By (16), the amount of pollution emitted by firm *b* is zero ($\theta_b = 0$), and it does not make sense to set any pollution quota policy for this firm. On the other hand, by (35), we can see that the allowed pollution quota of firm *a* is positive under any differentiation level.

When $\gamma = 1$, the cost structure of both firms is identical and so the optimal output produced by both firms, so we can conclude that the allowed pollution quota for both firms is the same. Considering the last arguments, we can define the difference between both pollution quotas. From (35) and (36) we get

$$z_a^* - z_b^* = \frac{(x_a - x_b)(\gamma^2 - \gamma + 1)}{\lambda} \quad (37)$$

Here, (37) seems ambiguous, and it depends on the amount of output produced by each firm according to the different levels of differentiation. When the output produced by the firms are completely differentiated ($\gamma = 0$), there is no pollution quota for firm b , so we can say that $z_a^* > z_b^* = 0$. In the case in which both products are completely homogenous ($\gamma = 1$), then $x_a = x_b$, and $z_a^* = z_b^*$ such that (37) is zero.

As mentioned before, adopting environmental technology is more expensive than normal non-environmental technology, so the output produced by firm a is at least as large as the output produced by the firm b . It means ($x_a - x_b \geq 0$). So, under any level of differentiation, the allowed pollution quota of the firm a is larger than the allowed pollution quota of firm b , such that $z_a^* \geq z_b^*$. Formally we can say,

Proposition 2. Under duopolistic competition, and when the level of pollution disutility is small enough, the optimal pollution quota of the polluting firm is at least as large as the pollution quota of the non-polluting firm, depending on the level of differentiation.

Intuitively speaking, when the level of marginal pollution disutility is negligible, the government in the host country is willing to privilege the consumer and producer surplus over the environmental concerns. In such a case, the setting of positive pollution quotas would be larger for the firm with a lower cost. The government would allow the firm with lower cost to pollute more to guarantee a larger consumer and producer surplus. The more environmentally friendly firm does not need a larger pollution quota allowance, they emit less pollution anyway.

Under this case in which the marginal pollution disutility is relatively small, we conclude that the firms are reluctant to adopt clean technology due to higher costs. Given that the government is privileging the consumer surplus and the benefits of firms over the consideration of the environment, the benefits obtained by a firm using clean technology would be inferior to the benefit obtained by a firm using polluting technology. There is no way in which the government may promote the adoption of clean technology by firms.

Conclusions

The relationship between pollution control and the production of goods and services is a permanent consideration in economic welfare models. This work analyzes how the government applies pollution quotas, as an instrument of environmental policy to guarantee economic well-being and a healthy environment, to heterogeneous firms. In this sense, we have discriminatory pollution quotas given by the heterogeneity of firms, a discriminatory quota may promote some environmental efforts made by firms to promote the adoption of clean technology.

In this model, the production of goods manufactured by companies is differentiated by the adoption of a specific technological environmental level and is considered in the control of their toxic emissions. The firms compete under a Cournot duopolistic scheme. The optimal discriminatory quotas were calculated taking the firm's heterogeneity and their benefits into account, consumer surplus and the environmental impact caused by pollution on people. We get the following conclusions:

If the marginal pollution disutility is significantly high, the government imposes the maximum possible restriction: a zero quota of emission of pollutants. The government, regardless of the environmental technology used by a firm, considers that the damage of pollution to the environment is relevant and, consequently, is affecting people's health. For the government, the benefit of strict pollution control on people's health is greater than the loss in producer and consumer surplus. This is intuitively clear.

In this case, adopting clean technology seems to be a good option for firms because there is no cost attached to abate pollution. However, the cost of adopting such clean technology is larger than the cost for not adopting clean technology as we assumed at the beginning of the paper. Despite the government setting a strict environmental policy and considering that only the firm with conventional polluting technology abates all its emitted pollution, the benefit of this firm polluting is larger than the benefit of the clean technology firm unless the cost for abating pollution becomes larger than the cost for adopting a clean technology.

In the opposite sense, if the marginal pollution disutility is negligible, the government promotes the production of firms and the consumption of people. We have lax pollution control over firms. The benefit in consumer and producer surplus is greater than the loss of people's health. However, since there may be technical differences between firms to control their emissions, the government allows a greater amount of pollution from the firm with less environmental technology, favoring its competitiveness. On the other hand, the

government allows less pollution from the firm with more environmental technology. Of course, there are no incentives for firms to adopt clean technology.

Summarizing, the proposed model emphasizes the importance of the rational establishment of strategic environmental policies, which act for the benefit of all economic actors in the market, firms, consumers, and the environment; when selecting those policies that also lead to the sustainable development of the economy, all these elements are integrated into the general welfare function.

The results in this paper are valuable since the existence of expensive pollution technologies and a poor perception of the damage done by pollution may undermine any attempt to set environmental policies. Both are relevant variables to understand the relative efficiency of setting pollution policies in some countries. Cheaper environmental technologies and higher social-environmental awareness may change the result of the model.

References

- [1] Arguedas, C. and Rousseau, S. (2021). Energy-efficient design, consumer awareness, and public policy. *SERIEs* 12, 231–254. <https://doi.org/10.1007/s13209-020-00225-1>
- [2] Bayindir-Upmann, T. (2000). Do Monopolies Justifiably Fear Environmental Tax Reforms? *Finanzarchiv*, 57(4), 459-484. <https://www.jstor.org/stable/40912942>
- [3] Chartand, T. (2005). The role of conscious awareness in consumer behaviour. *Journal of Consumer Psychology*, 3 (15), 203–210. https://10.1207/s15327663jcp1503_4
- [4] Cropper, M.L. and Oates, W.E. (1992). Environmental economics: a survey. *Journal of Economic Literature*, 30(2), 675–740.
- [5] Deng, Q. (2021) Foreign direct investment and discriminatory environmental enforcement: a firm level perspective. *Environmental Politics*, 30(6), 958-980. <https://doi.org/10.1080/09644016.2020.1817257>
- [6] Endres, A. and Rundshagen, B. (2013). Incentives to diffuse advanced abatement technology agreements. *Environmental and Resource Economics*, 56(1), 177–210. <https://doi.org/10.1007/s10640-012-9596-9>
- [7] Erdogan, A.M. (2013). Foreign direct investment and environmental regulations: a survey. *Journal of Economic Surveys*, 28 (5), 943–955. <https://doi.org/10.1111/joes.12047>
- [8] Espinola-Arredondo, A. and Zhao, H. (2012). Environmental policy in a linear city model of product differentiation. *Environment and Development Economics*, 17(4), 461-477. <https://doi.org/10.1017/S1355770X12000071>
- [9] European Union (2015). *Diario Oficial de la Unión Europea* (28/11/2015). <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/PDF/?uri=OJ:L:2015:313:FULL&from=ES>. Accessed 15 October 2021

- [10] Field, B.C. and Field, M.K. (2003). *Economía del Medio Ambiente* (3rd ed.). Madrid: Ed. McGraw Hill.
- [11] Fujiwara, K. (2009). Environmental policies in a differentiated oligopoly revisited. *Resource and Energy Economics*, 31(3), 239-247. <https://doi.org/10.1016/j.reseneeco.2009.03.002>
- [12] Fullerton, D. and Metcalf G.E. (2002). Cap and Trade Policies in the Presence of Monopoly and Distortionary Taxation. NBEW-Working. https://www.nber.org/system/files/working_papers/w8901/w8901.pdf
- [13] Gautier, L. (2015). Horizontal product differentiation and policy adjustment in the presence of abatement subsidies and emission taxes. *Journal of Environmental Economics and Policy*, 4(1), 64-81. <https://doi.org/10.1080/21606544.2014.972467>
- [14] Golombek, R. and Hoel, M. (2006). Second-best climate agreements and technology policy. *Advances in Economic Analysis & Policy*, 6(1), 1-28. <https://doi.org/https://doi.org/10.2202/1538-0637.1472>
- [15] Golombek, R. and Hoel, M. (2008). Endogenous technology and tradable emission quotas. *Resource and Energy Economics*, 30(2), 197-208. <https://doi.org/10.1016/j.reseneeco.2007.08.003>
- [16] Hussen, A. (2018). *Principles of environmental economics and sustainability* (4th ed.). New York: Routledge.
- [17] Kayalica, M.Ö. and Lahiri, S. (2005). Strategic environmental policies in the presence of foreign direct investment. *Environmental and Resource Economics*, 30(1), 1-21. <https://doi.org/10.1007/s10640-004-0757-3>
- [18] Kollmuss, A. and Agyeman, J. (2002). Mind the gap: why do people act environmentally and what are the barriers to pro-environmental behavior?. *Environmental Education Research*, 8 (3), 239-260. <https://10.1080/13504620220145401>
- [19] Kolstad, C. (2011). *Intermediate environmental economics* (2nd ed.). Oxford University Press.
- [20] Lahiri, S. and Ono, Y. (2000). Protecting environment in the presence of foreign direct investment: tax versus quantity restriction. *Economics Discussion Papers 9985*, University of Essex.
- [21] Martínez-Alier, J. and Roca-Justmen, J. (2000) *Economía ecológica y política ambiental*. México, Fondo de Cultura Económica.
- [22] Montero, J.P. (2002). Permits, Standards, and Technology Innovation. *Journal of Environmental Economics and Management*, 44(1), 23-44. <https://doi.org/10.1006/jeem.2001.1194>
- [23] Moraga-González, J.L. and Padrón-Fumero, N. (2002). Environmental Policy in a Green Market. *Environmental and Resource Economics*, 22(3), 419-447. <https://doi.org/10.1023/A:1016060928997>
- [24] Requate, T. (2005). Environmental Policy under Imperfect Competition: A Survey. *Economics Working Paper*, No. 2005-12, Kiel University, Department of Economics, Kiel. <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/22000/1/EWP-2005-12.pdf>
- [25] Sandoval, S. and Espinosa, R.S. (2020). Cuotas de contaminación y tecnología medioambiental diferenciada en presencia de inversión extranjera directa. *Contaduría y Administración*, 66(2), 1-18. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.22201/fca.24488410e.2021.2645>

- [26] Siegel, L., Cutter-Mackenzie-Knowles, A. & Bellert, A. (2018). Still 'minding the gap' sixteen years later: (re)storying pro-environmental behaviour. *Australian Journal of Environmental Education*, 34 (2), 189–203. <https://10.1017/aee.2018.32>
- [27] Stimming, M. (1999). Capital accumulation games under environmental regulation and duopolistic competition. *Journal of Economics*, 69, 267-287. <https://doi.org/10.1007/BF01231162>
- [28] UNEP (2019). Programme performance report 2018. Resource Document. UN Environment Programme. https://wedocs.unep.org/bitstream/handle/20.500.11822/27734/PPR_2018_FINAL.pdf. Accessed 20 June 2019



Pobreza infantil y su efecto en la deserción escolar (2002 -2018)

Child Poverty and its Effect on School Dropout (2002- 2018)

Eduardo Luis Lechuga Rodríguez*

Información del artículo

Recibido:
16 agosto 2021

Aceptado:
22 mayo 2022

Clasificación JEL:
I21; I28; I32

Palabras clave:
Pobreza Infantil;
Pseudo-panel; Modelo
de Supervivencia;
Deserción escolar

Resumen

La pobreza ha sido blanco de innumerables investigaciones. No obstante, este artículo tiene como objetivo conocer el efecto de este fenómeno sobre la deserción escolar, desde una perspectiva longitudinal utilizando modelos de supervivencia, en el periodo comprendido entre 2002 y 2018 para determinar si la educación es una herramienta eficiente, para romper los ciclos intergeneracionales de pobreza. Para construir el primer pseudo-panel mexicano, se utilizaron 9 presentaciones de la ENIGH.

Los resultados muestran que los estudiantes mexicanos tienen una probabilidad promedio de abandonar la escuela de 84% desde el momento en que están en edad de iniciar la educación formal y hasta los 18 años, cifra que se incrementa en áreas rurales, y el riesgo de padecer deserción escolar varía en función de la edad, el género y el lugar de residencia. Conviene mencionar que, en algunas zonas, la condición de pobreza empeora; han pasado más de tres décadas, sin que esta situación mejore en México. Se requiere de políticas públicas que mitiguen la deserción escolar entre la población más vulnerable, generando así alternativas para reducir la pobreza.

* Instituto Politécnico Nacional, eluis_lechuga@hotmail.com



Article information	Abstract
Received: 16 August 2021	Poverty has been the objective of innumerable studies; however, this article aims to know the effect of this phenomenon on school dropout, from a longitudinal perspective using survival models. Using the period between 2002 and 2018 to determine if education is an efficient tool to break intergenerational cycles of poverty. To build the first Mexican pseudo-panel, nine periods of the ENIGH were used. The results show that Mexican students have an average probability of dropping out of school of 84 per cent from the time they are of age to start formal education until the age of eighteen, a figure that increases in rural areas, and the risk of dropping out varies according to age, gender and place of residence. It is worth mentioning that in some regions, poverty conditions are worsening, and more than three decades have passed without any improvement in this situation in Mexico. Public policies are needed to mitigate school dropout among the most vulnerable population, thus generating alternatives to reduce poverty.
Accepted: 22 May 2022	
JEL Classification: I21; I28; I32	
Keywords: Child poverty; Pseudo-panel; Survival Model; Dropout School	

Introducción

La educación es un pilar básico, para garantizar que los individuos tengan un nivel de vida aceptable dentro de la sociedad, así como ser parte funcional de la misma y participar en la toma de decisiones. Por ende, la deserción escolar es un lastre de desarrollo de las familias e incluso de las economías.

Cerca de 674 millones, de los 2,022 millones de niños que se encuentran en países en vías de desarrollo, viven bajo situación de pobreza absoluta, es decir, tienen al menos dos carencias relacionadas con las necesidades básicas humanas (alimentaria, agua potable, acceso a drenaje, salud, vivienda, educación e información o ingresos bajos). Y por otro lado, el 56% de estos menores padece al menos una carencia de las necesidades básicas humanas (Gordon, Nandy, Pantazis, Pemberton y Townsend, 2003).

Alrededor de 385 millones de niños menores de 17 años viven en condición de pobreza, ya que viven con menos de 1.9 dólares al día. En países en vías de desarrollo, este fenómeno se concentra en zonas rurales (Ravallion, Chen y Prem, 2009; UNICEF y World Bank Group, 2016).

El periodo en el cual el desarrollo cognitivo y de habilidades para tener éxito en el ámbito académico, profesional y en general en la vida, se concentra en la primera infancia, término asociado a Heckman (2012), para referirse a la etapa comprendida entre los 0 y 5 años, quien asegura que esta fase determina si los individuos serán o no productivos durante la adultez (UNICEF 2011). Incluso algunos de los más graves problemas de las economías, como: crimen, embarazos a temprana edad, deserción escolar y conductas no saludables están

ligadas con el nivel de habilidades y capacidades en la sociedad. Generalmente, las condiciones cognitivas son importantes para determinar el éxito socioeconómico de las personas (Heckman, 2008) y del mismo modo, las condiciones del hogar, principalmente, las socioeconómicas, determinan la calidad de vida durante la infancia.

La exposición de la pobreza afecta el nivel de escolaridad alcanzada, debido a que los menores que viven bajo esta situación se integran a temprana edad y con mayor facilidad al mercado de trabajo, con pocas habilidades adquiridas, realizando actividades que no les permiten que haya movilidad social y, de esta forma, se reproduce la situación socioeconómica a la siguiente generación. Otro aspecto relevante es la maternidad temprana, esta impacta significativamente en el fenómeno de deserción escolar.

Las carencias nutricionales que padecen los niños menores de 5 años generan alteraciones del desarrollo cognitivo (FAO 2016), lo que posteriormente se traduce en un factor más que propicia el abandono escolar y la reproducción cíclica de la pobreza, entre ciertos sectores de la población; aunado a ello, la desnutrición infantil incrementa el riesgo de padecer enfermedades no transmisibles.

El objetivo del presente es analizar la relación que existe entre la exposición a la pobreza en la infancia y la deserción escolar, así como las características de los menores que la padecen. Para estudiar la interacción de estos fenómenos, se empleó la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH) de diferentes periodos para obtener datos de los hogares, en cuanto a características y situación socioeconómica.

La hipótesis central de la presente investigación es que la exposición a pobreza durante la niñez incrementa la probabilidad de abandonar la escuela y, por ende, mantener niveles bajos de escolaridad en este sector vulnerable de la población. La muestra utilizada para el análisis se obtuvo de diferentes presentaciones de la ENIGH, y a partir de ellas se construyó un pseudo-panel, siguiendo la metodología de Deaton (2018) para datos no longitudinales. Posteriormente, se aplicó un modelo de riesgos proporcionales, Cox, el cual permite ver el riesgo de padecer deserción en nivel general, así como de forma desagregada.

El artículo se constituye de la siguiente forma. Primeramente, se plantea una discusión teórica sobre el efecto que tienen las carencias en la infancia en el desarrollo, aprendizaje y alcances educativos sobre los individuos en la vida adulta, dando pie a la importancia de esta etapa. En la segunda sección, se describe el panorama del sistema educativo mexicano, presentando el escenario sobre los principales problemas que existen pese a las ligeras mejoras que este ha tenido. En la siguiente sección, se describe la metodología para construir un pseudo-panel, con el propósito de estudiar fenómenos longitudinales cuya construcción es una novedad en comparación con estudios

previos, pues se han desarrollado únicamente estudios de corte transversal; además, en esta sección, se agrega la técnica econométrica para tratar este tipo de información. En las dos secciones posteriores, se realiza un análisis descriptivo de la información, se presenta el análisis cuantitativo y los resultados empíricos. Finalmente, se discuten los principales resultados y conclusiones en general.

1. Pobreza infantil: discusión teórica sobre sus efectos

Para un individuo, el periodo de aprendizaje comienza antes que inicie la educación formal, y es un proceso que se prolonga por toda su vida. Es de esperar que el aprendizaje de la primera infancia repercuta sobre las siguientes etapas de la vida, por lo tanto, “El aprendizaje temprano causa aprendizaje posterior y el éxito temprano genera éxito posterior, justo como el fracaso temprano origina fracaso posterior” (Heckman, 2000).

Pese a que el aprendizaje formal e informal son importantes para favorecer el éxito posterior, existen otros factores que afectan el desarrollo y superación de los menores. Desafortunadamente, las oportunidades y condiciones socioeconómicas en México y en general para las economías en desarrollo, principalmente, son inequitativas desde el nacimiento, lo cual propicia la baja movilidad social (cambios o desplazamientos socioeconómicos experimentados por los individuos), la cual es atribuida a un conjunto de factores como son las dinámicas familiares, el acceso a oportunidades de bienestar, ingreso, empleo, recursos de los padres, entre otros (Bernardi, 2007; Serrano y Torche, 2010).

Por otro lado, existen posturas que aseguran que la educación es un factor decisivo para la movilidad social, mejora el nivel de vida de los individuos (Gaviria, 2002; Sánchez, 2004; Orozco, Espinosa, Fonseca y Vélez, 2019).

En algunos países de occidente, existe la creencia errónea de que los niños deben incorporarse a la educación formal una vez que estos cuenten con las capacidades físicas y mentales suficientes para lidiar con ella, sin embargo, no se ha comprobado tal relación. Por el contrario, se han hallado relaciones negativas en los resultados académicos obtenidos, debido a un año de retraso en la incorporación a la educación formal (Zhang, Zhong y Zhang, 2017). Las inversiones en educación de calidad durante los primeros años de vida tienen efectos de largo plazo en el aprendizaje y en la motivación (Heckman, 2000).

Generalmente, los programas que buscan erradicar la pobreza tienen como población objetivo beneficiar y ayudar al núcleo familiar en su conjunto, sin embargo, en la última década se ha demostrado que durante la primera infancia se adquieren habilidades no cognitivas, como la adaptación social, motivación, autodisciplina, entre otras (Heckman 2000). Por ello los programas pioneros enfocados a esta etapa han extendido su cobertura buscando generar así un

mayor impacto positivo en el desarrollo integral de los beneficiados (Betanzos-Lara y Villaseñor-Palma, 2019).

Los programas que favorecen directamente el incremento de ingresos en una familia pueden ser igual de benéficos que el apoyo directo a educación, salud, vivienda y alimentación. Estos permiten que las familias adquieran bienes básicos, los cuales pueden impulsar la salud y alcances académicos de los menores para obtener mejores niveles de vida en la etapa adulta (Sherman, DeBot y Huang 2016).

En México, los programas de renta condicionada se han implementado desde hace más de 20 años, buscando mejorar las capacidades de los beneficiarios enfocándose en alimentación, salud y educación, no obstante, los resultados dejan ver que los niveles de pobreza no se han reducido significativamente.

Cerca de la mitad de la población padece algún tipo de pobreza, y está claro que en los años que ha operado este tipo de apoyo de renta condicionada, las capacidades de los beneficiarios no han generado una reducción sustancial en la pobreza, sino más bien el nivel de pobreza se ha mantenido constante, durante los lapsos de estabilidad económica (Hevia de la Jara, 2009; Cerón y Hernández, 2017; Lechuga, 2018 y CONEVAL 2019).

La duración, intensidad y las circunstancias bajo las cuales este fenómeno afecta a los menores son de gran relevancia, pues la exposición a la pobreza en los primeros años de vida, de forma crónica, implica mayor posibilidad de presentar déficit académico, el cual se deriva generalmente de un pobre desarrollo cognitivo en los menores (Hair, Hanson, Wolfe y Pollak, 2015; Liu y Hannum, 2017; Smith, Delgado y Florax, 2017).

La pobreza afecta a un sinnfín de elementos en la vida de una persona, entre ellos se encuentra la educación, y es en la etapa de la infancia hasta la juventud donde generalmente ocurre la mayor acumulación educativa y esta, a su vez, refleja parcialmente las oportunidades que cada persona tendrá. Generalmente, el nivel de estudios alcanzado por los padres es el mismo que obtienen sus hijos; desafortunadamente, los menores que viven en hogares donde los padres carecen de educación formal, repiten este patrón.

Cerca del 51% de menores mexicanos, con padres sin ningún tipo de estudio, abandonaron la escuela después de concluir la primaria, y aunque representa un cambio sustancial con respecto a sus padres, ese nivel de escolaridad no es suficiente para causar un efecto significativo positivo en el futuro de esos menores (Orozco, Espinosa, Fonseca y Vélez, 2019).

Aunque la educación es importante para superar a la pobreza, la deserción escolar es un fenómeno multicausal, no depende solamente del nivel socioeconómico de los padres. Este fenómeno se explica en función de dos causas principales; por un lado, están todos aquellos elementos inherentes al

sistema educativo, relacionados con la preparación de docentes, el rezago de nivel por edad, baja expectativa sobre los estudiantes, bajo rendimiento escolar, dinámicas del sistema educativo, entre otros (Murname 2007; Román 2013).

Y, por otro lado, están las causas y factores ajenos al sistema educativo. En primer lugar, se encuentra la pobreza, vulnerabilidad social, alta movilidad y marginación, las cuales guían a los menores principalmente al trabajo infantil, que en ciertas circunstancias es necesario para la manutención familiar (Román, 2013; Banik y Neogi, 2015; Vargas y Valadez, 2016; Uretsky y Stone, 2016; Delajara, Campos-Vázquez y Vélez-Grajales, 2021).

En México, la deserción escolar se explica a través de causas demográficas, psicológicas, académicas, institucionales, capital cultural de los padres, étnicas y económicas, siendo esta última la de mayor relevancia. Aunque las políticas y programas públicos se han enfocado en incrementar la retención escolar en los jóvenes pobres, la brecha de oportunidades y de ingresos existente han impedido que ellos reduzcan el riesgo de interrumpir su educación (Román, 2013; Vargas y Valadez, 2016). Otro elemento importante es la calidad educativa, si esta es deficiente, los años de estudio no garantizan que los estudiantes adquieran las herramientas necesarias para mejorar su nivel de vida (Murname, 2007).

Otros factores que afectan la deserción escolar de los jóvenes mexicanos, son: la región en la que viven, pues aquellos que se encuentran en zonas rurales son más propensos a interrumpir su educación, en comparación con los de zonas urbanas; el nivel de estudio de los padres, los menores en hogares con padres -sobre todo madres- con alto nivel cultural o educativo permanecen más años en la escuela, pues ellos valoran lo que la educación puede representar en la vida de sus hijos; el género también es un factor que incide en la deserción educativa, los varones mexicanos entre 8 y 15 años son más propensos a abandonar la escuela y, finalmente, el tipo de estructura del hogar: las familias monoparentales tienen repercusiones negativas en la continuidad de los estudios de los menores (Román, 2013).

Los años de estudios están ligados a la mejora de nivel socioeconómico de los individuos, sin embargo, la brecha de oportunidades refleja que la situación académica se ha polarizado, perpetuando así el ciclo que impide que los menores con pocas oportunidades logren obtener un cambio significativo en su nivel de vida a través de la educación.

2. El sistema educativo mexicano: de la teoría a la práctica

El artículo tercero de la Constitución mexicana establece que: “Toda persona tiene derecho a la educación. El Estado -Federación, Estados, Ciudad de México y Municipios- impartirá y garantizará la educación inicial, preescolar,

primaria, secundaria, media superior y superior. La educación inicial, preescolar, primaria y secundaria conforman la educación básica; esta y la media superior serán obligatorias... La educación inicial es un derecho de la niñez y será responsabilidad del Estado concientizar sobre su importancia” (Cámara de Diputados, 2019). Antes de 2013, la educación obligatoria consistía en educación básica, posteriormente la educación media superior adquirió el carácter de obligatoria, no obstante, la asistencia en ese nivel sigue siendo baja considerando que se impone por ley.

Pese a que en términos jurídicos la educación es gratuita, existen menores que no reciben la educación que deberían recibir según su edad, la inasistencia se explica como la situación en la que un menor, que se encuentra en la etapa de asistir a cierto nivel educativo de acuerdo con su edad, no asiste, el nivel de inasistencia para educación preescolar de niños de 3 a 5 años fue del 19%, la tasa de no asistencia a la escuela primaria de niños de 6 a 11 años es de tan solo 2%, en el caso de educación secundaria, es decir, menores de 12 a 14 años, el nivel de inasistencia fue de 3.8%, finalmente el 30% de los adolescentes (15 a 17 años) no asiste a la escuela, cifras correspondientes al ciclo escolar 2014 - 2015 (UNICEF 2016).

Por otro lado, el Instituto Nacional para la Evaluación de la Educación (INEE 2019) muestra que la tasa de inasistencia en menores de 3 a 5 años es de 35.8%, la tasa para menores de 12 a 14 es de 6.4% y de 26.5% para menores de 15 a 17 años. Cifras calculadas con datos del ciclo 2015.

La tasa de inasistencia es relativamente baja durante los 6 a los 11 años (2%). Sin embargo, la discusión teórica afirma que la educación previa a la formal es de gran impacto, para desarrollar habilidades esenciales que determinan el éxito de una persona. En este sentido, la tasa de inasistencia es de 19% según UNICEF (2016) y, por su parte, el INEE (2019) reporta el 35.8%, lo que implica que una parte considerable de niños está siendo privado de desarrollarse plenamente.

El perfil de los niños de 3 a 5 años que no reciben educación formal tiene aspectos asociados a pertenecer a alguna comunidad indígena o zona rural, padecer alguna discapacidad, género, estructura familiar, escolaridad de los padres y por supuesto nivel de ingresos (UNICEF, 2016).

Conviene mencionar que los datos antes presentados indican inasistencia educativa, es decir, que aquella población en edad de asistir a la escuela, no lo hace; en cuanto a abandono o deserción escolar, hace referencia a aquellos estudiantes que se ausentan de forma definitiva y sin causa, del centro educativo.

Las cifras de deserción escolar para los ciclos 2015-2016 y 2016-2017, en México, muestran que durante la educación media superior se presenta con mayor intensidad este fenómeno: 15.2% en el nivel nacional; mientras que,

para educación primaria y secundaria, la tasas son 1.1% y 5.3%, respectivamente (INNE 2019). Por otro lado, el absentismo educativo hace referencia a la ausencia injustificada reiterada y constante a la escuela.

El sistema educativo tiene grandes problemas de cobertura, calidad, gestión inadecuada, recursos escasos, los cuales han dado lugar a políticas que traten de resolverlos. Por parte de la cobertura, algunos estados han establecido que ciertas etapas de la educación sean obligatorias, además de que se han construido escuelas con la finalidad de brindar más opciones a los estudiantes. En cuanto a calidad, el rezago es evidente, en pruebas nacionales e internacionales se ha demostrado que la mayoría de los jóvenes mexicanos no dominan las competencias correspondientes a matemáticas, lectura y ciencias naturales. En relación con la insuficiencia de recursos, se han creado modalidades que ofertan educación con un gasto más bajo, como: telesecundarias, video y telebachillerato (de Ibarrola, 2012).

Por su parte, Gómez (2017) concuerda en que la calidad del sistema mexicano es un problema grave que se presenta actualmente, Gómez señala que el desempeño de los estudiantes se debe al contexto en el que viven, aunado a variaciones psicológicas, económicas, políticas, culturales, de motivación, hábitos de estudio, entre otras. Aunque la matrícula ha aumentado ligeramente, los resultados no lo han hecho, incluso muestran tendencias a la baja (Gómez, 2017). Evidentemente, si el sistema educativo mexicano no ha mejorado la calidad que brinda, existen diversas cuestiones socioeconómicas, no obstante, hay una brecha que el gobierno no ha podido reducir y es importante mencionar que, el rezago de la calidad educativa es acumulativo, desde que esta comienza.

3. Construcción del pseudo-panel y modelo

Estudios previos sobre deserción escolar y pobreza infantil se han inclinado hacia los modelos probabilísticos, con la finalidad de capturar la esencia de los determinantes que generan estos fenómenos (Banik y Neogi, 2015; Uretsky y Stone, 2016). En estas investigaciones se usan datos longitudinales para darle seguimiento a un grupo de individuos sobre un periodo específico.

La información para el caso de México se obtuvo de diversas presentaciones de la Encuesta Nacional de Ingresos y Gasto de los Hogares (ENIGH), la cual se realizó por primera vez en 1984 de forma bienal y con cobertura nacional.

Una limitante que tiene la ENIGH es la incapacidad de rastrear a un individuo a través de las diferentes encuestas, debido a que no se tiene la certeza de que los encuestados sean constantes en los diferentes levantamientos de la encuesta. Sin embargo, Deaton (2018) plantea un método para dar tratamiento longitudinal a información de corte transversal, como ya se mencionó es imposible obtener información individual, pero pueden generarse grupos basados en la región, sector económico, ocupación e incluso se puede usar el ingreso. Para llevar esto a cabo se requiere que las encuestas sean levantadas

con periodicidad corta y que las zonas cuenten con baja migración. Es posible generar un pseudo-panel debido a que la fuente de información (ENIGH) reporta datos con periodicidad bienal y la migración es baja en zonas rurales y en las zonas urbanas incrementa cuando las oportunidades de trabajo son mínimas (Varela, Ocegueda y Castillo, 2017) de otro modo, la migración es baja.

La estructura de los datos semi agregados permite crear enlaces entre las encuestas, incluso estas estructuras de datos presentan ventajas sobre los paneles longitudinales; las encuestas no sufren desgaste ya que cada año se obtiene el mismo número de observaciones, la construcción de base se fija por las variables de interés. Por otro lado, las desventajas son: la imposibilidad de ver la dinámica de los individuos, la migración, servicio militar y el envejecimiento de la población afecta negativamente, así como la reorganización de los hogares (divorcios, casamientos, entre otros) (Deaton, 2018). La situación actual en México refleja que la migración, la paternidad temprana y reorganización de los hogares pudiesen ser relevantes para la creación de pseudo-paneles.

La principal ventaja de generar el pseudo panel es que este puede ser usado para controlar efectos fijos de forma similar a un panel, es decir, asumiendo que los errores se descomponen en dos partes. Una parte se compone de errores fijos constantes para cada individuo y la otra, aleatoria, para cumplir con los requisitos de la estimación de mínimos cuadrados ordinarios (Montero, 2011; Deaton, 2018).

Una alternativa de los modelos logísticos son los modelos de supervivencia, los cuales, tienen aplicaciones prácticas en diferentes ramas de estudio. Por ejemplo, para analizar la duración de desempleo (Tenjo, Misas, Contreras y Gaviria, 2012); para la eficacia de medicamentos en pacientes a largo plazo (Flores, Zamora, Salazar y Lazcano, 2000); o el nivel de deserción educativo (Santos 2009; Herrero, Merlino, Ayllón y Escanés, 2013).

En este último caso, la variable dependiente es la no asistencia a la escuela, y como variables dependientes, se tiene: el nivel de ingreso, el género, la edad de los menores y la pobreza crónica, la cual hace referencia a si los menores de la submuestra padecieron pobreza de forma continua por periodos consecutivos en el periodo de estudio. De igual forma, se crearon variables que desagregan la muestra en grupos con respecto a la edad y el género.

Este tipo de modelo tiene como particularidad medir el efecto de cierto tratamiento en cada periodo de las observaciones. Se debe mencionar que existe un método directo para calcular el efecto, pero no captura el resultado de cada periodo, sino que resulta una cifra total. Sin embargo, para capturar el efecto completamente, se puede recurrir a un modelo de riesgo proporcional Cox.

El modelo Cox indica la verosimilitud parcial de que suceda un evento en los periodos, este modelo utiliza la función de riesgo de que cierto suceso ocurra (deserción escolar), basado en una serie de variables propuestas (Velasco, 2016).

La función de riesgo que se estima es la siguiente:

$$h_i(t) = h_0(t) \exp(\beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip}) \quad (1)$$

Una ventaja de este tipo de modelos es la no especificación de la forma de la función de riesgo base. Donde h_0 denota el riesgo de referencia línea, es decir, el riesgo que tiene el primer individuo es el mismo para todos los demás. Por conveniencia se utiliza el término exponencial en la ecuación, ya que si se utilizara alguna otra forma se tendría que calcular un estimador de máxima verosimilitud único. Cuando el término h_0 no se especifica, este se cancela al proceder con el cálculo de una variable binaria, la deserción escolar en este caso; este método deriva hacia el modelo de Cox de riesgo proporcional (Cleves, Gould, Gutiérrez y Marchenko, 2010).

4. Datos y análisis cuantitativo

La base de datos empleada es un pseudo panel, construido (Deaton, 2018) a través de las características de los individuos, evolutivas en el tiempo. Partiendo de la ENIGH, 2002, se clasificó la primera submuestra compuesta de hogares con miembros menores de 2 años y los padres/tutores. La siguiente submuestra y consecutivas se tomaron con base en las características familiares, sociales y de empleo de la primera encuesta y, sobre todo, considerando la edad de los menores, excluyendo el ingreso. Las siguientes submuestras se obtienen para menores de 2 a 4 años en la ENIGH de 2004, 4 a 6 años para la siguiente ENIGH (2006) y así sucesivamente hasta la encuesta del año 2018, en la que se tomó información de individuos de 16 a 18 años. De tal forma que se espera analizar familias representativas para cada periodo y, con estos datos, analizar los determinantes de la deserción escolar, así como su relación con la situación de pobreza crónica, tomando en cuenta: la zona de residencia, el sector de ocupación, el nivel de pobreza (línea de pobreza del Banco Mundial), el tamaño del hogar, los años de estudio promedio del hogar y finalmente, los años de estudios de los padres.

Conviene mencionar que el INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía) recomienda utilizar las encuestas en estudios de corte transversal, sin embargo, Deaton (2018) propone el uso longitudinal de dichas bases, cuando estas cuentan con variables que permitan dar seguimiento a una muestra en un periodo como es la edad y las características, como: los años de estudio de los padres, el sector económico en el que se emplean, el tipo de localidad, el tamaño del hogar, entre otros. Se debe aclarar que las variables

deben estar presentes en las diferentes encuestas, para poder aplicar dicho método.

El primer paso, como ya se mencionó, fue ordenar la submuestra inicial por deciles de ingreso corriente mensual¹ y observar las características de cada decil; en la tabla 1, se pueden observar los rasgos de este grupo. La variable que mide la pobreza se construyó bajo el enfoque de línea de pobreza propuesta por el Banco Mundial (2015) como un umbral monetario (1.90 dólares). Dicha variable indica que la pobreza está presente en cerca del 50% de los hogares mexicanos, a pesar de que la población pobre está en los primeros cinco deciles, el análisis se realiza de forma agregada con la finalidad de observar si existe movilidad social en nuestro país. Notar que los ingresos mensuales medios de los primeros cinco deciles ascienden a los \$2,100 pesos, aproximadamente (88 USD), mientras que la mitad superior genera ingresos del orden de \$7,700 pesos mensualmente (322 USD) se debe aclarar que estos ingresos se estimaron por persona dentro del hogar. Sin duda la brecha económica es amplia y la concentración de riqueza está evidentemente polarizada dentro de la población mexicana (Aguilar 2009). Por otro lado, la educación de los padres muestra índices bajos para la población con menores ingresos, además, estos se emplean mayormente en el sector primario y habitando mayormente en zonas rurales, es decir localidades con una población menor o igual a 15,000 habitantes.

¹ Ingresos deflactados a precios de julio 2018 con información del Banco de México (2019), mismo deflactor recomendado por Coneval (2019).

Tabla 1
Características de la población por deciles en 2002.
(2018=100)

Decil	Ingreso per capita*	Pobreza**	Años de estudio promedio	Años de estudios de la madre	Años de estudios del padre	Sector primario	Sector secundario	Sector terciario	Tamaño de hogar	Residencia**
1	\$1,177.75	0.58	4.54	3.65	4.88	0.51	0.19	0.1	5.3	0.17
2	\$1,773.78	0.33	6.12	4.83	6.51	0.32	0.32	0.14	4.71	0.35
3	\$2,259.11	0.14	7.52	6.97	7.67	0.22	0.41	0.16	4.91	0.5
4	\$2,583.26	0.06	8.05	7.66	8.15	0.15	0.47	0.18	4.13	0.61
5	\$2,963.83	0.02	8.97	8.1	9.17	0.11	0.47	0.18	5.31	0.67
6	\$3,507.57	0	9.56	8.56	9.82	0.09	0.47	0.23	4.35	0.7
7	\$4,479.9	0	10.55	9.64	10.79	0.06	0.49	0.23	3.33	0.76
8	\$5,367.73	0	11.15	10.39	11.34	0.06	0.47	0.26	4.52	0.82
9	\$7,940.33	0	12.87	12.47	12.97	0.03	0.42	0.3	5.45	0.84
10	\$17,330.33	0	10.01	9.28	15.44	0.04	0.17	0.14	4.11	0.9

Fuente: elaboración propia con datos de ENIGH 2002, Banco de México (2019) y Banco Mundial (2015).

*Ingreso corriente per cápita mensual deflactado con base en 2018.

**Hace referencia a la comparación entre el umbral de 1,90 dólares al día ajustado con la Paridad de Poder Adquisitivo de 2011 contra el ingreso mensual per cápita.

***Calculada a través de una variable dicotómica que toma el valor de 1 para zona urbana.

Una vez que se ha analizado a la población objetivo en el periodo inicial, se procede a la construcción del pseudo panel de acuerdo con las características de los hogares en cada decil, asumiendo que las mismas no sufrirán cambios significativos en el periodo de estudio.

Por lo tanto, se busca que el hogar representativo para el decil 1, de acuerdo con la tabla 1, esté conformado por 5 miembros, con umbral de pobreza debajo de las líneas de pobreza de \$1.9 dólares al día, la educación formal de la madre y del padre tendría que ser de cerca de 4 y 5 años, respectivamente, es decir, estudios equivalentes a tercer grado de educación elemental, empleándose en el sector primario, repitiendo este proceso para el resto de los deciles, es como se recaba la información necesaria para alimentar el pseudo panel. Conviene agregar que se tomaron 3 hogares por decil usando el factor expansión para ampliar la muestra y fortalecer el modelo.

5. Resultados empíricos

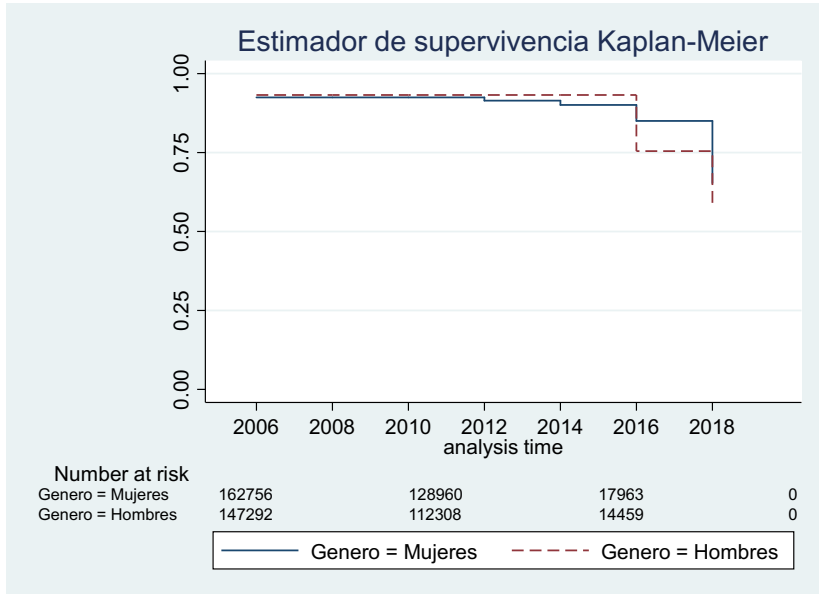
El análisis de supervivencia es de gran utilidad cuando se desea obtener resultados sobre el tratamiento de un evento a través del tiempo, en este caso, se mostrará la deserción escolar de un grupo de individuos, tomando en cuenta las características del tipo de hogar en el que vive. La gráfica 1 señala como se comporta este fenómeno en los niños mexicanos, aunado a ello, en la misma gráfica 1 puede verse que: los niños y jóvenes varones son más propensos a abandonar la educación formal, después del año 2016. Sin embargo, el estudio desagregado por tipo de localidad y género muestra que hay diferencias significativas dependiendo del entorno en el que el individuo se desarrolle.

Los datos empleados para el análisis no presentan una distinción entre abandono o absentismo, simplemente informan si el alumno asiste o no al centro escolar, tampoco incluye información sobre el absentismo educativo; por lo que solo es posible determinar si el estudiante asiste o no a algún centro educativo.

La gráfica 1 se obtiene a través de la función de supervivencia, la cual indica que el evento de fallo no suceda; en este caso, implica que los menores continúan estudiando. La tendencia en los primeros periodos refleja que los hombres tienen mayor probabilidad de seguir con sus estudios, no obstante, después del año 2016 la probabilidad se revierte drásticamente evidenciando que las mujeres tienen probabilidades más altas de estudiar y llegar a niveles superiores educativos, una vez que superan la educación media superior.

El gráfico muestra que el género de los alumnos es un factor relevante para determinar si los estudiantes desertan o continúan con sus estudios, especialmente después de los 14 a 18 años.

Figura 1
Estimador de asistencia escolar (2006-2018)



Fuente: elaboración propia con datos de ENIGH (2002, 2004, 2006, 2008, 2010, 2012, 2014, 2016 Y 2018).

Las ENIGH de 2002 y 2004 no cuentan con la información suficiente para determinar si los menores de 4 años asistieron a algún centro educativo o de estimulación temprana, por ello el gráfico inicia cuando los menores de entre 4 y 6 años inician la educación formal cuya probabilidad de asistir a la escuela es de cerca del 92%.

Una vez obtenida la muestra, se analizan los datos de forma desagregada, con apoyo del análisis de supervivencia aplicando el factor de expansión a los hogares seleccionados. Se calculan: el número de individuos representativos totales en riesgo de abandonar la escuela² (*Beg. total*), el número de individuos que presentan fallo (*Fail*), es decir, padecieron deserción escolar, haciendo referencia a que no asistieron a la escuela y, finalmente, el número de individuos de los cuales se perdió la información sin saber la causa (*Net lost*), como se indica en la tabla 2. Además, se señala el valor de la función de supervivencia, la cual indica la probabilidad de que los alumnos no abandonen la escuela.

² El evento de interés es la deserción escolar, cuya variable dicotómica se estructuró con valor de 1 cuando se deja de asistir al centro educativo, y 0 cuando los estudios continúan.

De forma agregada, se observa que el número de menores que presentaron riesgo de padecer deserción escolar en el año 2006 fue de más de 300,000 niños, cuya cifra se reduce en cada periodo, de igual forma se muestra que durante la primera etapa educativa hay más niños que no asisten a la escuela, 22,000, en 2006, y cerca de 3,500 al final del periodo de estudio.

La cuarta columna señala la función de supervivencia (*survivor function*), esta hace referencia a que el evento deserción escolar no suceda, dicho en otras palabras, la probabilidad de que los menores continúen estudiando. Aunque hay una mayor cantidad de menores en riesgo en 2006, la proporción de riesgo-fallo muestra que ese año existe una probabilidad de 92.8% de continuar estudiando, otro elemento que destaca es que de 2008 a 2010, no hubo jóvenes que reportaran deserción escolar y por ello, la probabilidad no cambio desde 2006.

Tabla 2
Probabilidades de supervivencia agregada (deserción escolar).

Time	Beg. Total	Fail	Net Lost	Survivor Function	Std. Error	[95% Conf. Int.]	
2006	310,048	22,000	14,000	0.9283	0.0005	0.9274	0.9292
2008	274,050	0	33,000	0.9283	0.0005	0.9274	0.9292
2010	241,268	0	39,000	0.9283	0.0005	0.9274	0.9292
2012	202,323	1,232	110,000	0.9226	0.0005	0.9217	0.9236
2014	90,588	748	57,000	0.9150	0.0006	0.9139	0.9161
2016	32,422	3,767	13,000	0.8087	0.0017	0.8054	0.812
2018	15,290	3,542	12,000	0.6214	0.0031	0.6154	0.6273

Fuente: elaboración propia con datos de ENIGH (2006, 2008, 2010, 2012, 2014, 2016 Y 2018).

Si bien la probabilidad de que los alumnos continúen estudiando se mantiene relativamente estable hasta 2014, alrededor de 91.8% en promedio; en 2016, este valor disminuye más de 10 puntos porcentuales y cerca de 30 puntos porcentuales para 2018, lo cual implica que la probabilidad de que los menores reciban educación básica, en términos generales, es de más de 90%. Por otro lado, la probabilidad de que los jóvenes concluyan o bien ingresen a alguna institución educativa de nivel superior, es de solo 62.1%.

Con la finalidad de enriquecer el análisis y determinar qué sector de los jóvenes padece con mayor intensidad la deserción escolar, se calculan funciones de supervivencia desglosadas por género y lugar de residencia.

El género es una variable importante cuando se trata de explicar la deserción escolar, por ello en la siguiente tabla se muestran los resultados de la función de supervivencia (no deserción escolar), generados a través del género de los menores.

En la tabla 3, se indica a las niñas, niños y jóvenes que están en riesgo de padecer deserción escolar, también se señalan a aquellos que desafortunadamente dejaron de asistir a la escuela, los datos que se perdieron

de un periodo a otro y la función de supervivencia, la que señala la probabilidad de que los estudiantes continúen asistiendo al centro educativo.

Tabla 3
Probabilidades de supervivencia por género (deserción escolar).

Time	Beg. Total	Fail	Net Lost	Survivor Function	Std. Error	[95% Conf. Int.]	
Mujeres							
2006	162,756	12,000	7,791	0.9247	0.0007	0.9234	0.9259
2008	142,704	0	14,000	0.9247	0.0007	0.9234	0.9259
2010	128,960	0	18,000	0.9247	0.0007	0.9234	0.9259
2012	110,666	1,232	59,000	0.9144	0.0007	0.913	0.9158
2014	50,626	748	32,000	0.9009	0.0009	0.8992	0.9025
2016	17,963	1,009	8,115	0.8503	0.0017	0.8468	0.8536
2018	8,839	2,053	6,786	0.6528	0.004	0.6448	0.6606
Hombres							
2006	147,292	9,969	5,977	0.9323	0.0007	0.931	0.9336
2008	131,346	0	19,000	0.9323	0.0007	0.931	0.9336
2010	112,308	0	21,000	0.9323	0.0007	0.931	0.9336
2012	91,657	0	52,000	0.9323	0.0007	0.931	0.9336
2014	39,962	0	26,000	0.9323	0.0007	0.931	0.9336
2016	14,459	2,758	5,250	0.7545	0.0031	0.7484	0.7605
2018	6,451	1,489	4,962	0.5803	0.0046	0.5712	0.5893

Fuente: elaboración propia con datos de ENIGH (2004, 2006, 2008, 2010, 2012, 2014, 2016 Y 2018).

Los resultados generados utilizando la variable género, mostrados en la tabla 3, permiten analizar que las probabilidades asociadas a que los menores varones asistan a algún centro educativo son ligeramente más altas, de 2006 a 2012 en promedio, las mujeres tienen 1.5 puntos porcentuales menos que los hombres, no obstante, la probabilidad es alta en ambos casos, por lo que la asistencia a educación básica es muy probable que suceda tanto en niños como en niñas, en este periodo la brecha de género parece ser mínima, inclinada ligeramente a favor de los hombres, sin embargo, existe equidad entre niños y niñas.

Por otro lado, a medida que los menores crecen, las posibilidades para los hombres de asistir a la escuela disminuyen en mayor medida, en comparación con las de las mujeres revirtiendo el fenómeno de deserción escolar, de manera significativa, pues en 2016, la probabilidad de que una mujer continúe estudiando es de 85%, mientras que, para un hombre, es de 75%. En 2018, y a pesar de que las probabilidades continúan descendiendo en ambos géneros, la tendencia se mantiene y aunado a ello se acentúa, ya que las probabilidades de asistir a la escuela son de 65% y 58% para mujeres y hombres, respectivamente.

Llegados a este punto, se ha demostrado que el género influye en la deserción escolar y depende de la etapa de la que se trate, afecta en mayor o menor magnitud a alguno de los dos géneros. Por lo tanto, se procederá a analizar el

fenómeno a través de zona de residencia, para ver cómo influye si los menores viven en un entorno rural o urbano.

Tabla 4
Probabilidades de supervivencia por grupos (deserción escolar)

Time	Beg. Total	Fail	Net Lost	Survivor Function	Std. Error	[95% Conf. Int.]	
Mujer Rural							
2006	30,651	2,221	1,063	0.9275	0.0015	0.9246	0.9304
2008	27,367	0	2,732	0.9275	0.0015	0.9246	0.9304
2010	24,635	0	745	0.9275	0.0015	0.9246	0.9304
2012	23,890	1,232	12,000	0.8797	0.0019	0.8759	0.8834
2014	10,389	748	6,673	0.8164	0.0029	0.8107	0.8219
2016	2,968	571	892	0.6593	0.0063	0.6467	0.6716
2018	1,505	490	1,015	0.4447	0.009	0.4269	0.4623
Mujer Urbano							
2006	132,105	10,000	6,728	0.924	0.0007	0.9226	0.9254
2008	115,337	0	11,000	0.924	0.0007	0.9226	0.9254
2010	104,325	0	18,000	0.924	0.0007	0.9226	0.9254
2012	86,776	0	47,000	0.924	0.0007	0.9226	0.9254
2014	40,237	0	25,000	0.924	0.0007	0.9226	0.9254
2016	14,995	438	7,223	0.897	0.0015	0.8941	0.8998
2018	7,334	1,563	5,771	0.7058	0.0044	0.697	0.7144
Hombre Rural							
2006	42,692	1,364	1,503	0.9681	0.0009	0.9663	0.9697
2008	39,825	0	7,522	0.9681	0.0009	0.9663	0.9697
2010	32,303	0	5,911	0.9681	0.0009	0.9663	0.9697
2012	26,392	0	15,000	0.9681	0.0009	0.9663	0.9697
2014	11,253	0	6,380	0.9681	0.0009	0.9663	0.9697
2016	4,873	2,758	693	0.4202	0.0069	0.4066	0.4336
2018	1,422	674	748	0.221	0.0066	0.2081	0.2341
Hombre Urbano							
2006	104,600	8,605	4,474	0.9177	0.0008	0.9161	0.9194
2008	91,521	0	12,000	0.9177	0.0008	0.9161	0.9194
2010	80,005	0	15,000	0.9177	0.0008	0.9161	0.9194
2012	65,265	0	37,000	0.9177	0.0008	0.9161	0.9194
2014	28,709	0	19,000	0.9177	0.0008	0.9161	0.9194
2016	9,586	0	4,557	0.9177	0.0008	0.9161	0.9194
2018	5,029	815	4,214	0.769	0.0048	0.7594	0.7783

Fuente: elaboración propia con datos de ENIGH (2004, 2006, 2008, 2010, 2012, 2014, 2016 Y 2018).

En la tabla 4, se muestra el resultado de la función de supervivencia desglosada por género y lugar de residencia, esta desagregación revela dónde y quiénes son los menores que cuentan con las mejores o peores oportunidades de continuar estudiando.

El lugar de residencia es una variable de gran relevancia en el análisis. La probabilidad de que los menores que residen en zonas rurales abandonen la escuela, -son en la mayoría de los casos- superiores a los valores obtenidos

para los que viven en zonas urbanas; si bien, en los primeros periodos (2006-2010) muestran una probabilidad ligeramente más alta en zonas rurales para mujeres, a partir de 2012, las probabilidades indican que en las zonas rurales es más probable que los alumnos interrumpan sus estudios, lo cual se puede explicar por la condición socioeconómica, la distancia entre el centro educativo y el hogar del estudiante, la falta de recursos y el desinterés, entre otros.

La probabilidad de deserción escolar aumenta a medida que los jóvenes crecen, sin embargo, el fenómeno se acentúa para todos los grupos en el año 2016 (con excepción de los varones que viven en zonas urbanas), es decir, una vez los jóvenes han concluido la educación básica (12 años de escolaridad) la deserción escolar tiene mayores posibilidades de ocurrir. Los grupos más afectados son los que residen en áreas rurales, la probabilidad de continuar estudiando es de 65% y 42% para mujeres y hombres, respectivamente en zonas rurales para 2016.

En la tabla 5, se indican las probabilidades de supervivencia para la muestra segmentada, con la finalidad de poder apreciar con más detalle las brechas que existen entre el género y lugar de residencia de los jóvenes mexicanos.

Tabla 5
Función de supervivencia por grupos (deserción escolar).

Género Localidad Año	Survivor Function			
	Mujer Rural	Urbano	Hombre Rural	Urbano
2006	0.9275	0.924	0.9681	0.9177
2007	0.9275	0.924	0.9681	0.9177
2008	0.9275	0.924	0.9681	0.9177
2009	0.9275	0.924	0.9681	0.9177
2010	0.9275	0.924	0.9681	0.9177
2011	0.9275	0.924	0.9681	0.9177
2012	0.8797	0.924	0.9681	0.9177
2013	0.8797	0.924	0.9681	0.9177
2014	0.8164	0.924	0.9681	0.9177
2015	0.8164	0.924	0.9681	0.9177
2016	0.6593	0.897	0.4202	0.9177
2017	0.6593	0.897	0.4202	0.9177
2018	0.4447	0.7058	0.221	0.769

Fuente: elaboración propia con datos de ENIGH (2006, 2008, 2010, 2012, 2014, 2016 Y 2018).

Si se analizan las probabilidades de acuerdo con las etapas de estudio, podemos ver que durante los años correspondientes a la educación primaria (los primeros 6 años de escolaridad), es decir de 2006 a 2011, la probabilidad más alta la tienen los varones que viven en áreas rurales, seguida por las mujeres de esa misma región, por lo que la probabilidad de que los menores en áreas no urbanas asistan a los centros educativos es ligeramente más alta, aunque la

cifra para áreas urbanas no muestra gran variación es ligeramente menor, por ello, se deduce que las posibilidades son sutilmente más altas de que los menores en áreas rurales asistan a la escuela durante los primeros seis años de educación básica.

Después de la educación básica, en la educación secundaria correspondiente al periodo de 2012 a 2014, se aprecia que el género y el lugar de residencia afecta a las mujeres en áreas rurales ya que la probabilidad de que ellas continúen estudiando se reduce en 5 puntos porcentuales, mientras que la probabilidad de los otros grupos se mantiene constante, debido a que se está empleando una muestra de la población y en ella no se presentan fallos durante este periodo para los otros grupos.

Finalmente, en la etapa de educación media, es decir de 2015 a 2018 las probabilidades muestran variaciones en todos los grupos. Los menos afectados son los varones en zonas urbanas, su probabilidad pasa de 91.7% en 2016 a 76.9% en 2018, es decir, reduce 14.8 puntos porcentuales, lo cual implica que cerca del 25% de los jóvenes no continuarán estudiando en las zonas urbanas. Mientras que los hombres en zonas rurales son los más afectados, pues su probabilidad de seguir estudiando pasa de 96.8% en 2014 a 42% en 2016 y finalmente a 22%, lo cual implica que la cantidad de hombres que asisten a centros educativos en nivel medio se reduce drásticamente.

La deserción para los hombres en zonas rurales puede relacionarse con los siguientes factores; la carencia de ingresos y la urgencia por integrarse al mercado laboral, el desinterés, el gasto que implica asistir a la escuela, entre otros. El 22% de probabilidad no solo tiene consecuencias sobre los individuos, sino que fomenta la reproducción intergeneracional de las condiciones de vida sobre futuras generaciones, sobre todo en áreas rurales.

En cuanto a las mujeres, en el periodo de 2015 a 2018, las probabilidades de permanecer en la escuela señalan que el 54.5% y 79.5% no dejan la escuela para zonas rurales y urbanas, respectivamente. Al igual que los hombres, las mujeres que viven en zonas rurales muestran mayor probabilidad de padecer deserción escolar y solo el 44% de probabilidad de continuar estudiando en 2018. Por el contrario, en el mismo año, las mujeres que viven en zonas urbanas tienen 70% de posibilidades de estudiar, esto implica que poco más de la mitad de las mujeres en zonas rurales no podría llegar a este nivel de estudios, mientras que solo 1 de cada 3 mujeres en zonas urbanas no continuará con sus estudios.

La tabla 5 muestra el panorama en general de la deserción educativa en niños y niñas en diferentes regiones. La mayoría de los menores reciben educación básica, no obstante, una vez que los jóvenes comienzan con la educación media superior, las carencias y brechas de género revelan que las oportunidades y posibilidades de estudiar en México, no son equitativas sobre todo en zonas rurales.

Evidentemente, vivir en zonas urbanas favorece la permanencia en los centros educativos, por el contrario, ser varón en un área rural incrementa significativamente las probabilidades de desertar educativamente a los 16 años, del mismo modo ser mujer en un área rural incrementa las probabilidades de padecer deserción escolar.

En la tabla 6, se muestran los coeficientes de 5 regresiones del modelo Cox, utilizando datos de ENIGH (2004-2018) con su respectivo factor de expansión, se indican los coeficientes de riesgo, así como los errores estándar. La finalidad de estimar las 5 diferentes ecuaciones es observar la dinámica e importancia de cada variable, de forma individual y agregada.

Los coeficientes generados por el modelo reflejan el riesgo proporcional de que la deserción escolar suceda cuando la variable de tratamiento toma el valor de 1, en este caso, las variables de tratamiento son: que los menores estén en un rango de edad, que el estudiante sea varón, que el estudiante sea varón en algún rango de edad, padecer pobreza, etc. En cuanto a la variable ingreso, el coeficiente se interpreta como el riesgo de desertar académicamente ante una variación en una unidad en el ingreso.

En las cinco regresiones, se realizó la prueba del supuesto de riesgos proporcionales basada en residuos de Shoenfeld (Hosmer 2002), la cual permitió no rechazar la hipótesis nula y por ende comprobar que los riesgos del evento son proporcionales en el tiempo de cada uno de los modelos.

La primera ecuación se estimó usando el ingreso real per cápita mensual y el género de los individuos, en este caso, se puede observar que el coeficiente implica que a medida que el ingreso incrementa en una unidad, el riesgo a padecer deserción educativa se reduce en 1% por lo que, en el modelo, el ingreso parece no afectar en gran medida a la permanencia o no en la escuela. Mientras tanto, el género refleja que ser varón reduce en 31% el riesgo de desertar, en comparación con las mujeres, aquí se debe destacar que, durante los primeros años del estudio y hasta 2016, la permanencia de los hombres en la escuela tiene una ligera ventaja. En los siguientes modelos, se puede apreciar que el riesgo de padecer deserción se intensifica en los primeros años de estudio.

Por otra parte, en la regresión (2) se captura el riesgo que tienen los menores de dejar de asistir a la escuela por grupos de edades, aquí se observa que el riesgo de deserción entre los menores mexicanos es más alto en el grupo de 4 a 6 años, no obstante, la muestra contiene niños de 4 y 5 años que no asisten a la escuela, posiblemente porque aún no se incorporan al sistema educativo formalmente, aun así, se observa que todos los coeficientes son mayores a 1, por lo tanto, el riesgo de padecer deserción es significativo para cada etapa.

El género y la edad son elementos relevantes cuando se habla sobre oportunidades educativas; los resultados del modelo (3) reflejan que el riesgo

de abandonar la escuela es significativo en la primera etapa, además, ser hombre y tener de 6 a 12 años reduce el riesgo de padecer deserción educativa en 42%. Para los varones de 13 a 15 y mayores de 16, el riesgo de desertar de la escuela es de 93% y 47%, respectivamente.

En el modelo (4), se agregan variables de edad, género e ingreso, los resultados estimados muestran que los menores en general tienen mayor riesgo de padecer deserción escolar, el cual desciende a medida que los años pasan, por otro lado, cuando se incluyen todas las variables se aprecia que los varones tienen el riesgo más alto de dejar de asistir a la escuela de 6 a los 12 años.

Finalmente, los coeficientes del modelo (5) capturan la importancia de la pobreza crónica ante el riesgo de padecer deserción escolar. El coeficiente indica que al padecer este tipo de pobreza se tiene el doble de riesgo con respecto a lo que indica el coeficiente de género. Los menores que viven en situación de pobreza crónica tienen riesgos altos de abandonar la escuela.

Tabla 6
Regresión Hazard Cox

Variable dependiente: Deserción escolar					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Ingreso per cápita	0.9999142 (9.93E-07)			0.999968 (9.05E-07)	
Pobreza crónica					1.965526 (0.289656)
Edad < 6		1447.254 (83.01653)		1032.46 (60.6568)	
Edad (6-12)		42.33436 (2.401745)		18.10846 (1.153775)	
Edad (13-15)		8.480722 (0.3208845)		7.019828 (0.3229902)	
Hombre edad < 6			13.87312 (0.2282248)	1.344065 (0.0220176)	
Hombre edad (6-12)			0.582625 (0.0100566)	3.100142 (0.0998134)	
Hombre edad (13-15)			0.9366412 (0.0211138)	1.497443 (0.052563)	
Hombre edad > 16			0.472911 (0.0118989)	0.989985* (0.0300163)	
Hombre	0.7988898 (0.0091378)				0.8580068 (0.009997)

Fuente: elaboración propia con datos de ENIGH (2006, 2008, 2010, 2012, 2014, 2016 Y 2018).

*Valores estadísticamente no significativos.

En general, se puede apreciar que el riesgo de deserción es positivo y significativo en la mayoría de los casos, por lo que los menores mexicanos están en riesgo constante de abandonar la escuela, sobre todo en la primera etapa.

Comentarios finales y conclusiones

La pobreza que afecta a los menores en la primera etapa de sus vidas está asociada a las características socioeconómicas que los rodea durante su niñez, adolescencia y parte de su adultez. La información de la ENIGH 2002 y la información usada en las encuestas subsecuentes, muestran que las características de un hogar pobre lo conducen de forma casi automática a padecer pobreza en los siguientes periodos, esto indica que las características tomadas inicialmente perpetúan la pobreza sobre el tiempo. Un obstáculo que presenta la información de la ENIGH es que no permite conocer los datos sobre educación no formal temprana, pues las encuestas utilizadas no la incluyen, estos datos resultan cruciales en los estudios sobre éxito académico futuro. Además, no se consideró, dentro de los datos recabados, la posibilidad de que los jóvenes se conviertan en jefes de familia a temprana edad, se desplacen, o fallezcan.

Otro elemento que se debe destacar es que la investigación contempló asistencia o inasistencia escolar, considerando este evento como deserción escolar. No se consideró la calidad de la educación recibida, si las instalaciones son adecuadas, ni si el personal docente está adecuadamente calificado para impartir las clases correspondientes.

Los resultados de la submuestra indican que la pobreza es una situación que perdura en los hogares con ciertas condiciones. Pensemos en el hogar con padres, tutores o jefes de familia con estudios incompletos de educación básica, esto implica que la situación de los menores en ese hogar será de pobreza, lo cual conducirá a que exista gran riesgo de deserción escolar durante la infancia, lo cual genera un hogar en situación de pobreza en el futuro. En el análisis, la pobreza crónica estuvo presente en los primeros cinco deciles, no hubo transición de los hogares hacia un decil superior. No obstante, el promedio de pobreza de la muestra en 2018 mostró que hogares que se ubicaron en el decil 6 y 8 en 2002, comenzaron a padecer pobreza bajo el método de líneas de pobreza con una media de 0.09 y 0.04 respectivamente, en el último periodo analizado.

Si se contrasta el género, cuya variable mostró tener una significativa relevancia, la pobreza crónica demuestra que pone en mayor riesgo a los varones de dejar de asistir a la escuela, lo cual tiene sentido ya que, al vivir en este tipo de situación, los menores intercambian el tiempo que dedican a su educación por un empleo que no requiera de habilidades ni capacidades de alto nivel académico, ya que como han abandonado la escuela es poco probable que las tengan. En consecuencia, este tipo de empleo no garantiza una mejor situación socioeconómica futura.

Finalmente, con la información disponible se puede concluir que las zonas rurales son las que muestran mayores tasas de deserción escolar, las causas van desde la falta de instituciones para continuar los estudios, la necesidad por la

integración al mercado laboral, los embarazos tempranos, etc. En términos generales, los hombres de áreas rurales mayores de 16 años son los individuos con mayor probabilidad de abandonar la escuela, generalmente son estos quienes generan ingreso extra para los hogares o bien se tornan jefes de familia, cualquiera de las dos condiciones impide la continuación de los estudios.

La pobreza en México es un problema de gran relevancia pues cerca de la mitad de la población vive en esta situación, cerca de tres décadas han transcurrido sin que esta situación pueda mejorar. Se requieren con urgencia acciones que permitan que los ciudadanos pobres tengan las oportunidades para romper este círculo intergeneracional, pues los resultados de este estudio no son nada prometedores. En México, nacer en un hogar pobre, implica perpetuar el patrón de pobreza y escolaridad.

Referencias

- [1] Aguilar, G. 2009. *¿Puede el crecimiento económico eliminar la pobreza?* Instituto de Investigaciones Económicas. México: Universidad Autónoma de México.
- [2] Banco de México. 2019. "Principales índices mensuales". Obtenido de <https://www.banxico.org.mx/SieInternet/consultarDirectorioInternetAction.do?accion=consultarCuadro&idCuadro=CP154&locale=es>
- [3] Banco Mundial. 2015. "A Global Count of the Extreme Poor in 2012". Policy Research Working Paper. Obtenido de <https://www.bancomundial.org/es/news/press-release/2018/09/19/decline-of-global-extreme-poverty-continues-but-has-slowed-world-bank>
- [4] Banik, A., y Neogi, D. 2015. Poverty and earning compulsions for the family have pushed children out of schools: A study in dropouts in basic education level in North-East India. *International Journal of Social Economics*, 42(10): 946-958.
- [5] Bernardi, F. 2007. Movilidad Social y dinámicas familiares. Una aplicación al estudio de la emancipación familiar en España. *Revista Internacional de Sociología*, LXV (48):33-54.
- [6] Betanzos-Lara y Villaseñor-Palma. 2019. Programas de atención y educación de la primera infancia en exclusión de América Latina. *Revista de Educación y Desarrollo*, 51:67-75.
- [7] Cámara de Diputados. 2019. "Constitución Política de los Estados Unidos Mexicanos". México.
- [8] Cerón, J. y Hernández, M. Análisis del Impacto del Programa Oportunidades en el Ingreso Autónomo de sus Beneficiarios. *Economía Informa*, 406:62-79 Obtenido de <http://www.economia.unam.mx/assets/pdfs/econinfo/406/06CeronHernandez.pdf>.
- [9] Cleves, M., Gould, W., Gutierrez, R., y Marchenko, Y. 2010. Hazard models. En *An Introduction to Survival Analysis Using Stata* (págs. 19-27). Stata Press.
- [10] Coneval. 2019. Nota técnica sobre la medición de la pobreza 2018, serie 2008-2018.
- [11] de Ibarrola, M. 2012. Los grandes problemas del sistema educativo mexicano. *Perfiles educativos*, 34: 16-28.

- [12] Deaton, A. 2018. Using a time series of cross section. En A. Deaton, The analysis of household surveys: a microeconomic approach to development policy (págs. 116-123). Washington: The World Bank.
- [13] Delajara, M., Campos-Vazquez, R. y Velez-Grajales, R. 2021. The regional geography of social mobility in Mexico, *Regional Studies*, 1-15.
- [14] FAO. 2016. "Panorama de la seguridad alimentaria y nutricional. Santiago". Obtenido de <http://iris.paho.org/xmlui/bitstream/handle/123456789/33680/9789253096084-spa.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- [15] Flores, L., Zamora, S., Salazar, E., y Lazcano, E. 2000. Análisis de supervivencia. Aplicación en una muestra de mujeres con cáncer cervical en México. *Salud pública de México*, 42: 242-251.
- [16] Gaviria, A. 2002. Los que suben y los que bajan. Educación y movilidad social en Colombia. Fedesarrollo, Bogotá. pp. 1-34.
- [17] Gordon, D., Nandy, S., Pantazis, C., Pemberton, S., y Townsend, P. 2003. "Child poverty in the developing world". Bristol, Reino Unido: The Policy Press.
- [18] Gómez, M. 2017. Panorama del sistema educativo mexicano desde la perspectiva de las políticas públicas. *Innovación educativa*, 17(74): 143-163.
- [19] Hair, N., Hanson, J., Wolfe, B., y Pollak, S. 2015. Association of child poverty, brain development, and academic achievement. *JAMA pediatrics*, 169(9): 822-829.
- [20] Heckman, J. 2000. The real question is how to use the available funds wisely. *The best evidence supports the policy prescription*.
- [21] Heckman, J. 2008. School, skills, and synapses. *Economic inquiry*, 46(3): 289-324. Obtenido de <https://www.nber.org/papers/w14064>
- [22] Heckman, J. 2012. Invest in early childhood development: Reduce deficits, strengthen the economy. *The Heckman Equation*, 7: 1-2.
- [23] Herrero, V., Merlino, A., Ayllón, S., y Escanés, G. 2013. Aplicación de un modelo de duración en programas de prevención de deserción universitaria. *Revista electrónica de investigación educativa*, 15(3): 38-52.
- [24] Hevia de la Jara, F. 2009. De Progres a Oportunidades: efectos y límites de la corriente cívica en el gobierno de Vicente Fox. *Sociológica*, 24(70): 43-81. Obtenido de <http://www.scielo.org.mx/pdf/soc/v24n70/v24n70a3.pdf>
- [25] Hosmer, D. 2002. Review of an introduction to survival analysis using Stata. *The Stata Journal*, 2(4):428-431.
- [26] INEE 2019. "La educación obligatoria en México: Informe 2019". México: INE. Obtenido de <https://www.inee.edu.mx/wp-content/uploads/2019/04/P11245.pdf>.
- [27] Lechuga, E. 2018. Análisis macroeconómico del Programa Oportunidades, como una opción para reducir la pobreza: un enfoque educativo. *Lebret*, 10:37-60. Obtenido de <http://revistas.ustabuca.edu.co/index.php/LEBRET/article/view/2196/1683>
- [28] Liu, X., y Hannum, E. 2017. Early poverty exposure predicts young adult educational outcomes in China. *China Economic Review*. Obtenido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1043951X17300469>
- [29] Murnane, R. 2007. Improving the education of children living in poverty. *The Future of Children*, 161-182.

- [30] Orozco, M., Espinosa, R., Fonseca, C., Vélez, R. 2019. "Informe de movilidad social en México 2019. Hacia la igualdad regional de oportunidades". Centro de Estudios Espinosa Yglesias (2019_02).
- [31] Ravallion, M., Chen, S., y Prem, S. 2009. "Dollar a Day Revisited". World Bank Policy Research Working Paper (4620).
- [32] Román, C. 2013. Factores asociados al abandono y la deserción escolar en América Latina: Una mirada en conjunto. *Revista Iberoamericana sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación*, 11(2):33-59.
- [33] Sánchez, H. 2004. Movilidad intergeneracional de ingresos y educativa en España (1980- 1990). Instituto de Economía de Barcelona.
- [34] Santos, H. 2009. Dinámica de la deserción escolar en Chile. *Santiago: Centro de Políticas Comparadas de Educación* (CPCE).
- [35] Serrano J., Torche, F., 2010. Movilidad Social en México. Población, desarrollo y crecimiento. México: CEEY.
- [36] Sherman, A., DeBot, B., y Huang, C.-C. 2016. Boosting low-income children's opportunities to succeed through direct income support. *Academic pediatrics*, 16(3): 90-97.
- [37] Smith, T., Delgado, M., y Florax, R. 2017. Child Poverty and Income Mobility in the United States. *Economic Research Service*.
- [38] Tenjo, J., Misas, M., Contreras, A., y Gaviria, A. 2012. Modelos de duración del desempleo en Colombia. *Universitas Económica*, 12(3): 1-55. Obtenido de https://cea.javeriana.edu.co/documents/153049/2786252/Vol.12_3_2012.pdf/be50a411-8dac-4d41-bbbf-14c96c4f7359
- [39] UNICEF. 2011. "La desnutrición infantil. Causas, consecuencias y estrategias para su prevención y tratamiento". Madrid. Obtenido de https://www.unicef.es/sites/unicef.es/files/comunicacion/Informe_La_desnutricion_infantil.pdf
- [40] UNICEF. 2016. "Niños y niñas fuera de la escuela". México.
- [41] UNICEF y World Bank Group. 2016. "Ending Extreme Poverty: a Focus on Children". Retrieved Obtenido de
- [42] https://www.unicef.org/publications/files/Ending_Extreme_Poverty_A_Focus_on_Children_Oct_2016.pdf
- [43] Uretsky, M., y Stone, S. 2016. Factors Associated with High School Exit Exam Outcomes among Homeless High School Students. *Children & Schools*, 38(2): 91-98.
- [44] Varela, R., Ocegueda, J., y Castillo, R. 2017. Migración interna en México y causas de su movilidad. *Perfiles latinoamericanos*, 25(49): 141-167.
- [45] Velasco, P. 2016. Modelo de regresión de Cox y sus aplicaciones biosanitarias. *Universidad de Sevilla*.
- [46] Vargas, E. y Valadez, A. 2016. Calidad de la escuela, estatus económico y deserción escolar de los adolescentes mexicanos. *Revista Electrónica de Investigación Educativa*, 18(1):82-97.
- [47] Zhang, S., Zhong, R., y Zhang, J. 2017. School starting age and academic achievement: Evidence from China's junior high schools. *China Economic Review*, 44: 343-354.
- [48] Aghion, P., Boulanger, J. & Cohen, E. (2011). "Rethinking industrial policy". *Bruegel Policy Brief 2011/04, June 2011*.
- [49] Aghion, P., Dewatripont, M., Du, L., Harrison, A. & Legros, P. (2012). Industrial Policy and Competition. *NBER*, Working Paper No. 18048.

- [50] Balassa, B. (1965). "Trade Liberalization and 'Revealed' Comparative Advantage". *Manchester School* 33, 99-123.
- [51] Boschma, R. A. & Frenken, K. (2006). "Why is economic geography not an evolutionary science? Towards an evolutionary economic geography". *Journal of Economic Geography*, 11(2), 273-307.
- [52] Boschma, R. & Frenken, K. (2011). "The emerging empirics of evolutionary economic geography". *Journal of Economic Geography*, 11(2), 295-307.
- [53] Boschma, R. & Martin, R. (2007). "Editorial: Constructing an evolutionary economic geography". *Journal of Economic Geography*, 7(5), 537-548.
- [54] Chávez Martín del Campo, J. C., Mosqueda Chávez, M. T. & Gómez-Zaldívar, M. (2017). "Economic complexity and regional growth performance: Evidence from the Mexican Economy". *The Review of Regional Studies*, 201-219.
- [55] Chiquiar, D. (2005). "Why Mexico's regional income convergence broke down". *Journal of Development Economics*, 257-275.
- [56] Delgado, M., Porter, M. E. & Stern, S. (2014). "Clusters, convergence, and economic performance". *Research Policy*, 1785-1799.
- [57] Farole, T. (2011). "*Special Economic Zones: What Have We Learned?*". The World Bank. Number 64.
- [58] Farole, T. & Akinci, G. (2011). *Special economic zones: progress, emerging challenges, and future directions*. Washington, DC: The International Bank for Reconstruction and Development/The World Bank.
- [59] Frenken, K. & Boschma, R. A. (2007). "A theoretical framework for evolutionary economic geography: Industrial dynamics and urban growth as a branching process". *Journal of Economic Geography*, 7(5), 635-649.
- [60] gob.mx. (2018a). *Zonas Económicas Especiales*. Retrieved from Zona Económica de Puerto Chiapas: <https://www.gob.mx/zee/articulos/zona-economica-de-puerto-chiapas>
- [61] gob.mx. (2018b). *Zonas Económicas Especiales*. Retrieved from Zona Económica Especial de Lázaro Cárdenas: <https://www.gob.mx/zee/es/articulos/zona-economica-de-lazaro-cardenas-la-union?idiom=es>
- [62] gob.mx. (2018c). *Zonas Económicas Especiales*. Retrieved from Zona Económica Especial de Coatzacoalcos: <https://www.gob.mx/zee/es/articulos/zona-economica-especial-de-coatzacoalcos?idiom=es>
- [63] Gómez, M. & Ventosa-Santaularia, D. (2009). "Liberación comercial y convergencia regional del ingreso en México". *El Trimestre Económico*, vol. LXXVI (1), núm. 301, pp. 2105-235.
- [64] Gómez-Zaldívar, F. & Molina, E. (2018). Zonas Económicas Especiales y su impacto sobre el desarrollo económico regional. *Problemas del desarrollo*, 193.
- [65] Grossman, G. & Helpman, E. (1991). *Innovation and Growth in the Global Economy*. Cambridge, Massachusetts: MIT Press.
- [66] Guo, Q. & He, C. (2015). "Production space and regional industrial evolution in China". *GeoJournal*, 379-396.
- [67] Hausmann, R., Hidalgo, C. A., Bustos, S., Coscia, M., Chung, S., Jimenez, J. & Yildirim, M. A. (2014). *The Atlas of Economic Complexity: Mapping paths to prosperity*. Boston, MA: MIT Press.

Ensayos Revista de Economía de la Universidad Autónoma de Nuevo León, volumen cuarenta y uno, número uno, se terminó de imprimir el primero de mayo del año dos mil veintidos en los talleres de Serna Impresos, S.A. de C.V., Vallarta 345 Sur, Monterrey, Nuevo León, México, C.P. 64000.
El tiraje consta de 30 ejemplares.

Ensayos Revista de Economía es una revista arbitrada que publica artículos de investigación inéditos de alto rigor académico en los campos de la economía aplicada y teórica, la estadística y las ciencias sociales afines. Se publican trabajos en español e inglés dos veces al año, enero y julio. Está indexada en EconLit (*American Economic Association*), SciELO México, Sistema de Clasificación de Revistas Mexicanas de Ciencia y Tecnología (CRMCyT) del Consejo Nacional de Ciencia, Humanidades y Tecnología (CONAHCYT), CLASE, Latindex, SciELO y puede consultarse en la base de datos Fuente Académica Premier™ de EBSCO y en *RePEc* (*Research Papers in Economics*).

Instrucciones para autores:

- Los trabajos deben corresponder a investigaciones concluidas que planteen claramente una hipótesis.
- Se dará preferencia a los trabajos que empleen un modelo teórico matemático como soporte o una metodología estadística/econométrica que someta a prueba la hipótesis.
- Los artículos deben enviarse acompañado de una carta firmada por el autor o los autores declarando que posee(n) los derechos de autor, que el trabajo es inédito y original, y que no está sometido, ni en proceso, para su publicación total o parcial en otra revista especializada o libro.
- El autor o los autores debe(n) enviar una copia de su currículum vitae.
- Los artículos pueden redactarse en inglés o español; sin embargo, el título, el resumen y las palabras clave deben presentarse en ambos idiomas.
- El resumen no excede las 150 palabras e incluye los códigos de clasificación JEL después del resumen.
- El título del trabajo debe ser claro y breve (máximo 10 palabras).
- Los manuscritos deben enviarse en formato compatible con Microsoft Word, con una extensión máxima de 45 cuartillas, interlineado de 1.5, y fuente Times New Roman tamaño 12.
- Las gráficas y cuadros deben enviarse en formato Excel. No se deben incluir gráficas o cuadros en formato de imagen.
- La sección de referencias incluye únicamente los trabajos citados en el texto, ordenados alfabéticamente y siguiendo el formato establecido para citar artículos, libros, capítulos de libros, informes técnicos, tesis, entre otras fuentes de información. Las instrucciones de citación están disponibles en la página de la revista.
- Los artículos deben enviarse de forma electrónica a través de la página de la revista: <http://ensayos.uanl.mx>. Para ello, el autor debe registrarse en la página como usuario y seguir los cinco pasos para nuevos envíos.

Ensayos Revista de Economía is a peer-reviewed journal that publishes original research articles of high academic rigor in the fields of applied and theoretical economics, statistics, and related social sciences. The journal publishes works in both Spanish and English twice a year, in January and July. It is indexed in EconLit (*American Economic Association*), SciELO Mexico, *Clasificación de Revistas Mexicanas de Ciencia y Tecnología* (CRMCyT) of the *National Council of Science, Humanities, and Technology* (CONAHCYT), CLASE, Latindex, SciELO, and can also be accessed through the *Fuente Académica Premier™* database by EBSCO and *RePEc* (*Research Papers in Economics*).

Author guidelines:

- The papers must correspond to completed research that clearly states a hypothesis.
- Preference will be given to papers that employ a supporting mathematical theoretical model or a statistical/econometric methodology that tests the hypothesis.
- Articles must be accompanied by a signed letter from the author(s) declaring ownership of the copyright, originality of the work, and that is not under review or in process for full or partial publication in another specialized journal or book.
- The author(s) must send a copy of their curriculum vitae.
- Articles may be written in English or Spanish; however, the title, abstract, and keywords must be presented in both languages.
- The abstract must not exceed 150 words, and should include JEL classification codes after the abstract.
- The article title should be clear and concise (maximum of 10 words).
- Manuscripts must be submitted in a Microsoft Word compatible format, with a maximum length of 45 pages, 1.5 line spacing, and Times New Roman font, size 12.
- Graphs and tables must be submitted in Excel format. Graphs or tables in image format are not accepted.
- The reference section should include only works cited in the text, listed alphabetically and following the citation format for articles, books, book chapters, technical reports, theses, and other sources. Citation guidelines are available on the journal's website.
- Articles must be submitted electronically through the journal's website: <https://ensayos.uanl.mx>. Authors must register as users and follow the five steps for new articles.

ENSAYOS
Revista de Economía