



Análisis económico

ISSN: 0185-3937

ISSN: 2448-6655

Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad
Azcapotzalco, División de Ciencias Sociales y
Humanidades

Mancillas Palacios, Jesús Fernando; Andrade Rosas, Luis Antonio
Composición de señales y estrategias del sector bancario para detectar el lavado de dinero
Análisis económico, vol. XXXVIII, núm. 99, 2023, Septiembre-Diciembre, pp. 75-100
Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Azcapotzalco, División de Ciencias Sociales y Humanidades

DOI: <https://doi.org/10.24275/uam/azc/dcs/ae/2023v38n99/Mancillas>

Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=41376280005>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

UAM
redalyc.org

Sistema de Información Científica Redalyc
Red de Revistas Científicas de América Latina y el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso
abierto

Composición de señales y estrategias del sector bancario para detectar el lavado de dinero

Composition of signals and strategies of the banking sector to detect money laundering

Recibido: 28/noviembre/2022; aceptado: 05/mayo/2023; publicado: 20/septiembre/2023

doi.org/10.24275/uam/azc/dcsh/ae/2023v38n99/Mancillas

Jesús Fernando Mancillas Palacios*
Luis Antonio Andrade Rosas**

RESUMEN

La prevención de lavado de dinero es un tema que ha tomado importancia en los últimos años en el sector financiero, debido a que dicho sector resulta vulnerable a ser utilizado para perpetrar este delito. En este trabajo, se analiza la mejor decisión por parte de las instituciones de banca múltiple respecto a bloquear o no bloquear las tarjetas de crédito ante posibles escenarios de lavado de dinero por parte de sus tarjetahabientes. Con base en un análisis de información incompleta, se deducen instrumentos para que la institución decida bloquear o no una cuenta que presente operaciones inusuales; con la finalidad de evitar pérdidas financieras y un daño en su reputación por relacionarse con tarjetahabientes que lavan dinero. El factor diferenciador de este trabajo consiste en la construcción de señales mediante vectores de pesos asignados a los factores de lavado de dinero, que pueden servir como indicadores o agravantes ante posibles operaciones inusuales de los tarjetahabientes.

Palabras clave: Lavado de dinero; banca múltiple; tarjetas de crédito; reputación; información incompleta; señales.

Clasificación JEL: D02; D53; E58; P48.

ABSTRACT

In recent years, the prevention of money laundering has gained importance in the financial sector because this sector is being used to perpetrate this crime. This paper analyzes the best decision by banking institutions regarding the blocking or not of credit cards in the face of possible money laundering scenarios by their cardholders. Based on an analysis of incomplete information, we deduce instruments that help the institution decide to block or not, an account that presents unusual operations; to avoid financial losses and damage to their reputation from being involved with cardholders who launder money. The differentiating factor of this work consists in



Esta obra está protegida
bajo una Licencia
Creative Commons
Reconocimiento-
NoComercial-
SinObraDerivada 4.0
Internacional

* Universidad La Salle, México. Correo electrónico: jesusmancillaspalacios@hotmail.com

** Universidad La Salle, México. Correo electrónico: luis.andrade@lasalle.mx

the construction of signals through vectors of weights assigned to the money laundering factors, which can serve as indicators or aggravating factors in possible unusual operations by cardholders.

Keywords: Money laundering; multiple banking; credit cards; reputation; incomplete information; signals.

JEL Classification: D02; D53; E58; P48.

INTRODUCCIÓN

La prevención del lavado de dinero es un tema que ha adquirido valor en los últimos años a nivel mundial, debido a que es una forma eficiente en la que se puede debilitar la estructura económica de las empresas criminales (Montes, 2008). Por esta razón, organizaciones como el Grupo de Acción Financiera Internacional y la Organización de las Naciones Unidas, entre otras, emiten recomendaciones, normas y estándares que permiten la adecuada detección de actividades con recursos de procedencia ilícita.

Sin embargo, aun con la existencia de estándares para la prevención del lavado de activos, las metodologías empleadas para efectuar este delito se actualizan y por consiguiente los delincuentes pueden gozar de sus ganancias ilícitas. En México, el lavado de dinero aporta 1.5 por ciento del Producto Interno Bruto (Sánchez, 2020a), en donde el sector financiero es especialmente vulnerable, al recibir buena parte del flujo de capitales de la economía. De hecho, en la Evaluación Nacional de Riesgos 2020 se clasifican las instituciones de banca múltiple como riesgo alto en materia de lavado de dinero (Gobierno de México, 2020).

En particular, las tarjetas de crédito emitidas por instituciones de banca múltiple se identifican como un método utilizado para el lavado de dinero, en específico para las etapas de estratificación e integración (Velázquez, 2016). Este trabajo está enfocado en dichos productos, ya que representan un gran riesgo para el sistema financiero. Como se mencionó, las metodologías empleadas para este delito se actualizan, por lo que resulta complicado para las instituciones de banca múltiple, la detección de operaciones con recursos de procedencia ilícita, aun cuando cumplen con todo lo establecido por la legislación respecto a la prevención de este delito. En ese sentido, el problema al que se enfrentan estas instituciones no se limita a una posible multa a causa del incumplimiento de sus obligaciones, sino que pueden perder la buena reputación en su país y en el exterior al verse relacionadas con tarjetahabientes que lavan dinero. Como consecuencia del daño a la reputación de las instituciones, habría un decremento en sus ingresos, o en el peor de los casos, ocasionar la quiebra de éstas.

Las instituciones deben cuidar su reputación mediante la adecuada elección de sus tarjetahabientes, ya sea que se rechace la solicitud de la tarjeta si se identifica al cliente como no deseable, o bien, mediante el bloqueo o cancelación de ésta al detectar un comportamiento inusual en materia de lavado de dinero. En vista de lo anterior, nuestro análisis genera un mecanismo que permita a las instituciones de banca múltiple decidir en qué casos deben bloquear o no una tarjeta de crédito, cuando se detectan operaciones inusuales por parte del tarjetahabiente, o bajo la existencia de algún factor que pudiera levantar la sospecha de que las operaciones realizadas por éste fueron con recursos de procedencia ilícita. El mecanismo permitirá, encontrar la mejor respuesta de la institución al enfrentarse a posibles escenarios de lavado de activos por parte de sus tarjetahabientes.

De esta forma, el objetivo general será prevenir a las instituciones sobre este tipo de tarjetahabientes y evitar pérdidas a causa del daño reputacional; al mismo tiempo, evitar pérdidas de clientes que pudieran ser confundidos con clientes no deseables. Respecto a los objetivos específicos, estos se enfocan en aplicar herramientas de teoría de juegos con información incompleta, para determinar un umbral en función de sus ingresos e incorporando la incertidumbre por la sospecha de lavado de dinero del cliente; además, construir creencias objetivas a través de la aplicación del proceso del análisis jerárquico.

Así, el factor diferenciador y la aportación de este trabajo a la literatura, no solo radica en la generación del mecanismo de decisión para la institución en estos escenarios, sino que busca construir

un modelo que le permita mejorar sus creencias respecto al tipo de tarjetahabiente al que se enfrenta. Este modelo se fundamenta en algunos criterios que la literatura y la legislación identifican como indicadores y/o agravantes ante posibles operaciones inusuales con tarjetas de crédito. Estos criterios se utilizan como señales, para responder a las preguntas: ¿si el tarjetahabiente realizó sus operaciones con recursos de procedencia ilícita?, y al mismo tiempo, ¿si existen condiciones para bloquear o no al tarjetahabiente?

El trabajo se estructura en 5 apartados. El primer apartado consiste en la revisión de la literatura; en el segundo apartado se describen los conceptos de información incompleta, así mismo, se presenta el proceso de análisis jerárquico de la teoría de decisiones para criterios múltiples. En el tercer apartado, se genera el mecanismo para la decisión óptima por parte de la institución; mientras que en el cuarto apartado se construye el modelo para asignar las creencias objetivas de lavado de dinero a los tarjetahabientes y se realizan aplicaciones del mecanismo. En el quinto apartado se muestra la discusión respecto a los resultados, para finalmente terminar con la conclusión y limitantes del trabajo.

I. REVISIÓN DE LA LITERATURA

El lavado de dinero se define como el proceso a través del cual uno o varios actores buscan ocultar, encubrir o desvirtuar el origen de los recursos provenientes de una actividad ilícita. Al respecto, Alkrisheh y Jaffal (2018) comentan que el lavado de dinero genera importantes sumas de dinero, pero de manera ilegal, por lo que representan una amenaza significativa para cualquier economía.

El lavado de dinero puede realizarse por distintos medios y de distintas maneras, las cuales se actualizan constantemente con la finalidad de que resulte complejo para los organismos e instituciones la detección de este delito. Este proceso busca legitimar el dinero introduciéndolo al sistema financiero, puesto que, si el dinero es ganado por un acto ilícito, no tiene uso a menos que la causa que le dio origen pueda ser disfrazada o preferentemente borrada (Lilley, 2006).

Ante tal escenario de procedencia de dinero, los bancos tienen la incertidumbre sobre el cliente que están tratando. Al no poder identificar el tipo de cliente que atienden, puede provocar que la institución se vea relacionada con tarjetahabientes no deseables. En principio, la institución duda si debe mantener la relación con el tarjetahabiente, ya que podría tener pérdidas por la disminución de la cartera de clientes. Pero también, al mantener la relación estaría entrando en una “lucha” interna de reputación que podría perjudicarle con nuevos clientes. Es decir, el banco debe tratar de identificar a sus clientes, de no hacerlo puede ocasionar una crisis como la ocurrida en 2008; derivada por los cientos de créditos, préstamo e inversiones nacionales e internacionales, implicando un endeudamiento por parte de los clientes y la banca (Arner, 2009). O incluso, exponer al sistema financiero como sucedió en 2010, cuando se identificó una amplia gama de riesgos de lavado de dinero, tráfico de drogas y financiamiento del terrorismo debido a los controles deficientes contra el lavado de dinero por parte de HSBC (Permanent Subcommittee On Investigations, 2012).

La falta de información crea una subjetividad por parte de la banca para la elección de sus clientes, que puede ocasionar pérdidas para la institución. Esto es, la subjetividad ocasiona desajustes en los equilibrios entre el banco y los clientes, incluso podría ser un tema de seguridad para el banco por el hecho de aceptar dinero de procedencia ilícita. Esta información incompleta no es ajena para otros sectores o mercados, por ejemplo, Armour, Button y Hollands (2018), comentan que la subjetividad de contratar trabajadores por sus condiciones físicas hace que las empresas no distingan de ciertas cualidades que tienen trabajadores con discapacidad, lo cual podría generar pérdidas en el largo plazo a las empresas.

Para evitar esta falta de información, nuestro análisis incluye señales para conocer de mejor forma el tipo de clientes al que se enfrenta la banca. En general, las señales sirven para reducir desajustes en los equilibrios en cualquier mercado y por lo tanto evitar cierto estancamiento económico. Por

ejemplo, Coles, Kushnir y Niederle (2013) con base en un análisis de mercado laboral, modelan una situación en la que los trabajadores envían señales como capacitación y educación, que son de interés para los empleadores, facilitando la búsqueda de empleo y coincidencias de ocupación. En el mismo sentido, Andrade (2021) muestra un modelo entre el gobierno y las empresas a principios de la pandemia Covid-19, donde las señales que mandan las empresas son cruciales para que el gobierno otorgue un financiamiento.

Si bien, es difícil detectar que señales serán útiles, hay situaciones en que se deben construir para contrarrestar la incertidumbre a la que se enfrenta la parte desinformada. En este sentido, Naidu, Posner y Weyl (2018) construyen señales a través de métodos analíticos, para evitar el poder de mercado de las empresas y algunas fusiones entre ellas, que podrían generar desequilibrios en el mercado laboral. En este trabajo, utilizamos factores que pueden servir como indicadores y/o agravantes ante posibles operaciones inusuales; con base en éstos, se deduce la señal para construir creencias objetivas por parte del banco. Tales factores son los siguientes.

A. Discrepancia entre el ingreso declarado y los pagos realizados

El diferencial entre los recursos operados y el ingreso declarado sólo puede ser explicado por un problema de defraudación fiscal del contribuyente o de lavado de dinero (Gluyas, 2006). En línea con lo anterior, Blanco (2015) menciona que al hablar de lavado debe de hacerse la distinción entre dinero negro y dinero sucio, siendo el primero aquel que se origina de actividades lícitas pero que elude las obligaciones fiscales, mientras que el segundo procede de negocios delictivos. Incluso, actividades que podían sospechar de esta discrepancia, como es el terrorismo, que conlleva un gasto en equipo y armamento especial y que no está en la mínima cercanía con las ganancias de quienes soportan tal acción (Rose, 2018). Otro concepto relacionado a esta diferencia es la corrupción; que a pesar de los grandes esfuerzos que los gobiernos hacen en políticas anticorrupción, a veces no se logra el objetivo debido al poco interés de los participantes, sobre todo en la rendición de cuentas (Taylor, 2018).

B. Gastos en industrias de riesgo

Existen algunas industrias que resultan más vulnerables que otras en materia de lavado de dinero, éstas pueden ser comerciales o financieras. Por ejemplo, Ellis (2018) identifica a la industria del arte como un mercado que facilita el lavado de dinero debido a la flexibilidad de precios, la portabilidad, la falta de un registro de documentos, el anonimato y la ausencia de regulaciones. De esta forma, las instituciones deben de identificar y monitorear los cargos que realicen los tarjetahabientes en las industrias de riesgo, ya que al ser más vulnerables pueden ser utilizadas para el lavado de activos. Al respecto, Tighe (2016) comenta sobre la relación entre la creciente industria de la marihuana y su necesidad de servicios bancarios, pero debido al riesgo entre el consumo del producto y las leyes contra el lavado de dinero, las instituciones bancarias evitan relacionarse con esta industria.

C. Manejo de la cuenta por parte de los tarjetahabientes adicionales

Una señal de alerta de lavado de dinero en tarjetas de crédito corresponde al hecho de que los clientes no actúen por cuenta propia y no quieran revelar la verdadera identidad del beneficiario (Montes, 2008). Esto es, que el titular actúa como *prestanombre* de los tarjetahabientes adicionales, siendo estos últimos los que realizan la mayoría de los cargos. En el caso en que el tarjetahabiente adicional no corresponde a un familiar directo del titular, este indicador representa una mayor sospecha. De hecho, identificar la fuente o a quien se representa, cuando se hacen grandes movimientos monetarios, puede mitigar

irregularidades de las empresas multinacionales, desvíos de activos financieros y alguna otra información que pueda identificar los paraísos fiscales irregulares (Hebous, 2014).

D. Manejo de efectivo

El lavado de dinero se puede aplicar en todo tipo de activos, siendo el efectivo el de mayor preferencia para este tipo de delito, toda vez que debe introducirse a la economía como limpio (Arroyo, 2012). Además, el dinero en efectivo puede “titularizarse” y ser una amenaza existencial, por lo que es recomendable optar por medidas extraordinarias para monitorear transacciones financieras (Vlcek, 2015). Mientras que Attah (2019), comenta que la falsificación o lavado del dinero en efectivo es el preferido por grupos terroristas, ya que al ser una empresa costosa necesitan un ingreso continuo de efectivo para mantenerse. En complemento, Brada, Kutan y Vukšić (2011), comentan sobre el costo de mover dinero y su efecto sobre la fuga de capitales; señalando que la liberación de sectores comercial y financiero, facilitan el manejo de efectivo y minimiza el costo de su traslado.

E. Información negativa proveniente de diversos medios

El Grupo de Acción Financiera Internacional reconoce la búsqueda de información en diversos medios de comunicación como una herramienta utilizada por las instituciones para la identificación del cliente. La información negativa representa mayor relevancia cuando se mencionan actos en materia de lavado de dinero, financiamiento al terrorismo o corrupción. Sin embargo, la información que no esté relacionada con lo anterior no resulta irrelevante, debido a que mantener relación con tarjetahabientes con información negativa puede resultar en un daño reputacional para la institución. Por lo que se necesitan señales precisas para mitigar esta mala decisión, o contrarrestar los obstáculos empíricos de falta de información o datos inexactos e inferencias equivocadas, que pueden ocasionar una mala decisión, sea económica o de seguridad (Graves, Acquisti y Christin, 2016).

F. Personas Políticamente Expuestas

Existen riesgos y vulnerabilidades en materia de prevención de lavado de dinero con relación a las personas que, por su empleo o comisión dentro del gobierno mexicano, pueden ser un medio para facilitar el delito de lavado de activos, a través de diferentes conductas, tales como actos de corrupción, cohecho y peculado, entre otros (SHCP, 2020a). Al respecto, McDonald (2008) menciona el caso de la firma Milberg Weiss, acusada de sobornar a sus clientes por elegir un abogado acorde a sus necesidades. De hecho, MacDonald va más allá de solo señalar a personas implicadas y expuestas, destacando que los problemas de selección y la falta de señales para que el juez defina al abogado que llevará el caso, ocasionan desequilibrios de información, exponiendo a personas ajenas al caso.

G. Oficios emitidos por reguladores

Los reguladores pueden emitir oficios, los cuales abarcan desde la solicitud de información acerca de un cliente, hasta la orden de terminación de la relación de negocio con éste; la relevancia de la solicitud radica principalmente en la autoridad emisora, considerando las funciones que desarrolla. Los oficios emitidos por autoridades relacionadas con la prevención de lavado de dinero representan una mayor alerta, sin embargo, los oficios emitidos por otras autoridades no resultan irrelevantes en el sentido de que puede derivar en un daño reputacional. Al respecto, Machado (2012) comenta sobre las acciones legales y cambio de estado que modificaron los gobiernos de Argentina y Brasil para abordar el lavado

de dinero. El autor comenta, que estas acciones se complementaron con las normas impuestas por el grupo de acción financiera internacional, deduciendo principalmente obligaciones administrativas impuestas a los sectores financieros.

H. Actividad u ocupación de riesgo

En aquellos casos en los que la actividad económica del tarjetahabiente sea una Persona Políticamente Expuesta, existe un riesgo que debe ser considerado por la institución en comparación con otras industrias u ocupaciones. Esto es, incorporar el riesgo en la prevención del lavado de dinero es crucial, ya que el destino de las ganancias puede ser ilícito; como lo sugiere Jusic (2017), involucrando el riesgo en la relación entre el lavado de dinero y el financiamiento del terrorismo.

II. METODOLOGÍA

Se presentan en primera instancia, conceptos básicos de teoría de juegos; útiles para analizar la respuesta del banco e introducir la falta de información a la que se enfrenta. De esta forma,

Definición 1 (Mas-Colell, Whinston, Green, 1995).- Un juego es una interacción estratégica entre dos agentes económicos, llamados jugadores, representado de la siguiente forma:

$$\Gamma = \{N, A_i \times A_j, U_i(a_i, a_j)\},$$

Donde N es el número de jugadores, A_i es el conjunto de estrategias del jugador i , $a_i \in A_i$, es la estrategia del jugador i , $a_j \in A_j$ es la estrategia del jugador j y $U_i(a_i, a_j)$ es la función de pagos para el jugador i .

Ahora, para cada estrategia a_j del jugador j , el jugador i debe tener, a través de deducciones o comportamientos previos, una mejor respuesta, definida como: $a_i = MR_i(a_j)$. Tal mejor respuesta, de acuerdo con Mas-Colell, Whinston, Green (1995), cumple con,

$$U_i(a_i, a_j) \geq U_i(a'_i, a_j), \forall a'_i \in A_i$$

Una de las representaciones clásicas de un juego es la que se muestra en la tabla 1, llamado juego en forma normal, donde las filas determinan las estrategias del jugador 1, en este caso a y b , y las columnas representan las estrategias del jugador 2, c y d en su caso. Los valores dentro de la matriz son los pagos debido a estas estrategias, por ejemplo, $U_1(a, c) = 3$ es la utilidad del jugador 1 cuando él elige la estrategia a y el jugador 2 elige la estrategia c .

Tabla 1
Representación de un juego en forma normal para dos jugadores

		J2	
J1		3,2	-1,-1
		1,1	2,3

Fuente: Elaboración propia.

Ahora, suponga en el caso anterior que el jugador 1 valora de distinta forma su utilidad bajo el perfil de estrategias (a, c) , esto es,

$$U_1(a, c) = t, \text{ donde } t = \begin{cases} 3 & \text{si J1 es tipo 1} \\ 0 & \text{si J1 es tipo 2} \end{cases}$$

Así, cuando el jugador 1 valora con $t = 3$, se dice que es tipo 1, y cuando valora con $t = 0$, se dice que es tipo 2. Los valores de t se conocen para ambos jugadores, lo que no sabe el jugador 2, es cuándo J1 actuará como tipo 1 o como tipo 2. De esta forma se dice que el jugador 2 tiene información incompleta respecto a los tipos del jugador 1.

Para que J2 descifre cuándo se enfrenta al jugador 1 como tipo 1 y cuándo al jugador 1 como tipo 2, se basa en la experiencia y asigna creencias subjetivas sobre el tipo de persona a la que se enfrenta. Estas creencias se definen como probabilidades respecto a los tipos de J1, que enfrenta el jugador 2, esto es,

$$P_2(j1 \text{ es tipo } 1) = p \text{ y } P_2(j1 \text{ es tipo } 2) = 1 - p, \quad (1)$$

El análisis anterior, es un problema de teoría de juegos con información incompleta, definido de la siguiente forma,

Definición 2 (Snyder y Nicholson, 2008; Myerson, 1985). - Un juego con información incompleta, es un juego estratégico bajo incertidumbre, representado mediante,

$$\Gamma = \{N, A_i, T_i, P_j(t_i), U_i(a_i, a_j, t_i)\} \quad (*)$$

Donde N es el número de jugadores, A_i es el conjunto de estrategias de cada jugador i , T_i es el conjunto de tipos de cada jugador, $P_j(t_i)$ es la creencia que asigna el jugador $j \neq i$ al tipo de persona $t_i \in T_i$ para cada jugador i , el cual desconoce. Finalmente, $U_i(a_i, a_j, t_i)$ es la ganancia del jugador i para cada uno de sus tipos t_i , para $i = 1, 2, \dots, N$.

Las creencias o probabilidades mostradas en (1), son probabilidades subjetivas que asigna el jugador que tiene información incompleta, en el ejemplo de la tabla 1 el J2. Para hacer estas creencias más “creíbles”, el jugador 1 manda señales (Myerson 1985) a J2, que este último las incorpora y con ello mejora estas creencias. La forma en que lo hace es a través de la Ley de Bayes, deduciendo finalmente creencias objetivas, esto es,

$$P_2(T1|\text{señal}) = q \text{ y } P_2(T2|\text{señal}) = 1 - q \quad (2)$$

Al juego (*) con las nuevas probabilidades mostradas en (2), se le denomina juego bayesiano, y al equilibrio, Equilibrio de Nash Bayesiano (Myerson 1985).

Para deducir las creencias objetivas que permitan identificar de una manera más precisa el lavado de dinero al tarjetahabiente, se introducen conceptos del proceso de análisis jerárquico. La utilidad de tal proceso será construir señales y así optar por una mejor toma de decisiones.

Definición 3. El Proceso de Análisis Jerárquico es un método basado en la evaluación de diferentes criterios que permiten jerarquizar un proceso, y su objetivo final consiste en optimizar la toma de decisiones (Saaty, 1980).

Este proceso permite reducir las decisiones complejas a una serie de comparaciones por pares que permiten la jerarquización de los aspectos evaluados. En principio, suponga que se desea realizar la comparación por pares de n objetos, una vez que se emiten los juicios respecto a la importancia de cada uno. Los resultados de esta comparación se muestran en la matriz A ,

$$A = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & 1 & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

En donde a_{ij} representan la comparación del objeto i respecto al objeto j con $i, j = 1, 2, \dots, n$. Dicha matriz cumple con el principio de reciprocidad si,

$$A = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ 1/a_{12} & 1 & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1/a_{1n} & 1/a_{2n} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Ahora, si se cumple en A que $a_{ij} = a_{ik} \cdot a_{kj}$, $\forall i, j, k = 1, 2, \dots, n$, entonces se dice que se cumple el principio de transitividad. A partir de esto, se dice que una matriz de comparaciones pareadas es consistente si se cumple la condición de reciprocidad y transitividad.

Saaty (1977) propone una escala del 1 al 9 para calificar las preferencias de los elementos en las comparaciones por pares, en donde 1 indica igual importancia entre los elementos y 9 importancia absoluta de un criterio sobre otro.

Para el cálculo de los pesos y la consistencia, utilizamos el método del vector propio, el cual establece que, partiendo de una matriz de comparaciones pareadas, existe un vector w tal que

$$Aw = nw$$

Para la obtención de ese vector se encuentran el valor propio máximo λ_{max} de la matriz A y se calcula el vector propio w asociado a λ_{max}

$$Aw = \lambda_{max}w$$

El vector w obtenido se normaliza¹ con la finalidad de que la suma de sus elementos sea igual a la unidad y este vector normalizado w' corresponde al vector de pesos.

La congruencia de los juicios emitidos puede evaluarse mediante el radio de consistencia (CR), éste se calcula de la siguiente manera,

$$CR = \frac{CI}{RI} = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1}$$

En donde: CI es el índice de consistencia y RI es el índice de consistencia aleatoria.

El RI corresponde al promedio del CI de una muestra de 500 matrices recíprocas con la escala propuesta de 1-9. En la tabla 2 se muestra dicha comparación.

Tabla 2
Índice de consistencia aleatoria (RI)

N	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
RI	0	0	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49

Fuente: Saaty, L. (1980). The Analytic Hierarchy Process. McGraw-Hill, New York.

Se debe cumplir que el CR sea menor o igual a 0.10; en caso contrario se deben revisar los juicios emitidos.

III. EL MODELO

La historia que se presenta corresponde al dilema que enfrenta la institución de banca múltiple, ante posibles escenarios de lavado de dinero en sus tarjetas de crédito por parte de sus tarjetahabientes. Desde la incorporación de México como miembro del Grupo de Acción Financiera Internacional (FATF) se han dado avances notables en la consolidación de un régimen de prevención de lavado de dinero

¹ En algunos casos, con la finalidad de que la entrada más grande sea la unidad, entonces se dividen todas las entradas del vector w por la entrada más grande. El vector resultante w' corresponde al vector de pesos.

(Gobierno de México, 2020). Las instituciones de banca múltiple están obligadas a cumplir con lo establecido en la Ley de Instituciones de Crédito y la Ley Federal para la Prevención e Identificación de Operaciones con Recursos de Procedencia Ilícita, en caso de incumplimiento podrían recibir una multa según lo establecido en el artículo 115 de la Ley de Instituciones de Crédito.

No obstante, el problema no solo radica en una posible pérdida a causa de una multa derivada del incumplimiento de las leyes, el impacto para la institución puede derivar del daño reputacional al verse relacionada con tarjetahabientes que lavan dinero². Por lo anterior, resulta indispensable que la institución decida de manera adecuada los tarjetahabientes con los que mantendrá relación de negocio ante un escenario de posible lavado de dinero.

Se identifican dos estrategias por parte de la institución respecto a las cuentas de los tarjetahabientes que presentan algunos indicadores de lavado de dinero:

- i. Bloquear la tarjeta (B)
- ii. No bloquear la tarjeta (NB)

Se recomienda que la institución haga diferencia de estos tarjetahabientes, a través de la información proporcionada por el tarjetahabiente al momento de la apertura de la cuenta o una actualización de su expediente y del historial de pagos y cargos realizados. Por lo que se tienen dos tipos de clientes,

Tipo 1) Tarjetahabientes que lavan dinero (LD)

Tipo 2) Tarjetahabientes que no lavan dinero (NLD)

El análisis radica en un problema de información incompleta por parte de la institución, a causa de que ésta no puede detectar de manera precisa al tipo de tarjetahabiente al que se enfrenta. Para fines de este trabajo no se está realizando un análisis de equilibrio, solo se analiza la respuesta de la institución que consiste en bloquear o no la cuenta del tarjetahabiente, la cual deducirá un mecanismo óptimo de ganancia-pérdida.

Beneficios esperados, creencias y señales

Las estrategias de la institución se deciden dependiendo del tipo de tarjetahabiente al que se enfrenta. De esta manera, es factible construir los beneficios esperados de la institución para ambas estrategias.

Sea U_{IBM} la utilidad de la institución que depende de sus estrategias y sean $P(LD)$ y $P(NLD)$ las creencias subjetivas que el banco asigna al hecho de enfrentarse con los diferentes tipos de tarjetahabientes. Por lo que, la utilidad esperada del banco EU_{IBM} cuando decide bloquear es,

$$EU_{IBM}(\text{Bloquear}) = P(LD) U_{IBM}(\text{Bloquear}, LD) + P(NLD) U_{IBM}(\text{Bloquear}, NLD)$$

Análogamente, cuando el banco decide no bloquear,

$$EU_{IBM}(\text{No Bloquear}) = P(LD) U_{IBM}(\text{No Bloquear}, LD) + P(NLD) U_{IBM}(\text{No Bloquear}, NLD)$$

El hecho que las creencias sean subjetivas podría ocasionar que la institución bloquee la cuenta de un tarjetahabiente que no lava dinero; o que no bloquee la cuenta de un tarjetahabiente que si “lava”. Para no errar, la institución necesitará señales para modificar sus creencias y volverlas objetivas.

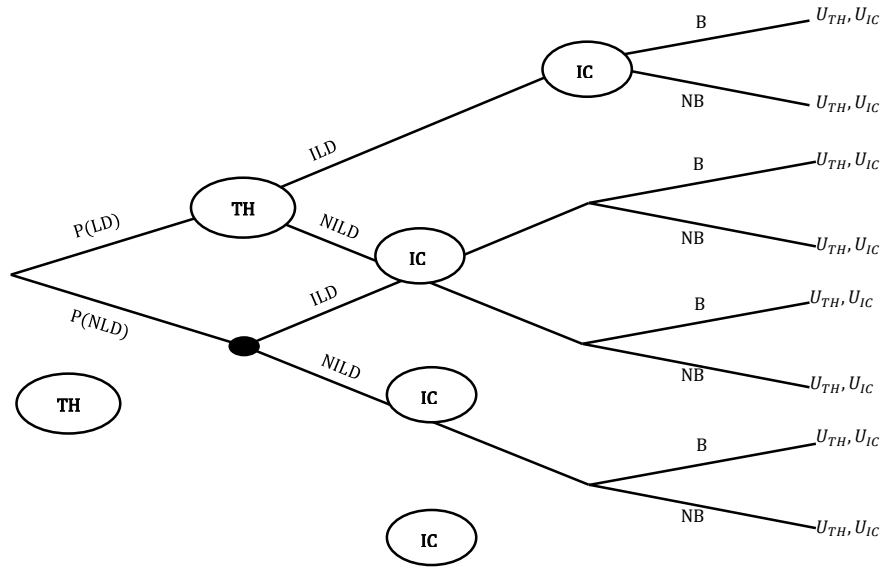
La información proporcionada al momento de la apertura de la cuenta, o alguna actualización del expediente, el historial de pagos y/o cargos realizados por el tarjetahabiente, serán utilizados por la

² Para este modelo, solamente se contemplan las pérdidas que puede afrontar a causa del daño reputacional bajo el supuesto que la institución cumple con lo establecido en las leyes.

institución para buscar posibles indicadores de lavado de dinero; los cuáles servirán como señales para la construcción de las creencias objetivas.

La figura 1 detalla la forma extensiva del modelo. Al principio, el tarjetahabiente sabe si es de tipo LD o NLD; después, la institución con base en la información del tarjetahabiente define las señales, para modificar sus creencias. Finalmente, la institución decide con información incompleta si bloquea o no bloquea la cuenta. Donde, U_{TH} y U_{IBM} son las utilidades del tarjetahabiente y la institución respectivamente.

Figura 1
Juego de información imperfecta por parte de la institución de banca múltiple



Fuente. Elaboración propia.

Construcción de los beneficios de la institución de banca múltiple

Así, si la institución recibe las señales que el tarjetahabiente lava dinero (ILD), el beneficio esperado para la institución cuando bloquea es ahora,

$$EU_{IBM}(Bloquear) = P(LD|ILD) U_{IBM}(Bloquear, LD) + P(NLD|ILD) U_{IBM}(Bloquear, NLD) \quad (3)$$

De manera análoga, cuando no bloquea,

$$EU_{IBM}(No Bloquear) = P(LD|ILD) U_{IBM}(No Bloquear, LD) + P(NLD|ILD) U_{IBM}(No Bloquear, NLD) \quad (4)$$

Cuando la institución no bloquea la cuenta del tarjetahabiente que lava dinero, y suponiendo que el comportamiento del tarjetahabiente será similar al observado en el periodo anterior; entonces, la institución obtendrá el saldo deudor (SD) que se tiene al momento de tomar la decisión, así como el saldo

deudor y la diferencia entre pagos (p) y cargos (c) generados en el periodo³ (t) en el que se bloquearía la cuenta; sin embargo, al hacerse público que la institución mantiene relación con este tipo de tarjetahabientes, los ingresos (I) de la institución serán afectados parcialmente ($0 < r \leq 1$) a causa del daño reputacional. Así mismo, se considera que el impacto se distribuiría entre el número total de casos que fueron reportados ante la Unidad de Inteligencia Financiera como Operaciones Inusuales (N_{OI}). Entonces,

$$U_{IBM}(No\ Bloquear, LD) = (1 + t)(SD) + t(p - c) - \frac{r * I}{N_{OI}} \quad (5)$$

Ahora, si la institución no bloquea la cuenta del tarjetahabiente que no lava dinero y bajo el mismo supuesto, entonces obtendrá como ganancia el saldo deudor (SD) que se tiene al momento de tomar la decisión, así como el saldo deudor y la diferencia entre pagos (p) y cargos (c) generados en el periodo (t) en el que se bloquearía la cuenta. Entonces,

$$U_{IBM}(No\ Bloquear, NLD) = (1 + t)(SD) + t(p - c) \quad (6)$$

Por otro lado, cuando la empresa bloquea la cuenta, el tipo de tarjetahabiente no importará, ya que, para los dos tipos de tarjetahabiente únicamente se podrá recuperar un porcentaje ($0 \leq \theta_t \leq 1$) del saldo deudor mediante las estrategias cobranza de la institución. Así,

$$U_{IBM}(Bloquear, LD) = (\theta_t)[SD] = U_{IBM}(Bloquear, NLD) \quad (7)$$

Resultados

Deduciremos el mecanismo óptimo que mostrará en qué casos la institución debe bloquear o no la cuenta del tarjetahabiente, de acuerdo a,

$$EU_{IBM}(No\ Bloquear) > EU_{IBM}(Bloquear)$$

De las expresiones (3) y (4)

$$P(LD|ILD) U_{IBM}(No\ Bloquear, LD) + P(NLD|ILD) U_{IBM}(No\ Bloquear, NLD) \\ > P(LD|ILD) U_{IBM}(Bloquear, LD) + P(NLD|ILD) U_{IBM}(Bloquear, NLD)$$

Introduciendo las expresiones (5), (6) y (7)

$$P(LD|ILD)[(1 + t)(SD) + t(p - c) - \frac{r(I)}{N_{OI}}] + P(NLD|ILD)[(1 + t)(SD) + t(p - c)] > \\ P(LD|ILD)[(\theta_t)(SD)] + P(NLD|ILD)[(\theta_t)(SD)] \quad (8)$$

A partir de (8), se tiene el siguiente resultado,

Resultado 1.- Supongamos que la información que tiene la institución avala que el tarjetahabiente lava dinero (ILD). Entonces, la institución no bloquea la cuenta del tarjetahabiente ante un posible escenario de lavado de dinero siempre y cuando,

$$P(LD|ILD) < \frac{\{[1+t-\theta_t](SD)+t[p-c]\}N_{OI}}{r(I)} \quad (9)$$

³ Este periodo se establece ya que el bloqueo puede ser temporal, en virtud de que una vez reportada la operación inusual se espera la emisión de un oficio por parte de la Unidad de Inteligencia Financiera, para la terminación de la solicitud de información del tarjetahabiente, en caso de que no llegue algún oficio la institución podría desbloquear la cuenta.

Prueba. - Partiendo del hecho de que $P(LD|ILD) + P(NLD|ILD) = 1$ entonces de (8),

$$P(LD|ILD) \left[(1+t)(SD) + t(p-c) - \frac{r(I)}{N_{OI}} \right] + [1 - P(LD|ILD)] [(1+t)(SD) + t(p-c)]$$

$$> P(LD|ILD) [(\theta_t)(SD)] + [1 - P(LD|ILD)] [(\theta_t)(SD)]$$

Desarrollando la expresión anterior

$$P(LD|ILD) \left[(1+t)(SD) + t(p-c) - \frac{r(I)}{N_{OI}} \right] + [(1+t)(SD) + t(p-c)]$$

$$- P(LD|ILD) [(1+t)(SD) + t(p-c)]$$

$$> P(LD|ILD) [(\theta_t)(SD)] + [(\theta_t)(SD)] - [P(LD|ILD)] [(\theta_t)(SD)]$$

Agrupando términos semejantes

$$P(LD|ILD) \left[(1+t)(SD) + t(p-c) - \frac{r(I)}{N_{OI}} - (1+t)(SD) - t(p-c) \right] + (1+t)(SD) + t(p-c)$$

$$> P(LD|ILD) [(\theta_t)(SD) - (\theta_t)(SD)] + (\theta_t)(SD)$$

despejando se obtiene

$$P(LD|ILD) < \frac{(\theta_t)(SD) - (1+t)(SD) - t(p-c)}{-\frac{r(I)}{N_{OI}}}$$

Multiplicando por 1 el lado derecho de la inecuación

$$P(LD|ILD) < \frac{(\theta_t)(SD) - (1+t)(SD) - t(p-c)}{-\frac{r(I)}{N_{OI}}} * \frac{(-1)}{(-1)}$$

Desarrollando el lado derecho y agrupando términos semejantes,

$$P(LD|ILD) < \frac{\{[1+t-\theta_t](SD) + (t)(p-c)\}N_{OI}}{r*I} \quad \text{QED.}$$

IV. CONSTRUCCIÓN DE LA PROBABILIDAD DE LAVADO DE DINERO

En principio, calculemos las creencias subjetivas $P(LD|ILD)$ de la expresión (9). De acuerdo con lo mencionado en el marco teórico, los criterios para la construcción estas creencias son los siguientes:

- A. Discrepancia entre el ingreso declarado y los pagos realizados.
- B. Gastos en industrias de riesgo.
- C. Manejo de la cuenta por parte de los tarjetahabientes adicionales.
- D. Manejo de efectivo.
- E. Información negativa proveniente de diversos medios referente a lavado de dinero.
- F. Información negativa proveniente de diversos medios referente a otros rubros.
- G. Persona políticamente expuesta (Titular o adicionales).
- H. Fecha de recepción de oficios emitidos por reguladores.
- I. Autoridad emisora de oficios.
- J. Actividad u ocupación de riesgo.

Con base en la metodología descrita acerca del Proceso de Análisis Jerárquico y partiendo de la siguiente matriz de comparaciones pareadas⁴.

1	2	5/2	2	3/2	5	7/2	3/2	3/2	3
1/2	1	3/2	1	2/3	4	5/2	2/3	2/3	2
2/5	2/3	1	2/3	1/2	7/2	2	1/2	1/2	3/2
1/2	1	3/2	1	2/3	4	5/2	2/3	2/3	2
2/3	3/2	2	3/2	1	9/2	3	1	1	5/2
1/5	1/4	2/7	1/4	2/9	1	2/5	2/9	2/9	1/3
2/7	2/5	1/2	2/5	1/3	5/2	1	1/3	1/3	2/3
2/3	3/2	2	3/2	1	9/2	3	1	1	5/2
2/3	3/2	2	3/2	1	9/2	3	1	1	5/2
1/3	1/2	2/3	1/2	2/5	3	3/2	2/5	2/5	1

se obtiene el vector de pesos $\vec{w}'$ para estos criterios,

$$\vec{w}' = \begin{pmatrix} 0.18371475 \\ 0.10042633 \\ 0.0750412 \\ 0.10042633 \\ 0.13715031 \\ 0.02611428 \\ 0.04527983 \\ 0.13715031 \\ 0.13715031 \\ 0.05754637 \end{pmatrix}$$

Por lo que,

$$\lambda_{max} = 10.08024$$

$$CR_{Saaty} = \frac{\frac{10.08024 - 10}{10 - 1}}{1.49} = 0.5984\%$$

El vector $\vec{w}'$ muestra la ponderación para cada uno de los criterios de la A hasta la J. Para la primera entrada ($P_A = 0.1837$) del vector, se realizó lo siguiente,

$$P_A = \min(1, \max(\frac{p}{i} - 1, 0))$$

$p :=$ pagos⁵ realizados durante el periodo.

$i :=$ ingresos declarados por el tarjetahabiente.

La ponderación del criterio B ($P_B = 10.04\%$) se realizó de la siguiente forma,

$$P_B = \frac{c_{ir}}{c}$$

⁴ Los valores asignados en la matriz de comparaciones pareadas se determinaron mediante el juicio de expertos en temas de prevención de lavado de dinero. Las filas y columnas se encuentran en el mismo orden del listado del párrafo anterior.

⁵ La razón por la que se contemplan los pagos para este cálculo y no los cargos, es porque los pagos reflejan la liquidez que tiene el tarjetahabiente, mientras que en casos de que éste realice cargos que superen sus ingresos, puede deberse a un mal uso de la línea de crédito.

c_{ir} := cargos en industria de riesgo.

c := cargos realizados durante el periodo.

Para el cálculo de la ponderación C ($P_C = 7.5\%$), en primera instancia se obtuvo el vector de pesos, donde los criterios corresponden al tipo de tarjetahabiente adicional o suplementario (familiares o no del titular), teniendo como resultado lo siguiente⁶

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 5 \\ 1/5 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\lambda_{\max} = 2$$

$$\vec{w} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0.2 \end{pmatrix}$$

Una vez que se tienen los pesos de los tipos de tarjetahabiente adicional, el cálculo se realiza de la siguiente manera:

$$P_C = \left(\frac{c_{af} * 0.2 + c_{ao}}{c_{af} + c_{ao}} \right) * \left(\frac{c_{af} + c_{ao}}{c} \right)$$

c_{af} := cargos realizados por tarjetahabientes adicionales familiares.

c_{ao} := cargos realizados por otros tarjetahabientes adicionales (no familiares)

Para la ponderación del criterio D ($P_D = 10.04\%$) se realizó,

$$P_D = \begin{cases} \sqrt[2]{\left(1 + \frac{p_{ef}}{p}\right)\left(1 + \frac{np_{ef}}{np}\right)} - 1, & p_{ef} \geq Mmax_{ef} \text{ o } np_{ef} \geq Nmax_{ef} \\ 0, & e. o, c \end{cases}$$

p := pagos realizados durante el periodo.

p_{ef} := pagos en efectivo realizados durante el periodo.

np := número de pagos realizados durante el periodo.

np_{ef} := número de pagos en efectivo realizados durante el periodo.

$Mmax_{ef}$:= monto máximo de pagos en efectivo realizados durante el periodo aceptado por la institución⁷.

$Nmax_{ef}$:= número máximo de pagos en efectivo realizados durante el periodo aceptado por la institución⁶.

Para el cálculo de la ponderación E ($P_E = 13.72\%$) se obtuvo el vector de pesos, partiendo del hecho de que la información negativa reciente tiene mayor influencia que la antigua⁷, esto es,

⁶ Los valores asignados en la matriz en la comparación de criterios por pares se determinaron mediante el juicio de expertos en temas de prevención de lavado de dinero.

⁷ Monto definido por la institución dependiendo de su apetito de riesgo.

⁶ Número definido por la institución dependiendo de su apetito de riesgo

⁷ Los valores asignados en la matriz en la comparación de criterios por pares se determinaron mediante el juicio de expertos en temas de prevención de lavado de dinero.

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 5 & 7 & 9 \\ 1/5 & 1 & 3 & 5 \\ 1/7 & 1/3 & 1 & 3 \\ 1/9 & 1/5 & 1/3 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\lambda_{max} = 4.1706684$$

$$CR_{Saaty} = \frac{\frac{4.1706684 - 4}{4 - 1}}{0.9} = 6.3211\%$$

$$\vec{w'} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0.3083 \\ 0.1433 \\ 0.0696 \end{pmatrix}$$

De este modo, P_E tomará los siguientes valores:

$$P_E = \begin{cases} 1, & mn_{PLD} \leq 1 \text{ año} \\ 0.3083, & 1 \text{ año} < mn_{PLD} \leq 3 \text{ años} \\ 0.1433, & 3 \text{ años} < mn_{PLD} \leq 5 \text{ años} \\ 0.0696, & 5 \text{ años} < mn_{PLD} \leq 10 \text{ años} \\ 0, & e. o. c \end{cases}$$

mn_{PLD} : = antigüedad de la información negativa referente a lavado de dinero.

El análisis para el cálculo de la ponderación F ($P_F = 2.61\%$) fue similar al del criterio D , esto es,

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 7 & 8 & 9 \\ 1/7 & 1 & 2 & 3 \\ 1/8 & 1/2 & 1 & 2 \\ 1/9 & 1/3 & 1/2 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\lambda_{max} = 4.09124662$$

$$CR_{Saaty} = \frac{\frac{4.09124662 - 4}{4 - 1}}{0.9} = 3.3795\%$$

$$\vec{w'} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0.2012 \\ 0.1231 \\ 0.0776 \end{pmatrix}$$

Por lo que, P_F tomará los siguientes valores:

$$P_F = \begin{cases} 1, & mn_{or} \leq 1 \text{ año} \\ 0.2012, & 1 \text{ año} < mn_{or} \leq 3 \text{ años} \\ 0.1231, & 3 \text{ años} < mn_{or} \leq 5 \text{ años} \\ 0.0776, & 5 \text{ años} < mn_{or} \leq 10 \text{ años} \\ 0, & e. o. c \end{cases}$$

mn_{or} : = antigüedad de la información negativa de otros rubros.

Para el cálculo de la ponderación ($P_G = 4.53\%$) se obtuvo el vector de pesos partiendo del hecho de que el titular o los adicionales pueden ser personas políticamente expuestas activas o inactivas⁸.

⁸ Los valores asignados en la matriz en la comparación de criterios por pares se determinaron mediante el juicio de expertos en temas de prevención de lavado de dinero.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 5 \\ 1/5 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\lambda_{max} = 2$$

$$\vec{w}' = \begin{pmatrix} 1 \\ 0.2 \end{pmatrix}$$

Así, P_G tomará los siguientes valores:

$$P_G = \begin{cases} 1, & \text{titular o adicionales son PEP activo} \\ 0.20, & \text{titular o adicionales son PEP inactivo} \\ 0, & \text{e. o. c} \end{cases}$$

Para el cálculo de la ponderación ($P_H = 13.72\%$), se obtuvo el vector de pesos partiendo del hecho de que los oficios recientes tienen mayor influencia que los antiguos⁹.

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 5 & 6 & 7 \\ 1/5 & 1 & 2 & 3 \\ 1/6 & 1/2 & 1 & 2 \\ 1/7 & 1/3 & 1/2 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\lambda_{max} = 4.07658421$$

$$CR_{Saaty} = \frac{4.07658421 - 4}{\frac{4 - 1}{0.9}} = 2.8365\%$$

$$\vec{w}' = \begin{pmatrix} 1 \\ 0.2728 \\ 0.1654 \\ 0.1029 \end{pmatrix}$$

De este modo, P_H tomará los siguientes valores:

$$P_H = \begin{cases} 1, & fo \leq 1 \text{ año} \\ 0.2728, & 1 \text{ año} < fo \leq 3 \text{ años} \\ 0.1654, & 3 \text{ años} < fo \leq 5 \text{ años} \\ 0.1029, & 5 \text{ años} < fo \leq 10 \text{ años} \\ 0, & \text{e. o. c} \end{cases}$$

Siendo f_o la antigüedad del oficio.

Para el cálculo de la ponderación ($P_I 13.72\%$) obtuvo el vector de pesos, sabiendo que los oficios tienen mayor influencia dependiendo la autoridad que los emita¹⁰

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 7 \\ 1/2 & 1 & 6 \\ 1/7 & 1/6 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\lambda_{max} = 3.0323666$$

⁹ Los valores asignados en la matriz en la comparación de criterios por pares se determinaron mediante el juicio de expertos en temas de prevención de lavado de dinero.

¹⁰ Los valores asignados en la matriz en la comparación de criterios por pares se determinaron mediante el juicio de expertos en temas de prevención de lavado de dinero.

$$CR_{Saaty} = \frac{\frac{3.0323666 - 3}{3 - 1}}{0.58} = 2.7902\%$$

$$\vec{w}' = \begin{pmatrix} 1 \\ 0.5984 \\ 0.1194 \end{pmatrix}$$

Por lo que, P_I tomará los siguientes valores:

$$P_I = \begin{cases} 1, & \text{oficio emitido por la UIF o FGR} \\ 0.5984, & \text{oficio emitido por la PFF, FGJ CDMX o SFP} \\ 0.1194, & \text{oficio emitido por alguna otra autoridad} \\ 0, & \text{e.o.c} \end{cases}$$

Para la Actividad u ocupación de riesgo (5.75%), esta señal es la única variable ficticia, por lo que P_J tomará los siguientes valores:

$$P_J = \begin{cases} 1, & \text{actividad u ocupación de riesgo} \\ 0, & \text{e.o.c} \end{cases}$$

Así, la utilidad del análisis jerárquico es el siguiente: al llegar un cliente al banco, sospechoso de que su activo pudiera ser de procedencia ilícita, se le hace una serie de cuestionamientos que involucran los criterios, $P_A, \dots, P_J$. Con la información proporcionada por el tarjetahabiente, junto con el historial de pagos y cargos, se construye dicho vector de criterios, $P_A, \dots, P_J$. Con base en ello y la matriz de congruencia, podemos deducir la creencia objetiva de lavado de dinero, de acuerdo a,

$$P(LD|ILD) = \begin{pmatrix} 0.18371475 \\ 0.10042633 \\ 0.0750412 \\ 0.10042633 \\ 0.13715031 \\ 0.02611428 \\ 0.04527983 \\ 0.13715031 \\ 0.13715031 \\ 0.05754637 \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} P_A \\ P_B \\ P_C \\ P_D \\ P_E \\ P_F \\ P_G \\ P_H \\ P_I \\ P_J \end{pmatrix}$$

En la tabla 3 del anexo, se presenta la información de 25 tarjetahabientes de los que se tiene la sospecha que pueden estar lavando dinero por su comportamiento con la tarjeta de crédito. La columna aeo corresponde a la autoridad emisora de oficios, mientras que aor se refiere a la actividad u ocupación de riesgo. Es importante mencionar que la información que se presenta corresponde al periodo de un año ($t = 1$).

Así mismo, en la tabla 4 se presenta el cálculo de la probabilidad de lavado de dinero o creencia objetiva de los 25 casos de la tabla 3. Para el cálculo de P_D se toman los valores de monto máximo de pagos en efectivo $Mmax_{ef} = \$2,000,000.00$ y el número máximo de pagos en efectivo $Nmax_{ef} = 50$.

Tabla 4
Cálculo de la probabilidad de lavado de dinero de los casos de la tabla 3

ID	P _A	P _B	P _C	P _D	P _E	P _F	P _G	P _H	P _I	P _J	P(LD ILD)
CASO_01	1.000	0.321	0.684	0.876	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	35.53%
CASO_02	0.000	0.158	0.982	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	24.76%
CASO_03	1.000	0.125	0.178	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	31.00%
CASO_04	1.000	0.288	0.510	0.679	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	31.91%
CASO_05	1.000	0.145	0.000	0.872	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	28.58%
CASO_06	0.738	0.422	0.351	0.538	0.000	0.000	0.200	0.000	0.000	1.000	32.48%
CASO_07	1.000	0.306	0.971	0.944	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	38.21%
CASO_08	1.000	0.151	0.947	0.932	0.308	0.000	0.000	0.273	0.119	0.000	45.96%
CASO_09	1.000	0.190	0.000	0.637	0.000	0.201	1.000	0.000	0.000	1.000	37.48%
CASO_10	1.000	0.010	0.988	0.917	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	35.09%
CASO_11	1.000	0.108	0.000	0.000	0.070	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	20.41%
CASO_12	1.000	0.226	0.073	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	21.20%
CASO_13	0.000	0.230	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	2.31%
CASO_14	0.009	0.376	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	3.94%
CASO_15	0.000	0.108	0.000	0.000	0.000	0.201	0.000	0.000	0.000	0.000	1.61%
CASO_16	0.000	0.146	0.000	1.000	0.143	0.000	0.200	0.000	0.000	1.000	20.13%
CASO_17	0.000	0.185	0.010	0.000	0.000	0.123	0.000	0.000	0.000	0.000	2.25%
CASO_18	0.815	0.320	0.000	0.752	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	25.75%
CASO_19	0.152	0.202	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	10.57%
CASO_20	0.000	0.476	0.000	0.000	0.000	0.201	0.000	0.000	0.000	0.000	5.30%
CASO_21	0.644	0.210	0.000	0.000	0.308	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	18.16%
CASO_22	1.000	0.145	0.129	0.000	1.000	0.000	0.000	1.000	1.000	0.000	61.94%
CASO_23	1.000	0.059	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	29.01%
CASO_24	1.000	0.218	0.000	0.828	0.070	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	29.84%
CASO_25	0.667	0.172	0.000	0.793	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000	1.000	32.22%

Fuente: Elaboración propia

Construcción del umbral

Una vez construida la creencia subjetiva $P(LD|ILD)$, deducimos el umbral que se muestra en (9),

$$\frac{\{[1+t-\theta_t](SD)+(t)[p-c]\}N_{OI}}{r(I)},$$

de acuerdo con lo siguiente:

- Las firmas que compran carteras vencidas adquieren una deuda al 15% ($\theta_1 = 0.15$) de su valor real (Cantera, 2005).¹¹

¹¹ Bajo el supuesto que las estrategias de cobranza interna de la institución no fueron efectivas y se decide vender la cartera vencida después de un determinado tiempo (menor a un año) del incumplimiento por parte del tarjetahabiente.

- El impacto a causa del daño reputacional puede reflejarse desde un decremento significativo en los ingresos; en el caso de HSBC se destaca la disminución de sus ganancias un 17% en 2012 en relación con el año anterior. La multa impuesta en los Estados Unidos representó un 13% del resultado (Decisio, 2013). De este modo, tomamos $r = 0.04$ y $t = 1$.
- En 2019, la Unidad de Inteligencia Financiera recibió en total 590,682 reportes de operaciones inusuales (SHCP, 2020b) de los cuales el 96% fueron emitidos por las instituciones de banca múltiple (Sánchez, 2020b). Existen 50 instituciones de banca múltiple (Gobierno de México, 2020), suponiendo que todas emiten el mismo número de reportes, cada una emitió 945 reportes de este tipo mensualmente ($N_{OI} = 946$).
- Finalmente, la tabla 5 muestra los ingresos por intereses de algunos bancos (cifras que se pueden verificar en las referencias de cada banco). Con base en estas cifras, $I = \$52,929,416,666.67$ que corresponde al promedio de los ingresos de las instituciones incluidas en la tabla 5.

Tabla 5
Ingresos por intereses de las instituciones de banca múltiple del 01 de enero al 31 de diciembre de 2019 en pesos mexicanos

Institución de Banca Múltiple	Ingresos por Intereses
BanCoppel	\$12,706,000,000.00
CI Banco	\$3,656,000,000.00
American Express	\$3,682,000,000.00
BanBajío	\$23,027,000,000.00
Inbursa	\$48,542,000,000.00
Citibanamex	\$126,667,000,000.00
BBVA Bancomer	\$210,583,000,000.00
Santander	\$123,338,000,000.00
Banregio	\$17,027,000,000.00
Invex Banco	\$9,264,000,000.00
Banco Azteca	\$53,726,000,000.00
Consubanco	\$2,935,000,000.00

Fuente: Elaboración propia.

A partir de esta información, se deducen valores numéricos del umbral para cada uno de los clientes que se observan en la columna 5 de la tabla 6. Dicho umbral numérico, se compara con las creencias subjetivas (penúltima columna tabla 6), con el objetivo de determinar cuándo bloquear al tarjetahabiente y cuando no hacerlo.

Tabla 6
Cálculo del umbral (9) de los casos de la tabla 3 y la decisión que debería tomar la institución

ID	p	c	SD	$\frac{\{(1+t-\theta_t)SD+t(p-c)\}N_{OI}}{r(I)}$	$P(LD ILD)$	Decisión
CASO_01	\$3,152,045.59	\$3,150,510.93	\$613,336.91	50.73%	35.53%	No Bloquear
CASO_02	\$2,940,460.00	\$2,922,662.61	\$164,463.37	14.38%	24.76%	Bloquear
CASO_03	\$3,606,100.00	\$3,093,777.49	\$440,664.75	59.27%	31.00%	No Bloquear

CASO_04	\$6,395,577.78	\$6,190,912.12	\$664,102.74	63.99%	31.91%	No Bloquear
CASO_05	\$1,692,605.99	\$1,605,279.64	\$14,907.18	5.13%	28.58%	Bloquear
CASO_06	\$4,107,689.29	\$3,640,746.54	\$169,193.06	34.82%	32.48%	No Bloquear
CASO_07	\$3,750,780.21	\$3,216,019.49	\$1,302,589.45	131.47%	38.21%	No Bloquear
CASO_08	\$3,491,699.39	\$3,434,344.61	\$214,018.49	20.24%	45.96%	Bloquear
CASO_09	\$4,732,050.72	\$4,232,973.34	\$220,956.97	40.53%	37.48%	No Bloquear
CASO_10	\$2,296,194.92	\$2,187,150.62	\$34,666.05	7.73%	35.09%	Bloquear
CASO_11	\$3,854,074.87	\$3,294,334.04	\$161,010.38	38.29%	20.41%	No Bloquear
CASO_12	\$2,279,650.00	\$2,449,662.78	\$336,063.29	20.17%	21.20%	Bloquear
CASO_13	\$1,078,000.00	\$1,195,039.00	\$303,842.37	19.87%	2.31%	No Bloquear
CASO_14	\$6,052,783.56	\$6,148,511.89	\$367,299.11	26.06%	3.94%	No Bloquear
CASO_15	\$5,823,841.17	\$6,554,460.93	\$2,251,699.30	153.36%	1.61%	No Bloquear
CASO_16	\$3,595,262.00	\$3,439,674.62	\$390,121.51	39.17%	20.13%	No Bloquear
CASO_17	\$4,819,736.08	\$4,498,372.97	\$287,818.16	38.12%	2.25%	No Bloquear
CASO_18	\$2,178,289.47	\$2,154,066.76	\$79,328.58	7.63%	25.75%	Bloquear
CASO_19	\$1,382,251.55	\$1,443,526.75	\$124,435.58	7.54%	10.57%	Bloquear
CASO_20	\$5,364,026.66	\$5,278,694.77	\$507,201.36	45.70%	5.30%	No Bloquear
CASO_21	\$1,577,950.08	\$1,609,418.61	\$118,545.90	8.39%	18.16%	Bloquear
CASO_22	\$6,144,283.28	\$5,908,126.36	\$676,425.05	66.41%	61.94%	No Bloquear
CASO_23	\$3,201,285.00	\$3,263,041.29	\$183,886.77	12.43%	29.01%	Bloquear
CASO_24	\$3,662,981.59	\$3,752,666.70	\$558,409.30	42.12%	29.84%	No Bloquear
CASO_25	\$3,333,734.78	\$3,086,635.27	\$245,924.46	31.34%	32.22%	Bloquear

Fuente: Elaboración propia.

Análisis de resultados

En la columna “Decisión” de la tabla 6 se muestran los casos en que se bloquea o no la cuenta del tarjetahabiente, para lo cual se cumple que la creencia objetiva es menor o no al umbral. En relación con ello, es importante destacar que se busca optimizar las ganancias de la institución, ya que si se optara por seguir las prácticas comunes de fijar un límite para la probabilidad a partir del cual bloquear o no la cuenta, las ganancias no serían las máximas que se pudieran obtener respecto a estos casos.

De lo comentando en el párrafo anterior, se puede entender la razón porque en algunos casos en que se cumple el umbral: $P_A(LD|ILD) < P_B(LD|ILD)$, la decisión de A es bloquear la cuenta, mientras que “leyendo” el umbral al revés, la decisión para B sería no bloquear. Esto se puede observar en los casos 02 y 09 donde las creencias $P(LD|ILD)$ son 24.759% y 37.484% respectivamente. En el caso 02, $SD + p - c = \$182,260.76$ y en el caso 09, $SD + p - c = \$720,034.35$. Por lo que, es más deseable para la institución mantener la relación de negocio con el tarjetahabiente del caso 09 que con el del caso 02, en virtud de sus ingresos.

Para los cálculos de este trabajo se contempla la participación real¹² que tienen los tarjetahabientes en los ingresos de la institución. En particular observe los casos 13 y 23, en donde sus

¹² La ganancia que obtiene la institución del tarjetahabiente, es decir, la diferencia entre la suma de los pagos y el saldo deudor y los cargos.

pagos son de \$1,078,000.00 y \$3,201,285.00, respectivamente. Aparentemente, pareciera que es más deseable para la institución mantener la relación con el tarjetahabiente del caso 23; sin embargo, los umbrales son de 19.866% y 12.428%, lo que se explica por los intereses generados de acuerdo con el apalancamiento utilizado por los tarjetahabientes.

Dicho razonamiento lógico, permite a la institución tomar la decisión de bloquear la cuenta para aquellos escenarios en los que el tarjetahabiente utiliza la tarjeta de crédito para la colocación de recursos de procedencia ilícita al sistema financiero; en el sentido que éste busca una herramienta que le permita introducir el dinero sin tener que pagar algún porcentaje de éste a manera de intereses, impuestos, etc.

Finalmente, en los casos 07 y 15 cabe destacar que el umbral supera el 100%, por lo que la mejor estrategia que tiene la institución es No Bloquear la cuenta, ya que la participación por parte de estos tarjetahabientes a sus ingresos es mayor al porcentaje de disminución a causa del daño reputacional.

V. DISCUSIÓN

El modelo propuesto deduce un mecanismo óptimo sobre la decisión que debe tomar la institución de banca múltiple. El mecanismo incorpora incertidumbre, con el objetivo de mitigar el riesgo reputacional de mantener relación con tarjetahabientes que pudieran estar lavando dinero a través de tarjetas de crédito emitidas por la institución. Mantener el riesgo reputacional es importante, ya que el lavado de dinero podría estar vinculado con financiamientos del terrorismo (Milos, 2020).

Aunado a lo anterior, McKinsey y Company (2019) comentan que el riesgo reputacional es el tercer factor por el cual las instituciones financieras han llevado a la prevención de operaciones con recursos de procedencia ilícita. Los otros dos factores son, el aumento de acciones regulatorias en materia de prevención de lavado de dinero y el hecho que los criminales utilizan medios más sofisticados para pasar desapercibidos.

Existen otras alternativas que las utilizadas en nuestro trabajo para la obtención de los vectores de pesos y el cálculo de las creencias objetivas. Por ejemplo, Ishizaka y Lusti (2006) exponen una comparación entre cuatro métodos para la obtención de los pesos a través de la simulación de Monte Carlo; obteniendo un alto nivel de similitud entre los distintos métodos.

Finalmente, para evitar el lavado de dinero la institución debe contar con sistemas automatizados y modelos que permitan la oportuna detección de posibles operaciones inusuales. Por ejemplo, Sabas (2015) presenta acciones que deben realizar las instituciones de banca múltiple para la prevención del lavado de dinero, entre ellas, la implementación de políticas, procedimientos, regulaciones, estructuras dentro de la institución, la selección del personal y el uso de sistemas automatizados para la detección de operaciones inusuales.

Por su parte, Lozano (2008) propone la detección de las operaciones inusuales por medio de los perfiles financieros, lo anterior consiste en la segmentación de clientes a partir de variables demográficas y socioeconómicas; para cada uno de los segmentos se busca predecir la transaccionalidad (comportamiento financiero) de los tarjetahabientes. De esta manera, cada uno de los clientes será incluido en uno de estos segmentos en donde se realiza la comparación de su comportamiento respecto a lo que se espera de ellos para dicho segmento. En caso de existir discrepancias, se procede a hacer un análisis exclusivo de ese caso, para determinar si esa operación debe escalar a la autoridad.

El modelo propuesto, deduce una herramienta para la toma de decisiones por parte de la institución una vez que se detecta y reporta ante la autoridad una posible operación inusual. Por lo que, si no se cuenta con los sistemas adecuados para la detección de estas operaciones, el uso del modelo propuesto se verá limitado a los pocos o muchos casos que puedan ser detectados. En este sentido, Tighe (2016) comenta que la reserva federal de los Estados Unidos está legalmente autorizada para relacionarse con cooperativas financieras de tipo riesgosas; como pudieran ser la industria de la marihuana o instituciones financieras dedicadas al uso de cannabis.

CONCLUSIÓN

Se generó un mecanismo que permite a las instituciones de banca múltiple, tomar la mejor decisión respecto a bloquear o no bloquear las tarjetas de crédito, ante posibles escenarios de lavado de dinero por parte de sus tarjetahabientes. Cumpliéndose el objetivo general planteado; esto es, identificar de manera objetiva los posibles clientes con recursos de manera ilícita y con ello mitigar pérdidas en ingresos, por la pérdida de clientes, así como pérdida reputacional por mantener relaciones con clientes no deseables.

Mediante la aplicación de conceptos de teoría de juegos con información incompleta, se dedujeron umbrales que ayuden a la institución a decidir bloquear o no, una cuenta que presente operaciones inusuales. Adicional, se construyeron creencias objetivas para que la institución detecte de mejor forma a los tarjetahabientes que pudieran lavar dinero. Para la construcción de las creencias, se utilizó el proceso de análisis jerárquico, en específico vectores de pesos asignados a los factores de lavado de dinero, que pueden servir como indicadores o agravantes ante posibles operaciones inusuales. Cumpliéndose de esta forma, los objetivos específicos planteados en la introducción.

En el modelo resultante, se destacan factores como: la discrepancia entre los ingresos declarados y los pagos realizados, gastos en industrias de riesgo, manejo de la cuenta por parte de los adicionales, manejo de efectivo y ocupaciones de riesgo. Tales factores, nos ayudan a encontrar las condiciones para bloquear o no la cuenta de los tarjetahabientes; acorde a la pregunta planteada.

A manera de conclusión y de la utilidad del modelo, es que no siempre se debe bloquear a un cliente si se sospecha que sus recursos son de procedencia ilícita. Esto es, si los ingresos esperados por la institución, al mantener la relación con el tarjetahabiente sospechoso, resultan superiores al impacto por el daño reputacional, entonces la decisión de la institución debe ser no bloquear la cuenta; en caso contrario, se debe proceder con el bloqueo.

El bloqueo de la cuenta es resultado de una acción proactiva por parte de la institución para cuidar su reputación. En ningún momento se pretende incentivar con este trabajo el incumplimiento de la legislación en materia de prevención de lavado de dinero; es decir, el umbral se definió mediante los beneficios que se tendrían al bloquear o no la cuenta una vez que se cumple ésta. En caso de no hacerlo, se contemplarían multas millonarias aunado al impacto por daño reputacional que podrían derivar con la quiebra de la institución, análisis que dejamos para futuros trabajos.

REFERENCIAS

- Alkrisheh, M. & Jaffal, Z. (2018). Combatting Money Laundering: A Study under Emirati and International Law. *Arab Law Quarterly*, Vol. 32, no. 4. pp. 483–500. <https://doi.org/10.1163/15730255-12324063>
- American Express Bank (México), S.A. Institución de Banca Múltiple. (2020). *Estado de resultados consolidado del 01 de enero al 31 de diciembre de 2019*. Recuperado el 21 de diciembre de 2020 de: <https://www.americanexpress.com/content/dam/amex/mx/staticassets/pdf/RegulatoryInfo/2019-q4/02-1-20191231estadoderesultadosconsolidados-aj-pwc.pdf>
- Andrade, L. (2021). Asimetría de información, obstáculo para el apoyo gubernamental durante la COVID-19 en México. *Nóesis. Revista De Ciencias Sociales*, Vol. 30, no. 60, pp. 141–165. <https://doi.org/10.20983/noesis.2021.2.8>
- Armour, P., Button, P. and Hollands, S. (2018). Disability Saliency and Discrimination in Hiring. *AEA Papers and Proceedings*, Vol. 108, pp. 262–266. <https://doi.org/10.1257/pandp.20181045>
- Arner, D. W. (2009). The Global Credit Crisis of 2008: Causes and Consequences. *The International Lawyer*, Vol. 43, no. 1, pp. 91–136.

- Arroyo, J. (2012). Métodos de investigación financiera para detectar y probar el delito de lavado de dinero. *Revista Nacional de Administración*, Vol. 3, no. 2, pp. 155-174.
- Attah, C. E. (2019). Financing Terrorism in Nigeria: Cutting off the Oxygen. *Africa Development / Afrique et Développement*, 44(2), 5–25. <https://www.jstor.org/stable/26873427>
- Banco Azteca, S.A. Institución de Banca Múltiple. (2020). *Estado de resultados consolidado del 1 de enero al 31 de diciembre de 2019*. Recuperado el 21 de diciembre de 2020 de: https://www.grupoelektra.com.mx/News/Reporte.aspx?idPdf=3022&tp_doc=2&sit=IREKT
- Banco del Bajío, S.A. Institución de Banca Múltiple. (2020). *Estado de resultados del 1º de enero al 31 de diciembre de 2019*. Recuperado el 21 de diciembre de 2020 de: <https://www.bb.com.mx/cs/BanBajio/home/Inversionistas/Informaci%C3%B3n%20Financiera/4T19/estado-de-resultados.pdf>
- Banco Santander México, S.A. Institución de Banca Múltiple, Grupo Financiero Santander México. (2020). *Estados financieros consolidados con sus subsidiarias al 31 de diciembre de 2019*. Recuperado el 21 de diciembre de 2020 de: https://www.santander.com.mx/ir/pdf/09_info_financiera_edos_financieros_consolidados/2019/04_cuarto_trim/Estados_Financieros_Consolidados_4T19.pdf
- BanCoppel, S.A. Institución de Banca Múltiple. (2020). *Estado de resultados*. Recuperado el 21 de diciembre de 2020 de: https://www.bancoppel.com/pdf/estado_de_resultados_dic2019.pdf
- Blanco, I. (2015). *El delito de blanqueo de capitales*. (4a Edición). Pamplona: Aranzadi.
- Cantera, S. (2005). Ganan con compra de cartera vencida. *Reforma*. Recuperado de: <https://reforma.vlex.com.mx/vid/ganan-compra-cartera-vencida-194166575> (22 de diciembre de 2020)
- Brada, J. C., Kutun, A. M., & Vukšić, G. (2011). The costs of moving money across borders and the volume of capital flight: the case of Russia and other CIS countries. *Review of World Economics / Weltwirtschaftliches Archiv*, Vol. 147, no. 4, pp. 717–744.
- CIBANCO, S.A. Institución de Banca Múltiple. (2020). *Estado de resultados consolidado del 1 de enero al 31 de diciembre de 2019*. Recuperado el 21 de diciembre de 2020 de: <https://www.cibanco.com/DOC/ESTADOSFINANCIEROS/Resultados-4to-trimestre-2019.pdf>
- Consubanco, S.A. Institución de Banca Múltiple. (2020). *Estado de resultados del 1º de enero al 31 de diciembre de 2019*. Recuperado el 21 de diciembre de 2020 de: [https://www.consubanco.com/assets/pdf/mas-sobre-consubanco/informacion-para-inversionistas/informacion-inversionistas/estados-financieros-trimestrales/2019/4to%20trimestre/EE.FF.%20CONSUBANCO%20Dic-2019%20\(040140\).xlsx.pdf](https://www.consubanco.com/assets/pdf/mas-sobre-consubanco/informacion-para-inversionistas/informacion-inversionistas/estados-financieros-trimestrales/2019/4to%20trimestre/EE.FF.%20CONSUBANCO%20Dic-2019%20(040140).xlsx.pdf)
- Coles, P., Kushnir, A. & Niederle, M. (2013). Preference Signaling in Matching Markets. *American Economic Journal: Microeconomics*, Vol. 5, no. 2, pp. 99–134 <https://doi.org/10.1257/mic.5.2.99>.
- Decisio. (2013). *El caso HSBC - Parte II: Riesgo Reputacional, Sanciones por Lavado de Dinero Impacto, Consecuencias y la Gestión del Riesgo*. Recuperado el 23 de diciembre de 2020 de: <https://www.decisiola.com/articulos/caso-hsbc-2-parte.pdf>
- Ellis, E. (2018). *The Art of Money Laundering: How to Fight the Perfect Crime*. <https://www.amlrightsource.com/news/posts/money-laundering-artwork>.
- Gluyas, R. (2006). Inteligencia financiera y prevención de lavado de dinero. *ITER CRIMINIS-Revista de Ciencias Penales*, Vol.1, no.3, pp. 59-88.
- Gobierno de México. (2020). *Evaluación nacional de riesgos 2020*. Recuperado el 10 de octubre de 2020 de: <https://www.pld.hacienda.gob.mx/work/models/PLD/documentos/enr2020.pdf>
- Graves, J. T., Acquisti, A., & Christin, N. (2016). Big Data and Bad Data: On the Sensitivity of Security Policy to Imperfect Information. *The University of Chicago Law Review*, Vol. 83, no. 1, pp. 117–137.
- Grupo Financiero BBVA Bancomer, S.A. de C.V. (2020). *Informe Financiero Enero-diciembre 2019*. Recuperado el 21 de diciembre de 2020 de: https://investors.bbva.mx/wp-content/uploads/2020/01/20191031_Reporte-Trimestral-GFBB_dic-19.pdf

- Grupo Financiero Citibanamex, S.A. de C.V. (2020). *Información Financiera*. Recuperado el 21 de diciembre de 2020 de:
https://www.banamex.com/resources/pdf/es/acerca_banamex/informacion_financiera/grupo_financiero/g_informacion_financiera/gpo_4T2019.pdf
- Grupo Financiero Inbursa, S.A.B. de C.V. (2020). *Reporte Anual*. Recuperado el 21 de diciembre de 2020 de: <https://www.inbursa.com/storage/GFI-REPORTE-ANUAL-2019.pdf>
- Hebous, S. (2014). Money at the Docks of Tax Havens: A Guide. *FinanzArchiv / Public Finance Analysis*, Vol. 70, no. 3, pp. 458–485.
- Invex Grupo Financiero. (2019). *Información a que se refieren las Disposiciones de Carácter General Aplicables a las Sociedades Controladoras de Grupos Financieros Sujetas a la Supervisión de la Comisión Nacional Bancaria y de Valores*. Recuperado el 21 de diciembre de 2020 de:
<https://invex.com/Informacion-corporativa>
- Ishizaka, A. and Lusti, M. (2006). How to derive priorities in AHP: A comparative study. *Central European Journal of Operations Research*, Vol.1.4, no.4, pp- 387-400.
<https://doi.org/10.1007/s10100-006-0012-9>
- Jusic, A. (2017). Kuwait's Administrative Risk-based Model for the Prevention of Money Laundering: Costs and Benefits of Compliance with the Financial Action Task Force (FATF) Standards. *Arab Law Quarterly*, Vol. 31, no. 2, pp. 101–133.
- Lilley, P. (2006). *Dirty Dealing: the untold truth about global money laundering, international crime and terrorism*. (3rd ed.). London and Philadelphia: Kogan Page.
- Lozano, A. (2008). El perfil financiero: una estrategia para detectar el lavado de activos. *Revista Criminalidad*, Vol. 50, no.2, pp. 43-55.
- Machado, M. (2012). Similar in Their Differences: Transnational Legal Processes Addressing Money Laundering in Brazil and Argentina. *Law & Social Inquiry*, vol. 37, no. 2, pp. 330–66.
- McDonald, J. P. (2008). Milberg's monopoly: restoring honesty and competition to the plaintiffs' bar. *Duke Law Journal*, Vol. 58, no. 3, pp. 507–548.
- Mas-Colell, A., Whinston M. & Green, J. (1995). *Microeconomic Theory*. New York: Oxford University Press.
- Myerson, R. B. (1985). *Bayesian Equilibrium and Incentive-Compatibility: An Introduction*, The Center for Mathematical Studies in Economics and Management, No. 548, Northwestern University, in A. E. Roth (ed.). *Game Theoretic Models of Bargaining*. Cambridge University Press.
- Mckinsey & Company. (2019). *Why anti-money laundering should be a top priority for financial institutions*. Recuperado el 23 de diciembre de 2020 de:
<https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/industries/financial%20services/banking%20blog/why%20aml%20should%20be%20a%20top%20priority%20for%20financial%20institutions/why-aml-should-be-a-top-priority-for-financial-institutions.pdf>
- Milos, Á. T. (2020). De-risking - de-risking: una consecuencia indeseada del enfoque basado en el riesgo aplicado por los bancos en materia de prevención del lavado de activos y financiamiento del terrorismo. *Revista Chilena de Derecho*, Vol. 47, no.1, pp. 1–24.
- Montes, E. (2008). El sector financiero y el lavado de dinero. *Quipukamayoc*, 15(30), 51-58.
<https://doi.org/10.15381/quipu.v15i30.5249>
- Naidu, S., Posner, E. A. & Weyl, E. G. (2018). Antitrust Remedies for Labor Market Power (SSRN Scholarly Paper No. 3129221). Rochester, NY: Social Science Research Network
<https://doi.org/10.2139/ssrn.3129221>.
- Permanent Subcommittee On Investigations. (2012). *HSBC Exposed U.S. Financial System to Money Laundering, Drug, Terrorist Financing Risk*. Recuperado el 17 de noviembre de 2022 de:
<https://www.hsgac.senate.gov/subcommittees/investigations/media/hsbc-exposed-us-financial-system-to-money-laundering-drug-terrorist-financing-risks>

- Regional, S.A.B. de C.V. (2020). *Informe Anual 2019*. Recuperado el 21 de diciembre de 2020 de: https://www.regional.mx/files/2020_5_5_11_53_8_reportes.pdf
- Rose, G. (2018). Terrorism Financing in Foreign Conflict Zones. *Counter Terrorist Trends and Analyses*, Vol. 10, no. 2, pp. 11–16.
- Saaty, T. (1977). A scaling method for priorities in a hierarchical structure. *Journal of Mathematical Psychology*, Vol.15, no. 3, pp. 234–281. [https://doi.org/10.1016/0022-2496\(77\)90033-5](https://doi.org/10.1016/0022-2496(77)90033-5)
- Saaty, T. (1980). *The Analytic Hierarchy Process*. New York: McGraw-Hill.
- Sabas, J. (2015). Modelo sistémico para la prevención de lavado de dinero. [tesis de maestría]. Instituto Politécnico Nacional, México. Recuperado de: <https://tesis.ipn.mx/jspui/bitstream/123456789/20573/1/Modelo%20sistema%20para%20la%20prevencion%20de%20lavado%20de%20dinero%281%29.pdf>
- Sánchez, J. (2020a). Lavado de dinero aporta 1.5% del PIB, revela UIF. *El Sol de México*. Recuperado de: <https://www.elsoldemexico.com.mx/finanzas/lavado-de-dinero-aporta-1.5-del-pib-revela-uif-santiago-nieto-5800609.html> (19 de diciembre de 2020)
- Sánchez, J. (2020b). Hacienda debe informar sobre operaciones inusuales en Banca Múltiple: Inai. *El Sol de México*. Recuperado de: <https://www.elsoldemexico.com.mx/mexico/politica/hacienda-debe-informar-sobre-operaciones-inusuales-en-banca-multiple-inai-4975648.html> (22 de diciembre de 2020)
- SHCP. (2020a). *Lista de Personas Políticamente Expuestas Nacionales*. Recuperado el 21 de diciembre de 2020 de: https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/532774/Lista_PEPS_2020.pdf
- SHCP. (2020b). *Informe de reportes de operaciones Enero-diciembre 2019*. Recuperado el 23 de diciembre de 2020 de: https://www.uif.gob.mx/work/models/uif/librerias/documentos/estadisticas/informe_dic2019.pdf
- Snyder, C. & Nicholson, W. (2008). *Microeconomic Theory: Basic Principles and extensions*. Thomson Learning Academic.
- Taylor, M. (2018). Getting to Accountability: A Framework for Planning & Implementing Anticorruption Strategies. *Daedalus*, Vol. 147, no.3, pp. 63–82.
- Tighe, P. A. (2016). Underbanked: Cooperative Banking as a Potential Solution to the Marijuana-Banking Problem. *Michigan Law Review*, Vol. 114, no. 5, pp. 803–832.
- Velázquez, M. (2016). El delito de lavado de dinero, instrumentos y efectos económicos. En Pérez, F., Figueroa, E., y Godínez, L. (2016). *Matemáticas Aplicadas a la Economía Handbook T-I*. pp. 130–143. Texcoco de Mora, México: ECORFAN-México, S.C.
- Vlcek, W. (2015). Securitizing Money to Counter Terrorist Finance: Some Unintended Consequences for Developing Economies. *International Studies Perspectives*, Vol. 16, no. 4, pp. 406–422.

ANEXO 1

Tabla 3

Información proporcionada e historial de pagos y cargos de tarjetahabientes sospechosos en materia de lavado de dinero

ID	i	c	c _{ir}	c _{ef}	c _{so}	P	np	np _{ef}	p _{ef}	SD	mn _{PLD}	mn _{or}	PEP	f _e	aef	aor
CASO_01	\$84,000.00	\$3,150,510.93	\$1,012,865.10	\$0.00	\$2,155,464.01	\$3,152,045.59	86	71	\$2,922,192.00	\$613,336.91	NA	NA	NA	NA	NA	No
CASO_02	\$3,000,000.00	\$2,922,662.61	\$462,662.94	\$32,432.73	\$2,864,639.38	\$2,940,460.00	22	22	\$2,940,460.00	\$164,463.37	NA	NA	NA	NA	NA	Si
CASO_03	\$250,000.00	\$3,093,777.49	\$385,199.93	\$2,750,057.40	\$0.00	\$3,606,100.00	133	133	\$3,606,100.00	\$440,664.75	NA	NA	NA	NA	NA	No
CASO_04	\$1,200,000.00	\$6,190,912.12	\$1,784,940.53	\$0.00	\$3,156,899.00	\$6,395,577.78	93	65	\$4,210,541.73	\$664,102.74	NA	NA	NA	NA	NA	No
CASO_05	\$540,000.00	\$1,605,279.64	\$232,406.97	\$0.00	\$0.00	\$1,692,605.99	135	120	\$1,447,467.00	\$14,907.18	NA	NA	NA	NA	NA	No
CASO_06	\$2,364,000.00	\$3,640,746.54	\$1,535,508.85	\$0.00	\$1,278,917.52	\$4,107,689.29	34	17	\$2,369,025.29	\$169,193.06	NA	NA	Inactivo	NA	NA	Si
CASO_07	\$1,200,000.00	\$3,216,019.49	\$983,076.02	\$0.00	\$3,122,974.31	\$3,750,780.21	42	41	\$3,423,568.40	\$1,302,589.45	NA	NA	NA	NA	NA	No
CASO_08	\$960,000.00	\$3,434,344.61	\$518,069.64	\$0.00	\$3,253,013.71	\$3,491,699.39	49	44	\$3,373,070.50	\$214,018.49	(1, 3]	NA	NA	(1-3]	Otras	No
CASO_09	\$960,000.00	\$4,232,973.34	\$802,992.93	\$0.00	\$0.00	\$4,732,050.72	48	26	\$3,495,963.79	\$220,956.97	NA	(1, 3]	Activo	NA	NA	Si
CASO_10	\$360,000.00	\$2,187,150.62	\$20,811.20	\$13,829.48	\$2,158,369.65	\$2,296,194.92	46	43	\$2,065,050.00	\$34,666.05	NA	NA	NA	NA	NA	No
CASO_11	\$960,000.00	\$3,294,334.04	\$357,045.48	\$0.00	\$0.00	\$3,854,074.87	67	13	\$1,639,000.00	\$161,010.38	(5, 10]	NA	NA	NA	NA	No
CASO_12	\$984,000.00	\$2,449,662.78	\$554,823.22	\$896,338.97	\$0.00	\$2,279,650.00	54	39	\$1,717,250.00	\$336,063.29	NA	NA	NA	NA	NA	No
CASO_13	\$2,000,000.00	\$1,195,039.00	\$274,524.68	\$0.00	\$0.00	\$1,078,000.00	16	16	\$1,078,000.00	\$303,842.37	NA	NA	NA	NA	NA	No
CASO_14	\$6,000,000.00	\$6,148,511.89	\$2,311,284.03	\$0.00	\$0.00	\$6,052,783.56	88	29	\$1,791,000.00	\$367,299.11	NA	NA	NA	NA	NA	No
CASO_15	\$12,000,000.00	\$6,554,460.93	\$710,283.69	\$0.00	\$0.00	\$5,823,841.17	104	31	\$1,469,863.93	\$2,251,699.30	NA	(1, 3]	NA	NA	NA	No
CASO_16	\$4,800,000.00	\$3,439,674.62	\$502,235.13	\$0.00	\$0.00	\$3,595,262.00	55	55	\$3,595,262.00	\$390,121.51	(3, 5]	NA	Inactivo	NA	NA	Si
CASO_17	\$5,400,000.00	\$4,498,372.97	\$831,571.16	\$7,011.73	\$43,609.76	\$4,819,736.08	54	6	\$686,236.00	\$287,818.16	NA	(3, 5]	NA	NA	NA	No
CASO_18	\$1,200,000.00	\$2,154,066.76	\$689,132.84	\$0.00	\$0.00	\$2,178,289.47	38	22	\$2,057,743.21	\$79,328.58	NA	NA	NA	NA	NA	No
CASO_19	\$1,200,000.00	\$1,443,526.75	\$291,394.10	\$0.00	\$0.00	\$1,382,251.55	26	26	\$1,382,251.55	\$124,435.58	NA	NA	NA	NA	NA	Si
CASO_20	\$7,700,000.00	\$5,278,694.77	\$2,510,941.66	\$0.00	\$0.00	\$5,364,026.66	46	27	\$1,898,222.00	\$507,201.36	NA	(1, 3]	NA	NA	NA	No
CASO_21	\$960,000.00	\$1,609,418.61	\$338,295.06	\$0.00	\$0.00	\$1,577,950.08	53	45	\$1,468,105.08	\$118,545.90	(1, 3]	NA	NA	NA	NA	No
CASO_22	\$2,832,000.00	\$5,908,126.36	\$855,094.57	\$3,818,098.37	\$0.00	\$6,144,283.28	37	8	\$1,927,523.82	\$676,425.05	[0, 1]	NA	NA	[0, 1]	UIF/FGR	No
CASO_23	\$660,000.00	\$3,263,041.29	\$193,122.76	\$0.00	\$0.00	\$3,201,285.00	110	110	\$3,201,285.00	\$183,886.77	NA	NA	NA	NA	NA	No
CASO_24	\$720,000.00	\$3,752,666.70	\$819,589.88	\$0.00	\$0.00	\$3,662,981.59	60	49	\$3,077,181.59	\$558,409.30	(5, 10]	NA	NA	NA	NA	No
CASO_25	\$2,000,000.00	\$3,086,635.27	\$530,678.15	\$0.00	\$0.00	\$3,333,734.78	87	68	\$2,680,051.37	\$245,924.46	NA	NA	Activo	NA	NA	Si

Fuente: Elaboración propia.