

Universidad de Buenos Aires  
Facultad de Ciencias Económicas  
Escuela de Negocios y Administración Pública

---

CARRERA DE ESPECIALIZACIÓN EN MÉTODOS  
CUANTITATIVOS PARA LA GESTIÓN Y ANÁLISIS DE  
DATOS EN ORGANIZACIONES

---

TRABAJO FINAL INTEGRADOR

---

IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE MOROSIDAD DE CLIENTES EN  
UNA ORGANIZACIÓN BANCARIA ARGENTINA

---

UNA APLICACIÓN DE CADENAS DE MARKOV PARA LA GESTIÓN EFICIENTE DE LA  
DEUDA

**AUTOR: EUGENIA RAPOSO**

**MENTOR: ESP. NATALIA SALABERRY**

**DICIEMBRE 2021**

---

## Resumen

Las organizaciones bancarias argentinas, tanto públicas como privadas, tienen entre sus objetivos realizar una gestión eficiente de su cartera de deuda. A partir de conocer cuál es el nivel de mora que poseen sus clientes, surge la necesidad de determinar cuáles son los patrones de morosidad sobre aquellos que poseen productos bancarios de riesgo en Argentina. Esto permitirá poder contribuir hacia una gestión eficiente de la mora.

En este contexto, el presente trabajo persigue el objetivo de determinar los patrones de morosidad en una organización bancaria argentina<sup>1</sup> mediante la aplicación de Cadenas de Markov con el fin de que ésta pueda gestionar eficientemente su deuda. Frente a la necesidad de reconocer los patrones en los saldos de deuda de los clientes, en primer lugar, se identificará cuales son los períodos susceptibles de ser tomados para el análisis. Debido a la existencia de regulaciones, se tomarán aquellos períodos que no se vean afectados por las normativas. Una vez que se cuente con los datos identificados, se buscará elaborar una matriz de probabilidades de transición mediante Cadenas de Markov basada en los datos históricos de deuda de los clientes de la organización bancaria.

Para esto, se tomarán en cuenta cuatro posibles estados o categorías de deuda según los días de atraso en el pago que cada una posee. Se implementará el uso de software R para tal desarrollo, donde se logrará identificar, a partir de cada uno de los estados, que tipo de matriz es la que presenta la deuda. Finalmente, se realiza un abordaje sobre la necesidad de proponer acciones de mejora en el recupero de la deuda dentro del contexto organizacional. Así, la identificación de patrones en los saldos de deuda de la organización bancaria mediante su correcta explotación y consecuente estudio permite gestionar de manera más eficiente la deuda.

**Palabras clave:** Patrones de morosidad, Organización bancaria argentina, Datos financieros, Cadenas de Markov, Gestión eficiente de la deuda.

---

<sup>1</sup> Por razones de confidencialidad no es posible mencionar específicamente el nombre de la organización dentro de la cual este trabajo se lleva a cabo.

## Índice

<b>Introducción</b> .....	4
<b>1. Patrones de morosidad de clientes en la organización bancaria</b> .....	5
1.1 Análisis de los datos de deuda de los clientes.....	5
1.2 Análisis de los datos de mora de los clientes.....	7
1.3 Exploración, control y extracción de los datos.....	9
<b>2. Determinación de la matriz de probabilidades de transición mediante Cadenas de Markov</b> .....	10
2.1 Acerca de Cadenas de Markov.....	11
2.2 Implementación de Cadenas de Markov.....	13
2.3 Identificación de patrones de mora para la gestión.....	16
<b>3. Gestión eficiente de la deuda en la organización bancaria</b> .....	18
3.1 Importancia de la gestión de la deuda en el contexto organizacional.....	18
3.2 Relevancia de la arquitectura de datos en las organizaciones.....	22
3.3 El testeo como herramienta en la propuesta de acciones de mejora.....	23
<b>Conclusión</b> .....	26
<b>Referencias bibliográficas</b> .....	29
<b>Apéndices</b> .....	32

## Introducción

Las organizaciones bancarias argentinas, atentas al contexto económico, político y social propios del país en el cual se desenvuelven, tienen como objetivo el recupero de la deuda de sus clientes que se encuentran en mora. Para poder gestionarla de manera eficiente, es que resulta fundamental conocer los patrones de morosidad de sus clientes. Particularmente, de aquellos que poseen productos bancarios de riesgo.

El tema del trabajo final de especialización enuncia la importancia de la identificación de patrones de morosidad que contribuyan a la eficiencia en la gestión de la deuda en mora de la organización bancaria analizada. Invita a cuestionar la gestión realizada hasta el momento proponiendo una nueva mirada de análisis. Para llevar a cabo este punto, es importante el entendimiento de los datos con los que se cuenta, así como también la realización de tareas de auditoría de los datos con los que se trabajará para identificar que los mismos sean correctos. Para esto, se busca la aplicación de Cadenas de Markov a partir de lo cual se obtendrá la matriz de probabilidades de transición permitiendo identificar cada uno de los estados de mora.

De esta manera, se podrán tomar decisiones basadas en datos que sustenten y contribuyan a la gestión eficiente de la deuda mediante acciones de mejora específicas en un contexto de transformación digital que está atravesando la organización. Resulta interesante conocer cuáles son los patrones de morosidad de los clientes que poseen productos bancarios de riesgo en Argentina. Para ello, puede ser muy útil identificar patrones generales que permitan ajustar y dirigir la gestión de la mora para ser lo más eficiente posible. También, debe considerarse el contexto actual que se está atravesando en Argentina para trabajar a partir de información histórica con la menor distorsión posible por factores externos.

En el presente trabajo se utilizará la aplicación de cadenas de Markov para analizar patrones de morosidad en una organización bancaria argentina. De esta forma, se busca responder la siguiente pregunta de investigación: ¿Cuáles son los patrones de comportamiento moroso de los deudores de la organización bancaria que permiten gestionar eficientemente su deuda? El objetivo general del trabajo de especialización consiste en identificar los patrones morosos de los clientes de la organización bancaria con el fin de establecer las pautas de una gestión eficiente de la deuda en la organización. Es por esto por lo que la hipótesis principal de este trabajo es que el uso del método de Cadenas de Markov permite identificar patrones de

comportamiento de la deuda en función del tiempo de morosidad que poseen los clientes para determinar las pautas de una gestión eficiente de deuda en la organización bancaria.

Para poder resolver el objetivo planteado, el trabajo se estructura en tres apartados. En el primer apartado se extraerá la información necesaria para el análisis, se utilizarán las bases de datos de la organización con información estructurada que se encuentran en el entorno productivo de la herramienta Teradata<sup>2</sup>. Mediante lenguaje SQL se realizarán las consultas necesarias para extraer la información referida a la deuda que gestiona la organización, se la categorizará y se evaluará cuáles son los períodos más convenientes para el análisis. En un segundo apartado, se confeccionará la matriz de probabilidades de transición y se realizará un análisis aplicando Cadenas de Markov mediante el software R. Se identificarán los estados de la matriz, se clasificarán, y se definirá cada uno de ellos. Por último, en el tercer y último apartado, se buscará articular los resultados extraídos de los apartados anteriores para proponer acciones de mejora y extraer conclusiones que permitan efficientizar la gestión de la deuda.

## **1. Patrones de morosidad de clientes en la organización bancaria**

El objetivo del siguiente apartado es reconocer patrones en los saldos de deuda de los clientes de la organización según el tiempo de mora. En primer lugar, se analizará la composición de los datos de deuda de los clientes, luego se tendrá en cuenta su mora y finalmente se realizará la extracción de los datos necesarios para el análisis. De esta forma, se busca exponer la estructura de deuda que posee la organización y limitar el alcance del trabajo tomando en cuenta los tipos de clientes que resulten oportunos para el análisis.

### **1.1 Análisis de los datos de deuda de los clientes**

Para obtener previsibilidad es importante saber qué porcentaje de la deuda de una organización, en el largo plazo y de manera estacionaria se cobrará, y qué porcentaje no será cobrada.

---

<sup>2</sup> Teradata es una herramienta de almacenamiento y explotación de datos.

También resulta útil conocer las causas que originan la morosidad. Algunos de los aspectos que influyen en este punto están relacionados con las políticas de las organizaciones para tener mayor conocimiento de la realidad que enfrentan los clientes según el rubro que corresponda y entender la situación económica para evaluar cómo pueden reducirse los niveles de morosidad (Chino Guevara, 2017).

La organización perteneciente al sector bancario privado argentino que se analizará en el siguiente trabajo comercializa diferentes productos. Existen diferentes formas de clasificarlos, una de ellas puede ser según si son o no productos de riesgo. Dentro de los productos de riesgo se encuentran las tarjetas de crédito, los préstamos y las cuentas corrientes principalmente; y dentro de los productos que no son de riesgo se pueden encontrar las cajas de ahorro y las cajas de seguridad, entre otros.

Los productos de riesgo, debido a su naturaleza, forman parte de aquellos productos que el banco realiza mayor seguimiento porque tienen impacto en algunos factores como la clasificación que los clientes tienen informada en el Banco Central de la República Argentina<sup>3</sup> (BCRA), organismo que regula estas organizaciones. La mayor parte de la cartera de riesgo incluye préstamos y tarjetas de crédito. A su vez, un cliente puede tener más de un producto, así sea tener más de una tarjeta o más de un préstamo. Por otro lado, tanto los préstamos como las tarjetas de crédito pueden tener diferentes fechas de vencimiento para distintos clientes.

La deuda también puede clasificarse según si corresponde al banco analizado o al grupo financiero al cual pertenece, en este último caso se dice que la deuda está *bookeada*. Para el presente trabajo se analizará exclusivamente la deuda del banco. Otra clasificación que tiene la organización incluye el segmento de los clientes donde se encuentran, para simplificar: Banca Minorista (formada por los individuos y las pymes), Banca Mayorista y Banca Financiera. Los indicadores pueden medirse a nivel cliente o a nivel deuda. Para el presente trabajo tomaremos los Individuos por tener entre sí un comportamiento similar y representar la mayor cantidad de clientes del total de la organización.

Para cada uno de los productos que tienen los clientes se distingue la deuda vencida que incluye el monto de deuda cuya fecha de vencimiento ya ocurrió sin que el cliente haya realizado el respectivo pago de su obligación. Los días de mora que corresponden a los días de atraso que

---

<sup>3</sup> La información del BCRA se encuentra disponible en la siguiente web: <https://www.bcra.gob.ar/>

presente la deuda vencida. Y la deuda a vencer que representa la deuda cuya fecha de vencimiento aun no ocurrió.

Asimismo, si estos indicadores quisiesen analizarse a nivel cliente, los días de mora corresponderán a los máximos días de mora que el cliente posea en alguno de sus productos para el período analizado. La deuda vencida será la suma de ésta para todos los productos del cliente. Y para la deuda a vencer el procedimiento de cálculo es igual que para la deuda vencida. En resumen, para el presente trabajo se analizará exclusivamente la deuda del banco de los clientes individuales, se tomará la deuda total de todos sus productos y se los agrupará por tramos de días de mora (este concepto se explica en detalle en el apartado 1.2)

**Figura 1: Ejemplo de deuda de un cliente**

AÑO	MES	NRO OPERACION	NRO SISTEMA	ORIGEN	TIPO DEUDA	LINEA	CUIT	TIPO_CUIT	NRO_CLIENTE	SEGMENTO	DIAS_MORA	DEUDA_VENCIDA	DEUDA_TOTAL
2.020	1	111	5	TARJETAS	BANCO	A	20123456789	CU	1.234	INDIVIDUOS	0	0	6.000
2.020	1	222	9	TARJETAS	BANCO	B	20123456789	CU	1.234	INDIVIDUOS	0	0	9.000
2.020	1	333	2	PRESTAMOS	BANCO	CA	20123456789	CU	1.234	INDIVIDUOS	0	0	3.000
2.020	1	444	2	PRESTAMOS	BANCO	CB	20123456789	CU	1.234	INDIVIDUOS	0	0	90.000
2.020	1	555	0	CUENTA CORRIENTE	BANCO	D	20123456789	CU	1.234	INDIVIDUOS	0	0	1.000

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la organización

Como se puede observar en la Figura 1 a modo de ejemplo<sup>4</sup>, el cliente número 1234 posee para el mes de enero del año 2020 cinco productos: dos tarjetas de crédito de dos procesadoras distintas (procesadora A y procesadora B), dos préstamos de diferentes líneas (línea CA y línea CB) y una cuenta corriente. Todos los productos que posee se encontraban para ese período sin mora, es decir, que poseen deuda vencida igual a cero. En el campo de deuda total puede observarse la deuda que posee el cliente en cada uno de sus productos. En el caso de los préstamos, incluye todas las cuotas que tiene el cliente pendientes y en el caso de tarjetas podría incluir consumos en un pago o consumos en cuotas.

## 1.2 Análisis de los datos de mora de los clientes

Cuando un cliente tiene deuda vencida mayor a cero, lo que implica que también tiene días de mora mayores a cero, se dice que los clientes ingresan a mora. Esto trae consecuencias negativas para el cliente como los intereses que deben pagar por el atraso y el cambio en la clasificación

<sup>4</sup> Los datos del cliente se encuentran anonimizados para preservar su privacidad.

que los clientes poseen en el BCRA. La clasificación para el Banco Central se distribuye de A a F.

La clasificación A o Situación 1 implica en situación normal, sin mora o con hasta 30 días de atraso). La clasificación B o Situación 2 contempla clientes con seguimiento especial, con atrasos de entre 31 y 90 días. La clasificación C o Situación 3 refiere a clientes con problemas, con atrasos de entre 91 y 180 días. La clasificación D o Situación 4 son clientes con alto riesgo de insolvencia, con atrasos de entre 181 y 365 días. La clasificación E o Situación 5 es para clientes irrecuperables, con atrasos superiores a los 365 días. La clasificación F o Situación 6 implica situación irrecuperable por disposición técnica (Banco Central de la República Argentina, 2021).

En la organización bancaria analizada la información del estado de mora de los clientes se encuentra almacenada en diferentes tablas del Datawarehouse. La tabla principal que se utilizará para el siguiente trabajo contiene mes a mes y a nivel producto, la deuda vencida, la deuda a vencer y los días de mora como se adelantó en el apartado 1.1. En la organización, por criterio experto, las áreas de negocio analizan la deuda en tramos o *buckets*<sup>5</sup> de mora de 30 días. Estos son: tramo sin mora; tramo con 1 a 30 días de atraso; tramo con 31 a 60 días de atraso; tramo con 61 a 90 días de atraso; tramo con 91 a 120 días de atraso; tramo con 121 a 150 días de atraso; tramo con 151 a 180 días de atraso y así sucesivamente.

Otra distinción que se hace en la organización es según si la cartera está activa o viva o si la misma fue transferida a legales. Una vez que un producto de un cliente es transferido a legales, ya no es posible que el mismo vuelva a formar parte del activo. En esta instancia de mora, la deuda de los clientes ya no se encuentra almacenada en cada uno de los sistemas transaccionales de la organización, sino que se almacena en el sistema contable, a través del cual se hacen las gestiones de venta de cartera y *charge off* o pase a cuentas de orden. En la venta de cartera se toma una determinada cantidad de clientes mediante un proceso de valuación que indica que los mismos tienen menos posibilidad de recuperarse y se los vende a fideicomisos. Cuando esto ocurre, la deuda deja de formar parte de la organización. En el pase a cuentas de orden la deuda de los clientes sale del activo y en caso de que estos clientes luego se recuperen, se los reconoce como ganancia extraordinaria.

---

<sup>5</sup> Traducido del inglés se refiere a cubos o cajones, que es una agrupación.

Para el análisis de mora, se tomarán los clientes individuos ya definidos previamente y se clasificará su deuda según los días de mora que posee. Cabe destacar que, así como un cliente puede poseer más de producto, también puede poseer un producto en legales y otro producto en cartera viva. Por esto, el análisis está realizado a nivel deuda de los productos.

### **1.3 Exploración, control y extracción de los datos**

A partir de los conceptos de deuda y mora introducidos en los apartados anteriores, en el presente apartado se analiza cuáles son los períodos que deben tomarse en cuenta para el análisis. Los cortes temporales se definen de forma mensual ya que la tabla principal desde la que se obtiene la información es cargada con esa periodicidad. Si bien se cuentan con datos desde el período de enero 2015 hasta la actualidad, se tomarán los meses comprendidos entre octubre 2019 y febrero de 2020 para el análisis. A continuación, se definirán los motivos que justifican esta elección. Debido a las normativas que tuvieron lugar a partir del comienzo de la pandemia del Covid 19, los datos de los períodos posteriores o iguales a marzo 2020 poseen distorsiones en sus resultados producto de los planes de pago de los productos de riesgo que en el contexto de emergencia, el BCRA otorgó a todos los clientes de instituciones financieras.

Para las tarjetas de créditos, los saldos impagos fueron refinanciados en un plan de 3 meses de gracia donde el cliente estaba exento de realizar el pago por el saldo que poseía hasta el momento y el posterior pago de 9 cuotas de su deuda con una tasa nominal anual del 43%. Las primeras refinanciaciones automáticas fueron en marzo 2020 como se expone en la comunicación A6964 (Banco Central de la República Argentina, 2020) y el mismo mecanismo se llevó a cabo en septiembre 2020 mediante la comunicación A7095 (Banco Central de la República Argentina, 2020). De esta forma la mora de los clientes fue cereada, es decir, que los días de mora y la deuda vencida fueron llevados a cero. Para los préstamos, se lanzó la comunicación A6949 (Banco Central de la República Argentina, 2020) que eximia a los clientes de pagar las cuotas que vencieron durante el período comprendido entre abril 2020 y marzo 2021. Estas cuotas fueron diferidas al mes siguiente al final de la vida del crédito considerando el devengamiento de la tasa de interés compensatorio.

Debido a las regulaciones expuestas anteriormente, si se analizan los *buckets* de mora de la organización desde el comienzo de la pandemia a esta parte, es que se observará una

disminución tanto de los clientes como de la deuda que se ubican en los tramos posteriores al tramo sin mora. Este proceso ocurrió de una manera ficticia y producto de estas regulaciones. Si bien se informa tanto en las tablas del *datawarehouse* y en los sistemas transaccionales de la organización, así como también al BCRA, el análisis descripto anteriormente permite concluir que no es real el resultado que se refleja y que para el análisis de patrones de mora sería correcto tomar otros períodos que no presenten esta distorsión.

Para extraer los datos se iterará en diferentes períodos mediante consultas sobre la base de datos de Teradata de la organización a través de lenguaje SQL. Durante el procedimiento se toman, para un período en particular, todos los productos con su deuda y sus días de mora, filtrando solamente la que corresponde a clientes individuos. Luego se observa cuáles son los días de mora que ese mismo producto presentaba en el período inmediatamente posterior.

**Figura 2: Ejemplo de un cliente con los días de mora del período actual y del período posterior**

AÑO ACTUAL	MES ACTUAL	AÑO POSTERIOR	MES POSTERIOR	NRO CLIENTE	NRO OPERACION	DIAS MORA ACTUAL	DEUDA TOTAL ACTUAL	DIAS MORA POSTERIOR	DEUDA TOTAL POSTERIOR
2.020	1	2.020	2	1.234	111	0	6.000	10	6.500

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la organización

Por ejemplo, como puede observarse en la Figura 2, al producto número 111 que corresponde a una tarjeta de crédito del período enero 2020 que estaba sin mora se le añaden los días de mora que corresponden a 10 días que poseía en el período de febrero 2020<sup>6</sup>. De esta forma se obtiene la información de cambios en los días de mora y, en consecuencia, de los tramos de mora de los productos de los clientes. Esta información se utilizará como input en el apartado 2.2 para la elaboración de la matriz de probabilidades de transición.

**2. Determinación de la matriz de probabilidades de transición mediante Cadenas de Markov**

<sup>6</sup> Los datos del cliente se encuentran anonimizados para preservar su privacidad.

El objetivo del siguiente apartado es elaborar una matriz de probabilidades de transición mediante Cadenas de Markov basada en los datos históricos de deuda de los clientes de la organización bancaria. En primer lugar, se introducirán conceptos teóricos de Cadenas de Markov, luego se realizará su implementación y finalmente se identificarán patrones de mora para la gestión. Conocer la teoría que fundamenta las Cadenas de Markov es fundamental para hallar patrones de gestión de mora.

## 2.1 Acerca de Cadenas de Markov

Para aplicar los conceptos de Cadena de Markov en el presente apartado resulta necesario comprender que es un proceso de Markov. Este es un proceso estocástico donde el estado futuro depende exclusivamente del estado inmediato anterior (Taha, 2012). Si bien las variables en los procesos de Markov pueden contemplar tanto magnitudes continuas como discretas, para el presente trabajo se utilizarán las segundas de modo que se contará con un proceso de Markov con estados discretos comúnmente denominado Cadena de Markov.

En este sentido, dados los tiempos cronológicos  $t_0, t_1, \dots, t_n$ , la familia de variables aleatorias  $\{X_{t_n}\} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  es un proceso de Markov si se cumple lo expuesto en la fórmula (1).

$$P\{X_{t_n} = x_n | X_{t_{n-1}} = x_{n-1}, \dots, X_{t_0} = x_0\} = P\{X_{t_n} = x_n | X_{t_{n-1}} = x_{n-1}\} \quad (1)$$

Las probabilidades en un punto específico del tiempo en un proceso de Markov con  $n$  estados mutuamente excluyentes se definen como se puede observar en la fórmula (2).

$$p_{ij} = P\{X_t = j | X_{t-1} = i\}, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, n, t = 0, 1, 2, \dots, T \quad (2)$$

El hecho de ir del estado  $i$  en el instante  $t - 1$  al estado  $j$  en el instante  $t$  se conoce como probabilidad de transición en un paso. Si se define lo indicado en las fórmulas (3) y (4), pueden resumirse las probabilidades de transición en un paso en base a la matriz (5). La matriz  $P$  define una Cadena de Markov y cada una de sus probabilidades de transición  $p_{ij}$  a largo plazo son estacionarias e independientes.

$$\sum_j p_{ij} = 1, i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$p_{ij} \geq 0, (i, j) = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & \cdots & p_{1n} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & \cdots & p_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{n1} & p_{n2} & p_{n3} & \cdots & p_{nn} \end{pmatrix} \quad (5)$$

Los estados de una Cadena de Markov se distinguen según su clasificación de la siguiente manera: un estado es absorbente si regresa a sí mismo en una transición; es transitorio si puede cambiar de estado, pero no puede volver al estado en el que se encontraba; es recurrente si y solo si no es transitorio y tiene una probabilidad 1 de volver a él. Distinguir la clasificación de los estados resulta de gran utilidad ya que si se puede probar que la matriz de probabilidades de transición de la organización analizada en el presente trabajo tiene al menos un estado absorbente es más conveniente el trabajo matricial. En este caso, la Cadena de Markov se particiona como se puede observar en la matriz (6).

$$P = \left( \begin{array}{c|c} N & A \\ \hline 0 & 1 \end{array} \right) \quad (6)$$

El cuadrante inferior derecho es ocupado por los estados absorbentes donde cada elemento representa la probabilidad de permanecer en un estado absorbente en un paso y conforma la matriz identidad. Por otro lado, el cuadrante inferior izquierdo es la matriz nula y cada elemento representa la probabilidad de pasar de un estado absorbente a uno no absorbente en un paso. Además, el cuadrante superior izquierdo es la matriz de estados no absorbentes donde cada elemento representa la probabilidad de no ser absorbido en un paso. Finalmente, el cuadrante superior derecho representa la matriz de estados absorbentes donde cada elemento representa la probabilidad de ser absorbido en una transacción.

Una vez que se ingresa a un estado absorbente es imposible dejarlo (Bernardello, A.; Bianco, M. J.; Casparri, M. T.; García Fronti, J.; Olivera de Marzana, S., 2004). En consecuencia, se sostiene que una Cadena de Markov es absorbente si tiene al menos un estado absorbente, y si desde cada estado es posible llegar a él. Por otro lado, un estado es transitorio si es no absorbente. Si una Cadena de Markov tiene un único estado absorbente, el sistema se va a encerrar en este estado a medida que el tiempo transcurra ya que se pasará de cada uno de los estados no absorbentes al estado absorbente y finalmente no podrá salirse de allí.

Existen múltiples aplicaciones de Cadenas de Markov, como puede ser en la valuación de bonos y su riesgo de entrar en default (Casparri, M.T.; Masci, M.; Venosi, C., 2015) mediante la

utilización de la matriz de probabilidades de transición. Utilizar las cadenas de Markov mejora la valuación de activos de renta fija debido a que se incluye la calificación del bono y se afecta el patrón de pagos. Se demuestra que incorporar en la valuación la estructura temporal de las tasas de interés, neutralidad al riesgo y principios de no arbitraje mejora la gestión del riesgo de tasa y crédito. A continuación se aplicarán Cadenas de Markov para la organización bancaria analizada.

## **2.2 Implementación de Cadenas de Markov**

La implementación de Cadenas de Markov puede aplicarse en diferentes campos según el análisis que desee realizarse en cada caso. Algunos estudios exponen la facilidad a la hora de realizar predicciones en comportamientos futuros que brindan las Cadenas de Markov y argumenta que los estados – entendidos como posibilidades que pueden presentarse en una determinada situación – permiten tomar decisiones para favorecer unos intereses en detrimento de otros (Correa Giraldo, C. y otros, 2009). La aplicación de Cadenas de Markov al análisis de la Pérdida Esperada también reviste de interés ya que mediante la elaboración de la matriz de transición se puede analizar la probabilidad de incumplimiento por tramos de mora (Gerstein Oré, C. y otros, 2015).

En la organización analizada se propone la utilización de Cadenas de Markov para realizar la matriz de probabilidades de transición que contendrá 4 filas y 4 columnas. Allí se agrupa a la deuda de los clientes de la organización, según las definiciones realizadas en los apartados anteriores, en las siguientes categorías: “Sin Mora”, “1 a 90”, “Más 90” y “Legales”. La categoría “Sin Mora” incluye deuda que no presenta ningún día de atraso; la categoría “1 a 90” corresponde a deuda que posee entre 1 y 90 días de atraso; la categoría “Más 90” corresponde a deuda que posee más de 90 días de atraso en cartera viva y la categoría “Legales” incluye deuda que fue transferida a legales.

**Figura 3: Matriz de probabilidades de transición**

	Sin Mora	1 a 90	Más 90	Legales
Sin Mora	0.97	0.03	0.00	0.00
1 a 90	0.34	0.50	0.11	0.05
Más 90	0.18	0.01	0.69	0.12
Legales	0.00	0.00	0.00	1.00

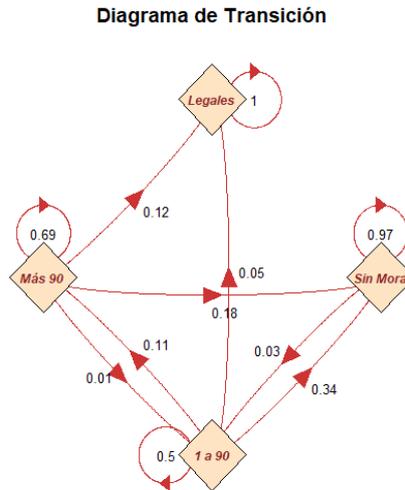
Fuente: Elaboración propia en base a datos de la organización

La matriz de probabilidades de transición se construyó a partir del comportamiento histórico de la deuda según las cuatro categorías definidas previamente y queda determinada como puede verse en la Figura 3. A partir de la matriz, puede observarse cual es la probabilidad de pasar a cada uno de los estados. Por ejemplo, la probabilidad de que la deuda que se encuentra en el tramo “Sin Mora”, se encuentre en el período siguiente en el mismo tramo es de 97% y que se encuentre en el tramo “1 a 90” es de 3%; mientras que las probabilidades de que pasen a los tramos “Más 90” o “Legales” son cero debido a que es necesario que una operación necesariamente deba contener 90 días de mora o más para poder ser transferida a legales.

Del mismo modo, la probabilidad de que la deuda que se encuentra en el tramo “1 a 90” continúe en el mismo tramo al período siguiente es del 50%, mientras que la probabilidad de que cancele su mora es del 34%, la probabilidad de que tenga más de 90 días de atraso es del 11% y la probabilidad de que sea transferida a legales es del 5%. Análogamente, la probabilidad de que la deuda que se encuentra en el tramo “Más 90” continúe en el mismo tramo al período siguiente es del 69%, mientras que la probabilidad de que cancele su mora es del 18%, la probabilidad disminuya su mora para pasar a tener entre 1 y 90 días de atraso es del 1% y la probabilidad de que sea transferida a legales es del 12%.

Asimismo, una vez que una operación es transferida a legales, ya no podrá pertenecer nuevamente a cartera activa. Por eso, la probabilidad de que la deuda que se encuentra en “Legales” en un determinado período continúe en el mismo estado es del 100%.

**Figura 4: Diagrama de Transición**



Fuente: Elaboración propia en base a datos de la organización

Luego de confeccionarse la matriz, es que se puede confeccionar el diagrama para poder analizar gráficamente cada una de las probabilidades como puede verse en la Figura 4. Allí puede observarse gráficamente la probabilidad de pasar a cada uno de los estados partiendo de un estado determinado.

**Figura 5: Summary del objeto Markov Chain**

```
Unnamed Markov chain Markov chain that is composed by:
Closed classes:
Legales
Recurrent classes:
{Legales}
Transient classes:
{Sin Mora,1 a 90,Más 90 }
The Markov chain is not irreducible
The absorbing states are: Legales
```

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la organización

A partir de ejecutar un resumen (Ver apéndice) del objeto Markov Chain creado que puede observarse en la Figura 5, se puede obtener la clasificación de los estados de la matriz de probabilidades de transición. El estado recurrente es “Legales” mientras que los estados transitorios son “Sin Mora”, “1 a 90” y “Más 90”. El estado absorbente que implica que una vez que se llega a él no es posible salir también es “Legales”. Y, por otro lado, la Cadena de Markov no es irreducible.

Como se expuso anteriormente, una vez que un producto es transferido a legales, no es posible que vuelva a formar parte del activo. Esto puede contrastarse a través de los estados de la matriz de transición. El estado “Legales” es el estado absorbente en tanto una vez que se ingresa a él, no es posible salir.

**Figura 6: Tiempos esperados para la absorción**

	Sin Mora	1 a 90	Más 90
Sin Mora	178.7456	10.801394	3.832753
1 a 90	145.4123	10.801394	3.832753
Más 90	108.4785	6.620209	5.574913
		Absorción	
	Sin Mora	193.3798	
	1 a 90	160.0465	
	Más 90	120.6736	

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la organización

Otro análisis que puede realizarse es el de los tiempos esperados para la absorción como puede verse en la Figura 6. Un peso que parte del estado “Sin Mora” permanece en ese estado, en promedio, 179 meses. Mientras que si se parte del estado “Sin Mora” hacen falta, en promedio, 193 meses para llegar a la absorción. Solamente se puede ser absorbido por el estado “Legales”.

**2.3 Identificación de patrones de mora para la gestión**

Debido a que la matriz de transición posee un estado absorbente que es “Legales”, la Cadena de Markov se dice entonces que también es absorbente. Es por esto por lo que es necesario realizar acciones para evitar que los clientes sean transferidos a la cartera de legales con toda su deuda y, en consecuencia, ésta no se encuentre más en los diferentes sistemas transaccionales de la organización. Resulta interesante destacar que el motivo por el cual existe en la organización el estado de legales es debido a que cuando los clientes presentan días de mora muy avanzados es necesario realizar la venta de cartera y el pase a pérdida. Y ambos procesos solamente pueden llevarse a cabo si la deuda es transferida a este sector lo que implica que no está en los sistemas transaccionales, sino que se encuentra en el sistema que realiza las gestiones contables en la organización.

En el proceso de venta de cartera o *factoring* el cedente traspasa su cartera de clientes al actor para que este realice la gestión completa de la misma (Conde & Morocho, 2021). Por su parte, en el proceso de pase a cuentas de orden la deuda en cuestión sale del activo y por ende sale de balance, para realizarse el pase a pérdida. La deuda que luego pueda ser recuperada es tomada como una ganancia extraordinaria y esta deuda se dice que está castigada. La deuda castigada es una deuda en donde los socios que se encuentran en la cartera vencida no han realizado ningún abono en los últimos seis meses. (Parra Burgos, 2000). Tanto la venta de cartera como el pase a pérdida solo pueden realizarse cuando la deuda está transferida a legales debido a que el sistema que las alberga es el único que posee la organización bancaria para realizar ambos procesos.

El sobreendeudamiento es el estado financiero que se da cuando las personas no tienen o no pueden generar suficientes ingresos para cumplir con el pago de las deudas contraídas (Ministerio de Economía, 2021). En este sentido es aconsejable para los clientes que noten ciertas dificultades en cumplir con el pago de sus deudas analizar la situación y definir un plan de acción para ordenar su presupuesto financiero teniendo en cuenta el tipo de deuda y la institución financiera acreedora, el monto de la cuota mensual y la tasa de interés efectiva anual. Una vez realizado esto, y en caso de que el cliente no cuente con los medios para afrontar sus compromisos financieros, es posible optar por refinanciar la deuda de uno de sus productos o de todos en conjunto. En este último caso, el beneficio que trae para el cliente es que en la mayoría de los casos los productos otorgados son cerrados para que el cliente no continúe incrementando su deuda ni su mora; y también que posee solo un compromiso económico para afrontar lo que permite ordenarlo con el pago de la cuota correspondiente en términos de plazo y de monto.

Existen consecuencias negativas para los clientes presentar atrasos en el pago de sus compromisos, así como también de ser transferidos al sector de legales, tanto en la organización bancaria analizada como en las restantes organizaciones bancarias del país. Una de ellas consiste en que el cliente es incluido en un listado de clientes morosos que no le permitirá volver a obtener nuevos productos de riesgo como nuevos préstamos o nuevas tarjetas de crédito, afectando negativamente su historial crediticio. Cuando un cliente quiera presentarse tanto en la organización donde ya es cliente, como en una organización nueva, verá revocada su solicitud de obtención de los nuevos productos ya que cuando las organizaciones consulten el historial crediticio verán retrasos en los pagos y no le darán el nuevo producto solicitado.

De esta forma, las características de la matriz de probabilidades de transición obtenidas y la identificación de patrones de mora para la gestión realizada se utilizará como punto clave para introducir la problemática en el contexto organizacional a partir del apartado 3.1.

### **3. Gestión eficiente de la deuda en la organización bancaria**

El objetivo del siguiente apartado es determinar las acciones a tomar que permitan gestionar de manera eficiente la deuda de clientes morosos. En primer lugar, se mencionará la importancia de la gestión de la deuda en el contexto organizacional, luego se destacará la relevancia en la arquitectura de datos y finalmente se propondrán acciones de mejora mediante técnicas de testeo. En el contexto del presente trabajo, es fundamental introducir la problemática analizada dentro de la gestión de datos en contextos organizacionales.

#### **3.1 Importancia de la gestión de la deuda en el contexto organizacional**

Tener un claro dominio de sus datos, un enfoque ágil de analítica implementado y sacar ventajas del mundo digital rápidamente se están volviendo ingredientes esenciales para el éxito de una institución financiera (Jansz, S. y otros, 2017). En este sentido, dentro del dominio de los datos, juega un papel fundamental en el contexto de una organización conocer los datos de deuda, así como también gestionarla eficientemente. Para esto, deberán impulsarse estrategias de crecimiento, de reducción de costos, de aumento de ganancias y de mejora en el recupero de la deuda en mora.

En el contexto de transformación *data driven*, los datos forman parte de uno de los activos principales de la organización y son reconocidos tanto por los directivos como por los analistas que utilizan los datos en su día a día tanto para el análisis como para la gestión. En este punto radica la importancia del trabajo en conjunto del *Chief Data Officer* (CDO) de la organización con todas las áreas de negocio involucradas. Aquí toman un rol fundamental las áreas de la

gestión del recupero de los clientes involucrados, que para este análisis corresponden a clientes individuales, pero podría interpolarse a todos los clientes de la organización.

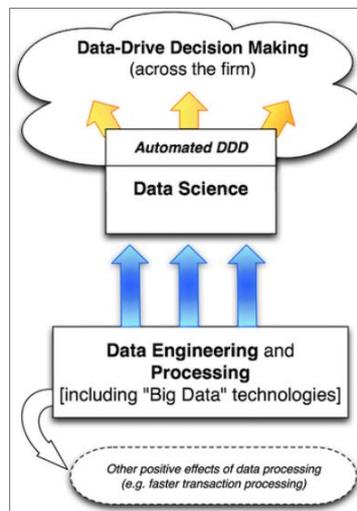
El tiempo y el esfuerzo por parte de los diferentes sectores involucrados que son necesarios para que una organización del sector financiero cuente con activos de datos de calidad muchas veces es subestimada. Resulta fundamental que la tarea este bien diagramada para que pueda llevarse a cabo correctamente. En consecuencia, el rol de un CDO puede ser diferente en cada organización (Universidad Complutense de Madrid, 2021). Dentro de las funciones que se espera que lleve adelante se encuentran la gestión de la analítica del negocio, la mejora en la monetización de datos, el desarrollo de infraestructura y aplicaciones, el diseño de la arquitectura de datos, la gestión de la gobernanza de datos, la gestión de la seguridad y la vigilancia de la ética de los datos.

En el contexto de la organización bancaria analizada resulta fundamental este rol para poder realizar las políticas y los análisis acordes que contribuyan a la gestión eficiente de la deuda. Los conocimientos anteriormente mencionados resultan indispensables para que la eficiencia pueda llevarse a cabo. Del mismo modo que resulta interesante conocer el rol del CDO y la estructura de gobernanza de datos, es importante introducir el concepto de toma de decisiones basadas en datos. Las empresas se han dado cuenta de que necesitan contratar científicos de datos, las instituciones académicas se esfuerzan por crear programas de ciencia de datos y las publicaciones están promocionando la ciencia de datos como una opción profesional de moda (Provost & Fawcett, 2013). El concepto de ciencia de datos hace referencia a ciertos principios que sustentan la explotación de información a partir del análisis de los datos. Aquí entra en juego la minería de datos que consiste en la obtención real de los datos a través de diferentes tecnologías. Si bien existe múltiple cantidad de algoritmos de datos diferentes, detrás de todos se sustentan los mismos conceptos.

En este caso, estos conceptos se aplican principalmente al área de Riesgos de la organización y puntualmente al sector de Recupero de Créditos. Sin embargo, podrían aplicarse a otros sectores de la organización como Contabilidad, Marketing o sectores de producto. Del mismo modo que en el sector de Marketing se aplica para analizar el comportamiento del cliente y generar valor, en el sector de Recupero se puede aplicar para minimizar las pérdidas esperadas de los clientes que presenten dificultades en el pago de sus obligaciones. La ciencia de datos permite analizar diferentes fenómenos a través del análisis de datos, por ello resulta interesante colocarla en el

contexto de otros procesos estrechamente relacionados, así como también en conjunto con los datos de la organización como puede verse en la Figura 7.

**Figura 7: Ciencia de datos en el contexto de procesos relacionados en la organización**



Fuente: (Provost & Fawcett, 2013)

La ciencia de datos se coloca en el contexto de otros procesos estrechamente relacionados con los datos en la organización. En este proceso se involucran principios, procesos y técnicas para comprender los fenómenos a través del análisis automatizado de datos. La ciencia de datos tiene por objetivo final la toma de decisiones, ya que éstas son de suma importancia para las organizaciones. Otros aspectos relevantes para la gestión de datos en contextos organizacionales incluyen el diseño de la arquitectura de datos como puede analizarse en el apartado 3.2.

Asociado con el gobierno de datos, resulta interesante destacar como es el manejo de los datos dentro de la organización para también entender como se pueden articular entre sí y como se puede accionar en consecuencia. Existen tres grandes tipos de datos: los datos estructurados, los datos semiestructurados y los datos no estructurados (De Battista, A. y otros, 2013). Los datos no estructurados pueden contener cualquier tipo de información, como una foto de una persona o de un paisaje y suelen tener un almacenamiento económico, pero suelen ocupar mucho espacio, además, resulta difícil consultarlos, filtrarlos y ordenarlos. Los datos semiestructurados poseen un esquema de datos que existe implícitamente en la instancia del dato, en este sentido, el esquema podría evolucionar y existir a posteriori. Los datos estructurados poseen un esquema

de datos que existe antes de que se creen las instancias de datos y conforman la especificación del esquema de datos; son fáciles de consultar, filtrar y ordenar. Estos últimos son los que en su mayoría se gestionan dentro de la organización.

Las bases de datos clásicas se organizan bajo el concepto de búsqueda exacta sobre datos estructurados (De Battista, A. y otros, 2013). En la organización, los datos que se manejan para los diferentes análisis y la toma de decisiones son datos estructurados que tienen las características de ser fáciles de consultar, filtrar y ordenar. Las consultas a los datos se realizan a través de lenguaje SQL y se encuentran almacenados a través de bases de datos relacionales en la herramienta Teradata tal como se expuso en el apartado 1.3.

Las fuentes de datos incluyen los sistemas transaccionales de la institución, como el sistema de tarjetas de crédito, el sistema de préstamos y el sistema de cuentas (tanto cuentas corrientes como cajas de ahorro). También se obtiene información a través del sistema de gestión de recupero que funciona actualmente como motor de reglas de decisión, así como también como disparador de acciones de contacto y como motor contable. Por otro lado, hay datos provenientes de la atención presencial en las sucursales de la organización: se cuenta con la información de los datos de los sistemas de entrada de los clientes, con los datos del sistema de cajas y con los datos de los cajeros automáticos o terminales de autoservicio.

El sector de *Data & Analytics* es quien se encarga dentro de la organización de velar por la correcta ingesta de los datos. Se encarga de confeccionar y luego monitorear los procesos de carga de datos para que éstos estén correctamente almacenados en las tablas del datawarehouse de la herramienta Teradata. Los datos tienen un nivel de acceso frecuente, esto implica que tiene altos costos de almacenamiento, pero bajos costos de acceso. Entre los ejemplos de escenarios de uso del nivel de acceso frecuente se incluyen los datos que están en uso o a los que se espera que se acceda (se lean y se escriban) con frecuencia.

Si bien la ingesta de los datos puede ocurrir en tiempo real, es decir, tan pronto como la fuente los produce o por lotes (denominado en inglés procesos *batch*) cuando los datos son ingresados en cantidades específicas en periodos definidos, en el datawarehouse de la organización los datos ingresan mediante procesos de lotes. Así como los tipos de datos y su almacenamiento son un punto importante dentro de la gestión de datos en contextos organizacionales, otro aspecto fundamental gira en torno a las arquitecturas de datos, como se expone en el siguiente apartado.

### 3.2 Relevancia de la arquitectura de datos en las organizaciones

La Arquitectura de Datos se define como el arte y la ciencia de la construcción de soluciones basadas en datos. Es decir, implica la organización de elementos que están destinados a optimizar la función, el rendimiento, la viabilidad, el costo y la estética de una estructura general o de un sistema. La Arquitectura de Datos tiene por objetivo unir la estrategia de negocio y de tecnología para formar la Arquitectura Empresarial (Martínez, A. M., Cardenas, M. L. S., & Robaina, D. A., 2015).

Existen cuatro dimensiones de una Arquitectura Empresarial. La Arquitectura de Negocios que define la estrategia de negocios, la gobernabilidad, la estructura y los procesos clave de la organización. La Arquitectura de Aplicaciones, que provee un plano para cada uno de los sistemas de aplicación que se requieren implementar, las interacciones entre estos sistemas y sus relaciones con los procesos de negocio centrales de la organización. La Arquitectura de Datos, que describe la estructura de los datos físicos y lógicos de la organización y los recursos de gestión de estos datos. Y la Arquitectura Tecnológica, que describe la estructura de hardware, software y redes requerida para dar soporte a la implantación de las aplicaciones principales, de misión crítica, de la organización (Piorun, 2019).

En las organizaciones debe tenerse en cuenta tanto la implementación de procesos de Arquitectura Empresarial como de todos los procesos relacionados con datos y su interacción con el gobierno de tecnología y gobierno de datos gestionado. En este sentido, cumple un rol fundamental la Transformación Digital en tanto trae un cambio de paradigma relacionado a la forma en que las organizaciones llevan a cabo los objetivos estratégicos de negocio para reconvertir y mejorar sus procesos. El éxito de la aplicación de la metodología de arquitectura empresarial depende de diferentes factores técnicos asociados a cada organización.

En este sentido, el marco de TOGAF (*The Open Group Architecture Framework*, por sus siglas en inglés) insta una propuesta de diseño, planificación, implementación y gobierno de una arquitectura empresarial que se sustenta en las cuatro dimensiones ya definidas (Josey, 2016). Permite el logro de objetivos a través de diferentes tecnologías mediante el método ADM (*Architecture Development Method*, por sus siglas en inglés) donde la arquitectura empresarial cumpla con las necesidades establecidas. Tiene la capacidad de ajustarse y modificarse según

las necesidades de cada organización una vez definido para ejecutar las actividades de desarrollo de la arquitectura necesarias.

Dentro de las fases de TOGAF sobre como hacer arquitectura dentro de las organizaciones se debe considerar cuál es el marco que se utiliza, así como también definir cuáles son los principios de arquitectura. Las fases que se deben contemplar son las siguientes: Fase A Visión de Arquitectura, Fase B Arquitectura del Negocio, Fase C Arquitectura de los sistemas de Información, Fase D Arquitectura de la Tecnología, Fase E Oportunidades y Soluciones, Fase F Plan de Migración y Fase G Gobierno de la Implementación. El desafío de la administración implica establecer el cambio organizacional, y en relación con esto, una de las propuestas de mejora del presente trabajo gira en torno a la mejora en los procesos a través de modelos de testeo como se analiza en el siguiente apartado.

### **3.3 El testeo como herramienta en la propuesta de acciones de mejora**

Para identificar los puntos de mejora debe analizarse el motivo por el cual los clientes ingresan en mora y aquí entra en juego el otorgamiento de los productos de riesgo de los clientes. Los clientes en la actualidad son evaluados según su historial crediticio informado por el BCRA y en consecuencia son pasibles, o no, de obtener productos bancarios de riesgo. Los productos bancarios son los instrumentos que las entidades financieras ofrecen al mercado para satisfacer las necesidades de los consumidores (Iguar, 2008).

También deben contemplarse las acciones de recupero de la cartera en mora que la organización tiene que realizar ante incumplimientos en los pagos de las obligaciones de sus clientes. Actualmente los clientes individuos poseedores de tarjetas de crédito y de préstamos, que son quienes forman parte del universo analizado, reciben gestiones automáticas cuando entran en mora. Luego, según el riesgo que poseen, estos clientes son asignados a gestión asistida para que un operador realice la gestión de recupero.

Los errores suelen traer aparejados un costo asociado según qué tan complejo sea repararlos. Por esto, resulta útil realizar pruebas o testeos para poder identificarlos. El testeo o *testing* implica que el proceso que se está analizando debe ser chequeado para ejecutarlo con el fin de identificar posibles errores (Fernández, 2011). El proceso de detección consiste en primero

determinar donde se encuentra el error en cuestión para finalmente poder arreglarlo. Validar un determinado proceso permite, una vez que está terminado, identificar si se cumplen con los requisitos previamente identificados. En el caso analizado, el testeo implícitamente gira en torno a la mejora en la composición de la matriz de probabilidades de transición que exponga la disminución de la transferencia en un paso de la deuda de los tramos de mora menos avanzados hacia la instancia de legales.

En la validación se comprobará entonces si las acciones son correctas en tanto se obtiene el beneficio esperado y el resultado no es diferente al que por su diseño se espera que ocurra. Para esto es clave la etapa de evaluación de resultados que determine que el trabajo está siendo realizado de manera correcta. La instancia de validación y la instancia de verificación se complementan en tanto la primera enuncia que el proceso realizado es el correcto mientras la segunda hace referencia a que la forma mediante la que se está realizando sea la correcta. En ambos casos debe realizarse el testeo previo.

Las pruebas *AB Testing*, en el campo del marketing digital, se utilizan para medir la usabilidad de dos o más grupos para realizar las pruebas de usabilidad de contenidos y determinar cuál es la que mejor cumple con los objetivos planteados. En la mayoría de los casos, se suele utilizar un grupo de control, sin las modificaciones realizadas, y un grupo de prueba con el nuevo cambio propuesto (Beltrán Gómez, 2016). El porcentaje de la población asociado a uno u otro grupo podría ser diferente. Las hipótesis planteadas pueden ayudar a explicar por qué debe o no realizarse determinado cambio para poder de esta forma llegar al objetivo planteado.

Existen numerosas aplicaciones de pruebas *AB Testing*, como puede ser ante cambios en la versión de un software, la medición de la usabilidad del nuevo producto. En este caso, el primer grupo utiliza la versión existente mientras que el otro grupo utiliza la nueva versión desarrollada (Jabbar, Memon, Memon, Arain, & Sodhar, 2021). En ese caso, se busca identificar que cuestiones de accesibilidad y diseño resultaban más amigables para los usuarios. Al finalizar la prueba, mediante un cuestionario se logra identificar la usabilidad mediante una serie de preguntas que evalúan que tan de acuerdo o que tan en desacuerdo se encuentra el usuario con la versión de software utilizada. Esos parámetros utilizados para la encuesta son clasificados para retroalimentar la información. A continuación, se propone una aplicación para la organización bancaria analizada.

Como propuesta de mejora, se recomienda que tanto el otorgamiento como las políticas de retención de la organización estén sujetas a la matriz de probabilidades de transición y que se actúe en consecuencia de ello. Para esto, se propone un esquema de *AB Testing* que consiste en el desarrollo de pruebas en la estrategia de Recupero midiendo el impacto en la disminución de la probabilidad de que la deuda de los estados “1 a 90” y “Más 90” pase al estado “Legales”. No se incluye la probabilidad partiendo del estado “Sin Mora” porque se comprobó en el apartado 2.2 que es necesario pasar por alguno de los dos estados restantes antes de ser transferido a “Legales”.

En la actualidad este tipo de pruebas buscan la mejora en el recupero; por ello se propone también que las conclusiones obtenidas de las pruebas se retroalimenten con los resultados de la matriz. De esta forma, se busca que los clientes no entren en mora; o, en caso de que lo hagan, que realicen el pago de sus deudas lo antes posible. En el ideal antes de pasar el primer tramo de mora que corresponde a los clientes con entre 1 y 30 días de atraso. Caso contrario, se busca que los clientes realicen sus pagos antes de ser transferidos a legales. Para ello, un punto importante se encuentra en las comunicaciones a los clientes, tanto con avisos de pre-mora para recordarles que sus productos están próximos a vencer, como con avisos de mora para aquellos productos ya vencidos.

Algunas de las acciones de mejora para la gestión eficiente de la deuda incluyen no ofrecer productos de riesgo como son las tarjetas de crédito y los préstamos a clientes que poseen un historial crediticio negativo. Sin embargo, como última instancia, en caso de que se hayan pasado los filtros de otorgamiento de modo que el cliente posea productos de riesgo; así como también se hayan pasado los filtros de recupero y el cliente continúe en mora, se propone optar por un política más intensiva de ofrecimiento de refinanciaciones. Mediante ésta, los productos de riesgo del cliente moroso son cerrados y la organización bancaria le ofrece un préstamo cancelatorio para saldar sus deudas a una nueva tasa y a un nuevo plazo. También se debe continuar con el seguimiento de estos clientes para evitar que vuelvan a entrar en mora.

Por lo expuesto anteriormente es que como acciones de mejora se plantean realizar el seguimiento de la matriz de probabilidades de transición y ante cambios estratégicos evaluar su performance. Ante cada cambio, si mejora la composición de la matriz, continuar con la política realizada; caso contrario, si no mejora, discontinuarla. Se recomienda que la matriz sea el indicador clave de gestión, seguimiento y análisis junto con la realización de pruebas de testeo en la mejora de los indicadores, conceptos para continuar evaluando en futuros trabajos.

Adicionalmente como oportunidad de mejora, y según lo mencionado en el apartado 2.3 se propone también que la deuda no necesite ser transferida a legales para que puedan realizarse los procesos de pase a cuentas de orden y venta de cartera. Esto traerá como beneficios que no sea necesario utilizar el sistema que ya se encuentra obsoleto y que la deuda continúe gestionándose en cartera viva aun con días de mora avanzados. Para futuros trabajos sería importante analizar si el recupero de esta cartera presenta una mejora en comparación con el modelo actual.

Por último, resulta interesante pensar en la utilización de todos los datos disponibles en el datawarehouse para la implementación, en primer lugar, de las pruebas descriptivas y, en segundo lugar, de los modelos de aprendizaje automático. Así como las pruebas pueden implementarse tanto en cambios de la gestión como en cambios en otorgamiento o en cobranzas, también resulta interesante evaluar la implementación de modelos de aprendizaje automático cuyos resultados estén ligados a la composición de la matriz de probabilidades de transición. Si la composición de la matriz resulta favorable luego de las pruebas, se recomienda continuar con dicho modelo, caso contrario se recomienda discontinuarlo. Cabe destacar que, si se decide implementar el modelo, éste debe estar debidamente documentado y monitoreado para poder continuar eficientemente con la gestión.

## **Conclusión**

A lo largo del presente trabajo se demostró cómo la obtención de la matriz de probabilidades de transición a través de la aplicación de Cadenas de Markov es una herramienta que resulta eficiente para identificar los patrones de mora para la gestión eficiente de deuda. Se logró determinar que la existencia del estado de “Legales” para la realización de los procesos de venta de cartera y pase a pérdida de la deuda de los clientes supone una matriz con un estado absorbente. En tanto una vez que la deuda de los productos de los clientes es transferida al estado de legales, es imposible salir de allí: la deuda no podrá volver a los sistemas transaccionales de la organización. Por eso se proponen algunas acciones a tomar en consecuencia como atar los resultados de los cambios en las estrategias, las pruebas y la aplicación de modelos a la composición de la matriz.

En el primer apartado, se realizó la extracción de la información de mora de la organización y se tuvo en cuenta cuáles eran los períodos que eran pasibles de ser analizados por no estar distorsionados por las normativas. Se identificó que debido a las comunicaciones presentadas por el BCRA en el contexto de la pandemia del Covid 19 los períodos pasibles de ser analizados correspondían a los comprendidos entre octubre 2019 y febrero 2020. En los meses posteriores, las normativas tuvieron consecuencias en la composición de la mora de los clientes, donde mediante procesos de refinanciamientos los días de mora fueron llevados a cero. Además, se acotó el universo analizado a los productos de los clientes de la organización bancarias correspondientes a los segmentos de individuos por representar características similares entre sí y formar la mayor cantidad de clientes.

En el segundo apartado, se elaboró la matriz de probabilidades de transición, se analizaron los estados de la matriz y se calcularon los tiempos esperados para la absorción. Los cuatro estados elegidos para la confección de la matriz fueron “Sin Mora”, “1 a 90”, “Más 90” y “Legales”. Se identificó que la matriz de probabilidades de transición resultó ser absorbente porque poseía un estado – el estado “Legales” – que también era absorbente. También se pudo concluir que el hecho de que la deuda tenga que ser transferida a legales para poder realizar la venta de cartera y el pase a cuentas de orden es una limitante para gestionar a través de la matriz.

Por último, en el tercer apartado, se extrajeron conclusiones que permitieron trabajar en eficientizar la gestión de la deuda, siempre en el entorno de la gestión de datos en contextos organizacionales. Se introdujo la importancia de contar con una figura de CDO para la gestión eficiente de los datos en el contexto de transformación *data driven* que está atravesando la organización. Se analizó la relevancia de la arquitectura empresarial y arquitectura de datos, teniendo en cuenta los tipos de datos que se gestionan en la organización. Y también, se propuso un esquema de pruebas AB Testing para gestionar las mejoras y evaluar el comportamiento.

Se observa que existe relación entre la identificación de patrones de morosidad de clientes en la organización bancaria y la gestión eficiente de la deuda. Por esto, no se rechaza la hipótesis principal que expone que el uso del método de Cadenas de Markov permite conocer cuál es el comportamiento de la deuda en función del tiempo de morosidad que poseen los clientes para determinar las pautas de una gestión eficiente de deuda en la organización bancaria. Como interrogantes que invitan a ser nuevos puntos de partida para futuras investigaciones y que sugieren una segunda parte del análisis que pueden o no rechazar una nueva hipótesis planteada se incluyen la tracción de los puntos de mejora detectados mediante la elaboración de pruebas

de testeo para la estrategia de mora de la organización y la evaluación de los resultados del recupero de la mora.

## Referencias bibliográficas

- Banco Central de la República Argentina. (2020). *Comunicación "A" 6949*. Ciudad Autónoma de Buenos Aires.
- Banco Central de la República Argentina. (2020). *Comunicación "A" 6964*. Ciudad Autónoma de Buenos Aires.
- Banco Central de la República Argentina. (2020). *Comunicación "A" 7095*. Ciudad Autónoma de Buenos Aires.
- Banco Central de la República Argentina. (2021). *Comunicación "A" 7398*. Ciudad Autónoma de Buenos Aires.
- Beltrán Gómez, C. A. (2016). *Análisis de las buenas prácticas en la utilización del marketing digital y la presencia en redes sociales que sirvan para mejorar el aspecto comercial de las Start-ups colombianas*. Doctoral dissertation, Universidad EAFIT.
- Bernardello, A.; Bianco, M. J.; Casparri, M. T.; García Fronti, J.; Olivera de Marzana, S. (2004). *Matemática Para Economistas Con Microsoft Excel y MATLAB*. Omicron System.
- Casparri, M.T.; Masci, M.; Venosi, C. (2015). Valuación de bonos con riesgo de default utilizando Cadenas de Markov. *Revista de Investigación en Modelos Matemáticos aplicados a la Gestión y la Economía.*, 209-233.
- Chino Guevara, M. (2017). *Políticas para disminuir la cartera morosa y propiciar la generación de una mayor rentabilidad en la empresa regional de servicio público de electricidad - Electro Puno S.A.A. Período 2014-2015*. Puno.
- Conde, A. D., & Morocho, M. G. (2021). Factoring o venta de cartera, de la normativa a la aplicación práctica. Caso de estudio: Comerciantes del cantón Loja–Ecuador. *REVISTA LEX MERCATORIA Doctrina, Praxis, Jurisprudencia y Legislación*, 50-61.
- Correa Giraldo, C. y otros. (2009). *Aplicación de las cadenas de Markov en la toma de decisiones de los usuarios de las entidades financieras de Pereira*.
- De Battista, A. y otros. (2013). *Bases de datos de objetos no estructurados*. In XV.
- Fernández, E. S. (2011). *Estudio y desarrollo de métodos y herramientas para el testeo, validación y verificación de sistemas multi-agente*.
- Gerstein Oré, C. y otros. (2015). *Análisis de la Pérdida Esperada por Tramos y sus Determinantes en una Cartera de Créditos*. Surco.
- Igual, D. (2008). *Conocer los productos y servicios bancarios: Productos de tesorería, de inversión, de financiación, leasing, factoring, renting, tarjetas (Vol. 3)*. Profit Editorial.
- Jabbar, A., Memon, R. N., Memon, I., Arain, A. A., & Sodhar, I. N. (2021). Web Design Trends And Their Usability By A|B Testing Method. *International journal of scientific & technology research*.
- Jansz, S. y otros. (2017). *La evolución del Rol del Chief Data Officer en los Servicios Financieros*.
- Josey, A. (2016). *TOGAF® Version 9.1-A Pocket Guide*. Van Haren.
- Martínez, A. M., Cardenas, M. L. S., & Robaina, D. A. (2015). Una aproximación hacia la evaluación del nivel de madurez de la arquitectura empresarial. *Revista Cubana de Ingeniería*, 33-42.
- Ministerio de Economía. (2021). <https://www.argentina.gob.ar/inclusion-financiera/personas/deudas/sobreendeudamiento>.
- Parra Burgos, S. A. (2000). *Análisis de la evolución de Oriencoop Sucursal Parral desde 1990 a 1999*.
- Piorun, D. (2019). Arquitectura Empresarial: Desafío Organizacional en la Transformación Digital. *De Gerencia*.

- Provost, F., & Fawcett, T. (2013). Data science and its relationship to big data and data-driven. *Big Data*, 51-59.
- Taha, H. A. (2012). *Investigación de operaciones*. Pearson.
- Universidad Complutense de Madrid. (2021). *Chief Data Officer (CDO). Características, Funciones y Perfil Ideal*.

## **Software RStudio**

R Score Team (2016). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>

RStudio (Febrero 2011), AGPL v3, Northern Ave, Boston. <https://www.rstudio.com/>

## **Paquetes utilizados**

Package ‘markovchain’ (Mayo 2021) “Easy Handling Discrete Time Markov Chains” Author Giorgio Alfredo Spedicato [aut, cre] <https://cran.r-project.org/web/packages/markovchain/markovchain.pdf>

Package ‘shape’ (Mayo 2021) “Functions for Plotting Graphical Shapes, Colors” Author Karline Soetaert (Maintainer) <https://cran.r-project.org/web/packages/shape/shape.pdf>

Package ‘diagram’ (Septiembre 2020) “Functions for Visualising Simple Graphs (Networks), Plotting Flow Diagrams” Karline Soetaert (Maintainer) <https://cran.r-project.org/web/packages/shape/shape.pdf>

## Apéndices

### Código utilizado en el software R

```
##Creación de la matriz de transición mensual
estados<- c("Sin Mora", "1 a 90", "Más 90 ", "Legales")

MatrizTrans <- matrix(c(0.97, 0.03, 0.00, 0.00,
                       0.34, 0.50, 0.11, 0.05,
                       0.18, 0.01, 0.69, 0.12,
                       0.00, 0.00, 0.00, 1.00),
                      byrow=T, ncol=4)

colnames(MatrizTrans) = rownames(MatrizTrans) = estados

MatrizTrans

# Creación del objeto Markov chain
library(markovchain)

Cuentas_Cobrar = new("markovchain",transitionMatrix = MatrizTrans)

##Summary del objeto Markov chain
summary (Cuentas_Cobrar)

# Creación del Diagrama de Transición

library(shape)
library(diagram)

plotmat(t(Cuentas_Cobrar@transitionMatrix),
        box.type = 'diamond', shadow.size = 0, txt.col = "brown4",txt.font
= 4,
        box.lwd = 1.55,box.size = 0.08,box.col = 'bisque',box.cex = 0.75,
        arr.col = 'brown3',arr.width = 0.2, arr.length = 0.25,
        arr.type = 'triangle',arr.lwd = 1.2, arr.lcol = 'brown3',
        cex.txt = 0.8, curve=0.05,
        self.cex = 0.8,
        self.shiftx = c(+0.00,-0.11,+0.00,+0.10),
        self.shifty = c(+0.10,+0.00,+0.10,+0.00),
        self.arrpos = NULL,
        main="Diagrama de Transición", cex = 1.2)
```

```

##Tiempos esperados para la absorción

N <-
MatrizTrans[transientStates(Cuentas_Cobrar),transientStates(Cuentas_Cobrar)
]

N

I <- diag(length(transientStates(Cuentas_Cobrar)))

I

TE <- solve(I-N)

TE

colnames(TE) <- transientStates(Cuentas_Cobrar)

rownames(TE) <- transientStates(Cuentas_Cobrar)

TE

##Se calcula el tiempo esperado para la absorcion

Uno <- matrix(rep(1,length(transientStates(Cuentas_Cobrar))),
              nrow=length(transientStates(Cuentas_Cobrar)))

Uno

TA <- TE %*% Uno

TA

colnames(TA) <- "Absorción"

TA

```