

UN CASO DE APLICACIÓN DE CADENAS DE MARKOV PARA DETERMINAR PATRONES DE MOROSIDAD DE LOS CLIENTES BANCARIOS.

Raposo, Eugenia

Banco Galicia*. Tte. Gral. Juan Domingo Perón 430, Ciudad Autónoma de Buenos Aires, República Argentina

eugenia.raposo@gmail.com

Resumen

Recibido: 28-03-2022

Aceptado: 23-05-2022

Palabras clave

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

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.

El presente trabajo persigue el objetivo de determinar los patrones de morosidad en una organización bancaria argentina¹, mediante la aplicación de Cadenas de Markov con el fin de poder gestionar eficientemente su deuda. Se buscará elaborar una matriz de probabilidades de transición basada en la 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 qué 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.

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

*Las opiniones expresadas en este artículo son exclusivamente de la autora y no representan a las del Banco Galicia.

Copyright: Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Buenos Aires.

ISSN (En línea) 2362 3225

A CASE OF APPLICATION OF MARKOV CHAINS TO DETERMINE DEFAULT PATTERNS OF BANK CUSTOMERS.

Abstract

KEYWORDS

Delinquency patterns, Argentine banking organization, Financial data, Markov chains, Efficient debt management.

One of the objectives of Argentinean banking organizations, both public and private, is to efficiently manage their debt portfolio. From the knowledge of the level of delinquency of their customers, the need arises to determine the delinquency patterns of those who have risky banking products in Argentina.

The aim of this paper is to determine the patterns of delinquency in an Argentinean banking organization¹ by applying Markov Chains to enable it to manage its debt efficiently. A transition probability matrix will be developed using Markov Chains based on the debt of the banking organization's customers.

For this purpose, four possible debt statuses or categories of debt will be considered according to the number of days in arrears each one has. The use of R software will be implemented for this development, where it will be possible to identify which type of matrix is the one that presents the debt. Finally, the need to propose actions to improve debt recovery within the organizational context is addressed. Thus, the identification of patterns in the debt balances of the banking organization through their correct exploitation and consequent study allows for more efficient debt management.

¹ For reasons of confidentiality, it is not possible to specifically mention the name of the organization within which this work is carried out.

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.

Esta necesidad invita a cuestionar la gestión realizada hasta el momento en una organización bancaria en particular, 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 bajo análisis. 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. En este contexto, surge un interrogante principal a responder: ¿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 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 Teradata¹. 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

¹ Teradata es una herramienta de almacenamiento y explotación de datos.

resultados extraídos de los apartados anteriores para proponer acciones de mejora y extraer conclusiones que permitan eficientizar la gestión de la deuda.

1. IDENTIFICACIÓN DE PATRONES DE MOROSIDAD DE 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. 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.

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

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.

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

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. En la organización, por criterio experto, las áreas de negocio analizan la deuda en tramos o *buckets*² de mora de 30 días.

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

² Traducido del inglés se refiere a cubos o cajones, que es una agrupación.

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.

A partir de los conceptos de deuda y mora introducidos anteriormente, puede analizarse 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 cuenta con datos desde el período de enero 2015 hasta la actualidad, se tomarán los meses comprendidos entre octubre 2019 y febrero 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.

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 individuales. Luego se observa cuáles son los días de mora que ese mismo producto presentaba en el período inmediatamente posterior.

2. CADENAS DE MARKOV – MATRIZ DE TRANSICIÓN

Un proceso de Markov 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.

Los estados de una Cadena de Markov se distinguen según su clasificación de la siguiente manera: un estado es absorbente si después de haber estado en ese estado el proceso nunca saldrá de él; 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 (1).

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

I es la matriz identidad donde cada elemento representa la probabilidad de permanecer en un estado absorbente en un paso. Por otro lado, O es la matriz nula y cada elemento representa la probabilidad de pasar de un estado absorbente a uno no absorbente en un paso. Además, N es la matriz de estados no absorbentes donde cada elemento representa la probabilidad de no ser absorbido en un paso. Finalmente, A 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.

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 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 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 1: Matriz de probabilidades de transición

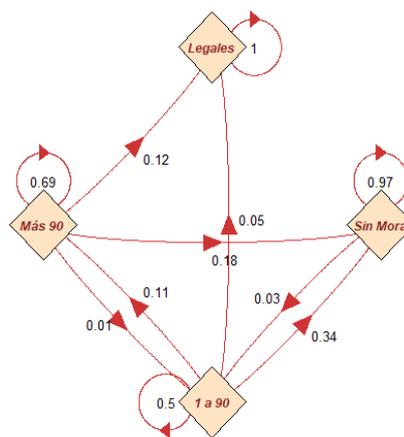
	Sin Mora	1 a 90	Más 90	Legales
Sin Mora	0.97	0.03	0.00	0.00
1 a 90	0.34	0.50	0.11	0.05
Más 90	0.18	0.01	0.69	0.12
Legales	0.00	0.00	0.00	1.00

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 1. A partir de la matriz, puede observarse cuál es la probabilidad de pasar a cada uno de los estados.

Figura 2: Diagrama de Transición

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 2. Allí puede observarse gráficamente la probabilidad de pasar a cada uno de los estados partiendo de un estado determinado.

Figura 3: 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 del objeto Markov Chain creado que puede observarse en la Figura 3, se puede obtener la clasificación de los estados de la matriz de probabilidades de transición.

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 que una vez que se ingresa a él, no es posible salir.

Figura 4: 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 4. 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”.

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 traspassa 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.

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.

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.

3. RELEVANCIA DE LA GESTIÓN EFICIENTE 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.

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 individuos, pero podría interpolarse a todos los clientes de la organización. El rol de un CDO puede ser diferente en cada organización (Universidad Complutense de Madrid, 2021).

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).

Asociado con el gobierno de datos, resulta interesante destacar cómo es el manejo de los datos dentro de la organización, para también entender cómo se pueden articular entre sí y cómo se puede accionar en consecuencia. Existen tres grandes tipos de datos: los datos no estructurados, los datos semiestructurados y los datos 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.

El sector de *Data & Analytics* es quien se encarga dentro de la organización de velar por la correcta ingesta de los datos. 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.

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).

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.

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.

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 cumple con los requisitos previamente identificados.

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.

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”.

Adicionalmente como oportunidad de mejora, 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.

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. 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 bancaria 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 efficientizar 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>