

Data Science Model for the evaluation of customers of rural savings banks without credit history

Cáceres Gonzales, Aldo David
Ingeniería de Sistemas de Información
Universidad Peruana de Ciencias
Aplicadas
Lima, Perú
u201013048@upc.edu.pe

Paucar Villantoy, Fabio Leonel
Ingeniería de Sistemas de Información
Universidad Peruana de Ciencias
Aplicadas
Lima, Perú
u201010337@upc.edu.pe

Mauricio Sanchez, David Santos
Ingeniería de Sistemas de Información
Universidad Peruana de Ciencias
Aplicadas
Lima, Perú
pcsidmau@upc.edu.pe

Abstract— *The Data Science Model for the evaluation of clients of rural savings banks seeks to increase the credits granted to potential clients with or without a credit history and who possess or lack income and expense support. The evaluation consists of entering your identity document at the risk centers, measuring your income, expenses with or without supporting documents. Pilot tests were conducted in one of the agencies of the rural saving bank Edpyme Raíz for 3 weeks, obtaining favorable results and increasing from 10 to 30% the number of credits obtained per official when using the evaluation model and, if not, when the The result of the evaluation of the client is not favorable, it is suggested some recommendations to be able to approve again.*

Keywords— *data science, evaluation model, payment capacity, data analysis, credit history, rural saving bank.*

Resumen — El Modelo de Data Science para la evaluación de clientes de cajas rurales de ahorro busca incrementar los créditos otorgados a posibles clientes con o sin historial crediticio y que posean o carezcan un sustento de ingresos y egresos. La evaluación consiste en ingresar su documento de identidad en las centrales de riesgos, medir sus ingresos, egresos con o sin documentos de sustentación. Se realizaron pruebas pilotos en una de las agencias de la caja rural Edpyme Raíz durante 3 semanas, obteniendo resultados favorables e incrementando del 10 al 30% el número de créditos obtenidos por funcionario al utilizar el modelo de evaluación y, en caso contrario, cuando el resultado de la evaluación del cliente no es favorable, se le sugiere algunas recomendaciones para poder aprobar nuevamente.

Keywords— *data science, modelo de evaluación, capacidad de pago, historial crediticio, caja rural de ahorro.*

I. INTRODUCCIÓN

En América Latina la inclusión financiera ha incrementado considerablemente en los últimos años, pero aún no logra abarcar la totalidad de la fuerza laboral. Según estudios del Banco Mundial el acceso al crédito en América Latina solo representa el 51% y en el Perú esta cifra disminuye al 29% [1].

Una caja rural de ahorro y crédito es una entidad similar a las entidades bancarias. “Están autorizadas para captar depósitos del público, los cuales están protegidos por el Fondo

Seguro de Depósitos (FSD), y para otorgar créditos dirigidos preferentemente a la mediana, pequeña y micro empresa”, sostiene la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS) [1]. En el Perú, las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito (CRAC) constituyen instituciones financieras no bancarias reguladas, que fueron establecidas desde 1993 con limitadas exigencias de capital mínimo y accionistas privados. Las Cajas se orientaron a proveer servicios financieros a los segmentos de la población no atendidos por la banca comercial, priorizando al sector rural. Estas representan el 10% de los créditos otorgados por el sistema financiero en el año 2017.

En el sector financiero los requisitos para solicitar un crédito son muy rígidos, priorizando al sector formal. Según la Organización Mundial del Trabajo, el 69% de la fuerza laboral en el Perú son informales. Además, en este sector los créditos otorgados son montos reducidos y carecen de historial crediticio haciendo que los costos y el riesgo asociado a dichos créditos sean altos para las entidades. Es por eso que el análisis en la evaluación del cliente sin historial crediticio es deficiente con la realidad que ellos presentan.

El desarrollo de este proyecto responde a que la gran mayoría de entidades financieras otorgan créditos a los clientes que ya tienen algún historial crediticio, por tanto, lo que queremos mostrar, a diferencia del resto, es que también se puede otorgar un crédito a personas o micro empresarios que aún no están totalmente formalizados o no presenten sustentos de ingresos (boletas o recibo por honorarios). Existen antecedentes de este tipo de casos a nivel internacional, en particular en China que tienen otra realidad a la nuestra, pero algunos conceptos se pueden trasladar hacia nuestro proyecto.

Con base en lo planteado, se propone el desarrollo de un modelo de Data Science que nos permita evaluar a los clientes potenciales y a su vez, evaluar su capacidad de pago y ofrecerle un producto asociado para cada nuevo cliente.

Este artículo está organizado de la siguiente manera. En la sección 2, la revisión de la literatura pertinente en cuanto a trabajos relacionados en microfinancieras y las cajas rurales. La Sección 3, presenta el modelo para la evaluación de clientes en cajas rurales. La sección 4, presenta la validación realizada mediante un caso de estudio a una caja rural peruana. En la sección 5, se analizan los resultados y las implicaciones de la sección 4 a través de conclusiones y sugerencias para futuros estudios del tema.

II. REVISIÓN DE LA LITERATURA

La selección de artículos utilizados para la presente investigación nos brindan información acerca de cuáles son los tópicos ideales para nuestra investigación.

Los artículos mencionados se agruparán en los siguientes tópicos: Trabajos similares en microfinancieras y Cajas Rurales.

A. Trabajos relacionados en microfinancieras

Según Kshetri Nir, se han identificado dos problemas principales que contribuyen a la baja penetración de los servicios financieros entre las familias de bajos ingresos y las microempresas en economías emergentes como China [2].

En primer lugar, los bancos tradicionales no están dispuestos a prestar servicios a los prestatarios de pequeña escala, como los pobres y las pequeñas empresas, debido a los altos costos de transacción y a los procesos ineficientes asociados a pequeños préstamos a estos prestatarios.

La segunda razón por la que las personas pobres y las pequeñas empresas se enfrentan a barreras para acceder a los productos financieros se refiere a la opacidad informativa. Parte del problema radica también en el hecho de que la mayoría de las economías en desarrollo se caracterizan por la falta o el mal desempeño de las agencias de calificación crediticia para proporcionar información sobre la solvencia de las PYMES.

Los bancos tradicionales de China también han reconocido que los datos de alta calidad sobre los clientes es una clave para tener éxito en el mercado financiero. Estos bancos están tomando medidas para transformarse en empresas de Big Data. Por ejemplo, a principios de 2012, se estimaba que la industria financiera china tenía más de 100 terabytes (TB) de datos estructurados y no estructurados (IDC, 2012). En marzo de 2014, el Banco Industrial y Comercial de China (ICBC), el mayor prestamista del país, reportó tener más de 4,9 petabytes (PB) de datos. Asimismo, se estimó que el Banco Agrícola de China (ABC) generó 100 TB de datos estructurados y 1 PB de datos no estructurados en 2014. Del mismo modo, en 2014, el Banco de Comunicaciones (BOCOM) manejaba aproximadamente 600 gigabytes (GB) de datos diarios y tenía una capacidad de almacenamiento de más de 70 TB.

Otro caso de éxito es la fundación WWB de Colombia que lleva más de 30 años apoyando a la mujer microempresaria, sin importar la edad, especialmente a la de bajos recursos. La fundación se convirtió en una de las microfinancieras más importantes del país. Actualmente funciona como entidad bancaria para la pequeña y mediana empresa sin olvidarse de los microcréditos.

Hoy la entidad cuenta con más de 100 oficinas en 24 departamentos y más de 5 100 puntos de recaudo; además, según cifras del Banco WWB S.A., hasta el 2010 había colocado cerca de 2 millones de créditos por 4 billones de pesos (1,193 millones USD). Hoy genera más de 1 300 empleos directos, 1 000 indirectos y cerca de 400 000 a través de las microempresas que financia [3].

Otro caso es el Banco Mundo de la Mujer atendiendo a las comunidades estrato uno, dos y tres de Colombia, otorgando microcrédito de una manera fácil, rápida y oportuna y con atención personalizada, permitiendo la inclusión financiera, promoviendo el empoderamiento, autoestima e independencia de la mujer y en aras de ofrecer nuevos productos a la

comunidad. Actualmente posee 172 oficinas, 1.5 billones USD como cartera bruta. El 57.5% de clientes son mujeres y más de 500 mil créditos vigente a microempresarios [4].

Otro caso de éxito es al otro lado del mundo, uno de los países donde habitan decenas de microfinancieras, pero en especial un Proyecto de Desarrollo Rural Shri Kshethra Dharmasthala, ubicado en el sureño estado indio de Karnataka.

Las operaciones de microfinanzas del proyecto se iniciaron en 2000, y actualmente facturan 800 millones de dólares. Alrededor de 1,8 millones de familias de 5.000 aldeas de Karnataka están cubiertas mediante un sistema descentralizado que es administrado por un equipo de unas 7.000 personas [5].

El Proyecto de Desarrollo Rural Shri Kshethra Dharmasthala presta a entre nueve y 18 por ciento, pero tanto sus intereses como sus plazos de pago son flexibles.

Alrededor de 20.000 préstamos se han destinado a sistemas renovables para satisfacer necesidades de iluminación y combustible, beneficiando a unas 82.500 personas.

Antes de recibir el primer cheque, los clientes deben depositar obligatoriamente en una cuenta bancaria el equivalente a dos meses de pago como garantía. "El microcrédito no puede aliviar realmente la pobreza", dijo Aloysius Fernández, pionero de las microfinanzas en India y exdirector de la organización no gubernamental Myrada.

India es un país predominantemente agrícola. Más de 70 por ciento de sus 1.200 millones de habitantes se ganan el sustento mediante esa actividad.

Un nuevo caso es JD.com quien es un minorista en línea chino. A partir de mediados de 2015, tenía 100 millones de clientes activos. Se informa que genera ingresos anuales de \$ 20 mil millones. En junio de 2015, ZestFinance y JD.com anunciaron una empresa conjunta, JD-ZestFinance Gaia, para proporcionar un servicio de puntaje de crédito al consumidor en China. En las primeras etapas, JD-ZestFinance se centrará en evaluar el riesgo de crédito y ofrecer préstamos a plazos para las compras en JD.com. En el futuro, la empresa pretende ofrecer servicios de análisis de crédito a clientes corporativos en China.

B. Cajas Rurales

De acuerdo a Portocarrero Felipe, las cajas rurales de ahorro y crédito como resultado de este análisis se concluye que actualmente dos productos generan pérdidas para las CRAC analizadas: los créditos agropecuarios y comerciales. La rentabilidad negativa generada en ambos casos deriva de su alta dolarización y sus mayores perfiles de riesgo [6].

Los préstamos están divididos de la siguiente forma:

El crédito agropecuario presenta los peores indicadores de rentabilidad (-5.71 % de la cartera promedio), por efecto de las bajas tasas de interés cobradas y de los elevados costos de riesgo.

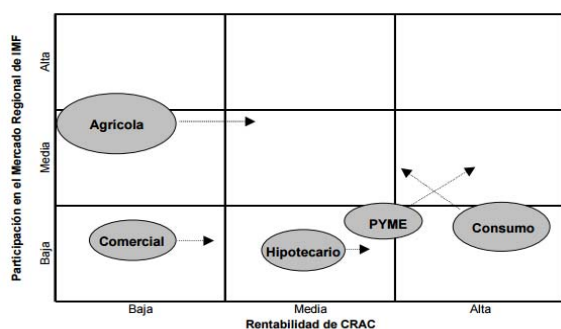
El crédito comercial es el otro producto que registra pérdidas para la CRAC (1.95 % de la cartera promedio), por los reducidos ingresos financieros generados y los altos costos de riesgo de estas colocaciones.

El crédito hipotecario genera moderadas utilidades, con una rentabilidad del 4.45 % de la cartera promedio, pero presenta menores niveles de riesgo y costos financieros más bajos.

El crédito personal resulta muy rentable (21.24 % de la cartera promedio), dado que genera altos ingresos, además, presenta bajos costos operativos y registra un menor perfil de riesgo. Por otro lado, el crédito a las microempresas urbanas muestra una interesante rentabilidad del 10.4 % de la cartera promedio, a pesar de ser un producto nuevo en las cajas. Los altos ingresos generados permiten compensar los elevados costos operativos [7].

Por otro lado, los créditos hipotecarios, personales y PYME son los que registran rentabilidades positivas. Estos dos últimos generan las mayores utilidades y se espera que en un mediano plazo estas se incrementen, dados los esfuerzos realizados por ampliar la cartera PYME, como se observa en la Figura 1.

FIGURA 1. MATRIZ POSICIÓN COMPETITIVA VS. RENTABILIDAD



En conclusión, es de suma importancia que las CRAC realicen este ejercicio de planeamiento estratégico de acuerdo a los mercados regionales en los que se desenvuelven, con la finalidad de poder consolidarse en un mediano plazo en un contexto que será cada vez más competitivo. A su vez, el análisis efectuado en [8], ha tomado como base a los productos crediticios existentes en la actualidad en estas instituciones. La planificación estratégica debería considerar otros productos crediticios potenciales que podrían ser desarrollados en la cartera global de estas entidades, lo cual constituye una tarea que supera el alcance del presente documento.

De acuerdo a Palomo Ricardo, se realizó una aportación a este campo de estudio, centrando su análisis en un tipo de entidad de depósito sobre el que existe escasa literatura, las cooperativas de crédito y cajas rurales. Además, se trata de un sector en el que durante el último decenio se ha producido un número significativo de fusiones que ha provocado modificaciones de calado en su comportamiento estratégico: disminución del número de entidades, incremento del tamaño medio por entidad, ruptura del principio de territorialidad y consolidación de la cooperación en torno al Grupo Caja Rural, además de aspectos de menor relevancia [9].

En el caso de la rentabilidad, en [10] la conclusión obtenida es que las fusiones realizadas no han producido, en general, una mejora en los niveles de rentabilidad de las cajas rurales adquiridas (tres de las diez fusiones empeoran en todas las variables consideradas y solo dos mejoran en todas ellas),

especialmente en lo que se refiere a la rentabilidad de los recursos propios (siete de las diez fusiones empeoran).

III. MODELO PARA LA EVALUACIÓN DE CLIENTES EN CAJAS RURALES

El siguiente modelo de Data Science para la evaluación de clientes de cajas rurales tiene distintas etapas y cada una de estas etapas realiza una función en particular.

En la fase de captura, utilizamos la información que hay en BanTotal que son datos estructurados, los apuntes del sectorista, datos del cliente en archivos Excel o Word, estos son datos no estructurados. Los estructurados se almacenan en un Data Warehouse soportado por el motor MySQL y los no estructurados en Cassandra, un datastore que nos permite guardar datos no relacionales.

En la fase análisis, se realiza una consulta de riesgo para obtener si el evaluado no tiene calificación negativa en las centrales de riesgos; con esta información y los datos ingresados del cliente se realiza el cálculo de la capacidad de pago con los requisitos establecidos para cumplir los requisitos. Este análisis es soportado por Hive en la cual realizamos los filtros, análisis y consultas.

En la fase adaptación, después de realizar el cálculo de la capacidad de pago y que cumplan los requisitos para que el evaluado pueda acceder a un crédito, se adecúan los productos que ya existen en la financiera de acuerdo a los reportes elaborados y, finalmente, en la fase de finalización, se mostrará la evaluación del cliente, es decir, si es apto para el otorgamiento del crédito o no. Si figura apto, mostrará el producto asociado para otorgar el crédito al evaluado, en caso contrario, si figura que no es apto, se mostrará una sugerencia para que más adelante, si vuelve a solicitar, pueda estar dentro de los requisitos que pide el modelo.

Se han identificado diversas variables que influyen a la hora de otorgar un crédito a una pequeña o microempresa y/o a una persona natural. Estas variables son: boletas de pago, recibo por honorarios, DNI, título de propiedad, boletas de venta y compra, RUC, licencia de funcionamiento, recibo de agua o luz, ingresos fijos y variables, gastos fijos y variables, ahorro.

De estas variables se puede identificar que algunas requieren la documentación en físico o digital para comprobar su existencia y tienen un proceso extra hacia las entidades correspondientes para la emisión de esos documentos. De las variables restantes (que no requieren un proceso extra para la obtención, sino que son de conocimiento común del solicitante) se puede identificar que son, a su vez, sumamente funcionales para la obtención de la capacidad de pago y otorgamiento del producto asociado.

Al posible cliente se le solicitará sus ingresos, gastos fijos o variables, el ahorro que desea obtener y si es dependiente o independiente, con o sin recibo de pagos. Al iniciar el modelo, como primer filtro se utilizará el DNI para ingresar a las centrales de riesgo, el cual arrojará como resultado la calificación que el cliente tiene en la SBS. Si el resultado de la búsqueda del cliente tiene como calificación normal o semáforo verde, es un posible cliente a otorgar el crédito.

Después se realizará el cálculo de la capacidad de pago mediante la fórmula:

$$CP = \text{Ingreso} - \text{Gasto} \quad (1)$$

Esta fórmula (1) es la capacidad de pago, debe ser mayor al 10% del ingreso para poder otorgar el crédito, según sugerencias de la SBS. Es decir, si la capacidad de pago es mayor al 10% y menor al 30% del ingreso se considerará que tiene una capacidad de pago bajo, mientras que, si la capacidad de pago es mayor al 30% del ingreso, se considerará que tiene una capacidad de pago alto.

Estos resultados más las variables relativas a las boletas de pago del posible cliente, influirán en el otorgamiento del producto asociado y requisitos para el otorgamiento del crédito. Por ejemplo, si el cliente no presenta historial negativo en las centrales de riesgo, tiene una capacidad de pago bajo y no presenta documentos para sustentar sus ingresos, ya que el pago que percibe es de forma efectiva y trato verbal con su empleador, este posible cliente se le podrá otorgar el crédito, pero los requisitos serán distintos a que otro posible cliente no tenga historial negativo, su capacidad de pago sea alta y presente documentos que sustenten sus ingresos mensuales.

Estas variables y cálculos fueron elaborados por nosotros y con apoyo del gerente de ventas de la CRAC Raíz para poder adaptar los productos que ya están establecidos en la caja con los resultados que se obtienen de la capacidad de pago de cada posible cliente y se adecuen a las necesidades de cada uno de

los perfiles que arrojará el modelo con los productos asociados.

Si el resultado del cálculo obtenido es menor al 10%, el modelo mostrará como resultado que el solicitante no es apto para otorgarle el crédito y unas recomendaciones si en un futuro desea volver a solicitar un crédito similar adaptándose a los requerimientos que arrojó el modelo.

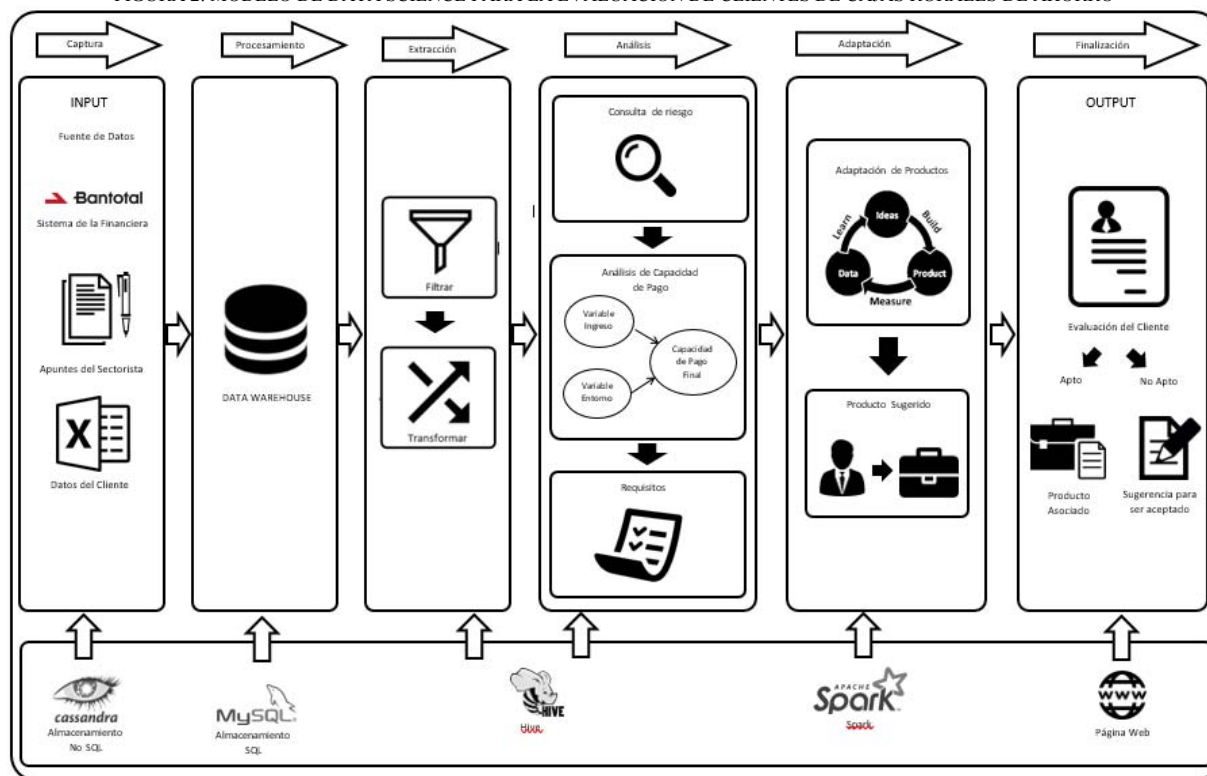
Las herramientas a utilizar para la elaboración de este modelo son las siguientes:

- BanTotal
- MySQL
- Cassandra (Almacenamiento No SQL)
- HIVE
- Apache Spark
- Página Web (Visualización de resultados)

Estas herramientas realizarán las búsquedas y cálculos para la obtención del resultado final, es decir, estas herramientas buscarán dentro de las centrales de riesgo si es un cliente con categoría normal o semáforo verde, según muestre el resultado la SBS. Luego de esta búsqueda, las herramientas de HIVE realizarán el cálculo de la capacidad de pago con los ingresos, gastos y ahorro del cliente, además de los requisitos ingresados por el posible cliente:

- Boletas de pago
- Boletas compras y ventas
- Recibo por honorario

FIGURA 2. MODELO DE DATA SCIENCE PARA LA EVALUACIÓN DE CLIENTES DE CAJAS RURALES DE AHORRO



En resumen, la finalidad del proyecto es incrementar la cartera de clientes mediante una evaluación de los posibles clientes de una manera más rápida y automática de parte de los ejecutivos de la financiera, sin que ellos mismos elaboren estos cálculos y se centren en la captación de clientes, por ello, se desarrolló este modelo, que se puede observar en la Figura 2, que permite realizar lo antes sustentado.

IV. VALIDACIÓN

Raíz cuenta con una clara trayectoria de más de 15 años brindando servicios microfinancieros a las familias emprendedoras a nivel nacional y, de esta manera, contribuye a la consolidación y desarrollo sustentable de la pequeña y microempresa, sector considerado como el motor de la economía peruana.

Actualmente cuentan con 46 agencias y oficinas, tienen presencia en 10 departamentos: Arequipa, Cajamarca, Junín, La Libertad, Lambayeque, Lima, Piura, Tumbes, Puno, Amazonas y la Provincia Constitucional del Callao. Al 31 de diciembre del 2015, el número de clientes activos fue de 91,917.

Tiene una calificación crediticia de B según la empresa PCR, Pacific Credit Rating y B- según la empresa Apoyo Asociados, Fitch Ratings, siendo ambas clasificaciones con perspectiva estable [11].

La validación del Modelo de Data Science de evaluación de clientes de cajas rurales se realizó como un piloto en la entidad financiera CRAC Raíz ubicada en Villa el Salvador, para la cual se probó el modelo en una página web dentro de la entidad en sus computadoras y fuera mediante el uso de dispositivos móviles. Esta prueba se realizó por 3 semanas para obtener la validación del modelo y los valores que arrojaban al utilizarlo. En la tabla I, se muestra el método tradicional de cómo funciona las visitas y créditos obtenidos por un ejecutivo de ventas.

TABLA I. MÉTODO TRADICIONAL. FUNCIONARIO POR DÍA

Funcionario / día	Visitas		Oficina		
	Visitas	Préstamos obtenidos	Oficina	Préstamos obtenidos	Préstamos Totales
Por día	15	3	10	1	4
Por mes	360	72	240	24	96

En la tabla II, se muestra los créditos obtenidos por todos los ejecutivos que laboran dentro de la entidad financiera.

TABLA II. METODO TRADICIONAL. FUNCIONARIOS TOTALES

17 funcionarios x oficina	Visitas		Oficina		
	Visitas	Préstamos obtenidos	Oficina	Préstamos obtenidos	Préstamos Totales
Por día	255	51	170	17	68
Por mes	6120	1224	4080	408	1632

Estos resultados son los que se realizan de forma tradicional, es decir, que se obtiene el 10% de los préstamos de las visitas realizadas.

Con el piloto, durante las 3 semanas que utilizaron el modelo de Data Science de evaluación de clientes, se arrojó

las siguientes cifras, las cuales fueron extrapoladas a nivel mensual y anual.

La tabla III muestra el resultado de los créditos obtenidos por un funcionario.

TABLA III. METODO CON MODELO. FUNCIONARIO POR DIA

Funcionario / día	Visitas		Oficina		
	Visitas	Préstamos obtenidos	Oficina	Préstamos obtenidos	Préstamos Totales
Por día	15	5	10	3	8
Por Mes	360	120	240	72	192

Y en la tabla IV se muestra la proyección de todos los funcionarios de la entidad financiera si todos utilizan el modelo, ya sea en sus visitas o en las oficinas cuando reciben a los clientes.

TABLA IV. METODO CON MODELO. FUNCIONARIOS TOTALES

17 funcionarios x oficina	Visitas		Oficina		
	Visitas	Préstamos obtenidos	Oficina	Préstamos obtenidos	Préstamos Totales
Por día	255	85	170	51	136
Por Mes	6120	2040	4080	1224	3264

Con este piloto se puede visualizar que los créditos otorgados mediante el uso del modelo incrementaron de un 10% a un 30% de todas las visitas realizadas y en las oficinas de la agencia, pero si realizamos la comparación del total de créditos realizados mediante el modelo tradicional y el modelo, se obtiene un incremento mucho mayor. En la tabla V, se mostrará estas cifras y la comparación por funcionario.

TABLA V. INCREMENTO POR FUNCIONARIO

Funcionario/día	Tradicional	Modelo	Incremento
Por día	4	8	200%
Por mes	96	192	

En la tabla VI, se muestra el incremento de créditos de toda la entidad financiera al utilizar el modelo de evaluación.

TABLA VI. INCREMENTO POR TODOS LOS FUNCIONARIOS

17 funcionarios x oficina	Tradicional	Modelo	Incremento
Por día	68	136	200%
Por mes	1,632	3,264	

- Al inicio se ingresa el DNI de la persona a evaluar,
- la página realiza una búsqueda con la base de las centrales de riesgo, mostrando la calificación crediticia del evaluado, si sale negativo finaliza la evaluación, caso contrario,
- te permitirá ingresar los datos de evaluado: ingresos, gastos, ahorros, si posee o no documentos de sustentación de ingresos y gastos;
- al ingresar estos datos el modelo realiza los cálculos en la web, mostrando si el cliente es apto para otorgarle un crédito y el producto asociado, caso contrario la

página mostrará un mensaje de que el cliente no es apto y las recomendaciones para una siguiente evaluación.

En la Figura 3, se muestra la interfaz de la página web desarrollada.

Se consideran criterios de medición:

Indicadores:

- A) Tiempo: En comparación con la evaluación que realiza la CRAC Raíz actualmente, que demora un día en procesar los documentos y las variables, con la herramienta se reduce considerablemente, ya que es inmediata la evaluación.
- B) Satisfacción: Gracias a la herramienta mostrada, es posible decirles a los clientes que no necesariamente no cumplen con los requisitos, sino que les brinda alguna recomendación para que puedan ser futuros clientes.
- C) Portabilidad: Con la ayuda de la página web esto se puede cumplir, ya que no necesariamente la evaluación se realiza en la oficina, sino también en los equipos móviles de los funcionarios que visitan a los clientes potenciales.

FIGURA 3. INGRESAR DNI



FIGURA 4. PRODUCTO ASOCIADO A LA NECESIDAD DEL CLIENTE



En la Figura 4 se muestra el resultado final del modelo que es proporcionar un producto apropiado a cada una de las necesidades del cliente o si el cliente obtiene un resultado desfavorable, le mostrará las recomendaciones a seguir para una siguiente evaluación y pueda calificar para obtener el crédito solicitado.

Al realizar este piloto durante 3 semanas en la agencia de Villa el Salvador, la experiencia del sectorista y del

posible cliente fue satisfactoria, debido a que el sectorista podía elaborar más evaluaciones y resultados al instante y, por el lado del posible cliente, este sentía que se le tomaba en cuenta y no había tantas trabas de documentación o requisitos.

V. CONCLUSIONES

El modelo ayuda en la inclusión financiera a las personas que actualmente no poseen un historial crediticio o un documento que sustente sus ingresos o gastos en alguna pequeña o micro empresa, debido a que no están total o parcialmente formalizados, pero sí tienen la capacidad de pago de calificar a un préstamo, sin embargo, son excluidos por esos requerimientos.

El modelo diseñado cumple con el propósito de evaluar a los posibles clientes mediante la solicitud de su documento de identidad, ingresos fijos o variables, gastos fijos o variables, ahorro posible y si es independiente/dependiente con boleta o recibo de pago o ventas, obteniendo como resultado si el cliente es apto para otorgar el crédito y el producto asociado, caso contrario, se mostrará una sugerencia para obtener el crédito.

El modelo de evaluación utilizó data recopilada para el proyecto y un piloto de tres semanas en la agencia de Villa el Salvador, obteniendo resultados favorables, incrementando del 10 al 30% por créditos obtenidos por funcionarios al utilizar el modelo de evaluación. Cabe destacar que, con el uso de una mayor cantidad de datos y mayor tiempo de pruebas, los resultados se podrán mejorar.

REFERENCIAS

- [1] CEPES et al. (ed. 1997), Mercados financieros rurales en América Latina, Tomo I: Análisis y Propuestas; Tomo II: Avances Institucionales, CEPES, Lima.
- [2] Kshetri, Nir (2016): "Big Data's Role in Expanding Access to Financial Services in China", International Journal of Information Management, 36 (3), 297-308.
- [3] Fundación BBW (2018). Revisado el 04 de Mayo 2019, <https://www.fundacionwbcolombia.org/>
- [4] Banco Mundo Mujer SA (2019). Revisado el 06 de Mayo de 2019, <https://www.bmm.com.co/>
- [5] Inter Press Service (2016). INDIA: Microfinanzas, una experiencia religiosa. Revisado el 10 de Mayo de 2019, <http://www.ipsnoticias.net/2012/06/india-microfinanzas-una-experiencia-religiosa/>
- [6] Portocarrero Maisch, Felipe (2003), Determinantes de la Rentabilidad en las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito.
- [7] Irimia-Diéguez, A., et al. Modelización de la autosuficiencia de las instituciones microfinancieras mediante regresión logística basada en análisis de componentes principales. Journal of Economics, Finance and Administrative Science (2016).
- [8] Rhyne, Elisabeth (2001), Microfinance Institutions in Competitive Conditions, Microenterprise Best Practices, USAID, Bethesda.
- [9] Palomo Z., Ricardo J., Sanchis P., Joan R. (2010) Efectos de las fusiones bancarias en los resultados. El caso de las cajas rurales en España durante la primera mitad de la década de 2000.
- [10] Calvo, A. y González, J. A. (1999): «Eficiencia económica y social de las cooperativas de crédito españolas», Revista de Estudios Cooperativos Revesco, núm. 67, págs. 51-70.
- [11] Raíz. Memoria Annual 2017 (2018), Revisado el 03 de enero de 2019, <https://www.raiz.com.pe/Content/pdfs/MEMORIA-2017.pdf>