



Diseño de un Modelo analítico para la prospección de crédito de los asociados a la cooperativa de ahorro y crédito UNIMOS

Alexandra García Castrillón,
Jefferson Alejandro Ocampo Bedoya
y Luis Alberto Sánchez Salazar

Especialización en Big Data, Fundación Universitaria Compensar

Proyecto fin de grado

Propuesta de Consultoría Modelo analítico para la prospección de crédito para los asociados de la COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO UNIMOS

Katherine Serrano León

25 de noviembre 2023



Esta obra está bajo una [Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/).

Diseño de un Modelo analítico para la prospectación de crédito de los asociados a la cooperativa de ahorro y crédito UNIMOS

**Alexandra García Castrillón,
Jefferson Alejandro Ocampo Bedoya
y Luis Alberto Sánchez Salazar**

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar al título de:
Especialista en Big Data

Director (a):
M.Sc Katherine Serrano León

Fundación Universitaria Compensar – U Compensar
Facultad de Ingeniería, Especialización en Big Data
Bogotá, Colombia

2023

Resumen

Este trabajo académico se enfoca en desarrollar y aplicar un modelo analítico para la prospectación de crédito, dirigido a los asociados activos de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Unimos. El modelo está diseñado para evaluar de manera precisa y eficiente la elegibilidad crediticia de los asociados, tomando en cuenta variables sociodemográficas, financieras, de comportamiento y de riesgo. La consultoría incluirá la recopilación, estandarización y limpieza de datos, así como la construcción y validación del algoritmo, todo ello guiado por la metodología CRISP-DM. Siguiendo este enfoque metodológico, el proyecto concluye con la presentación de los resultados obtenidos, que reflejan la eficacia y la relevancia del modelo en el contexto de la cooperativa.

Palabras clave: Modelo Analítico, Comportamiento Crediticio, Variables Socio Demográficas, Prospectación, Experiencia Crediticia, asociados.

Abstract

This academic work focuses on developing and applying an analytical model for credit prospecting, targeted at the active members of the Unimos Savings and Credit Cooperative. The model is designed to assess the credit eligibility of the members in a precise and efficient manner, taking into account socio-demographic, financial, behavioral, and risk variables. The consultancy will encompass the collection, standardization, and cleaning of data, as well as the construction and validation of the algorithm, all under the guidance of the CRISP-DM methodology. Following this methodological approach, the project concludes with the presentation of the obtained results, which reflect the effectiveness and relevance of the model in the context of the cooperative.

Keywords: Analytical Model, Credit Behavior, Socio-Demographic Variables, Prospecting, Credit Experience, member

Contenido

	PÁG.
RESUMEN	III
INTRODUCCIÓN	6
ANTECEDENTES Y JUSTIFICACIÓN.....	7
FORMULACIÓN DEL PROBLEMA.....	8
OBJETIVO GENERAL	9
OBJETIVOS ESPECÍFICOS	9
ALCANCES Y LIMITACIONES.....	9
1. MARCO TEÓRICO.....	10
1.1 CONTEXTUALIZACIÓN DE LAS COOPERATIVAS DE AHORRO Y CRÉDITO	10
1.2 LA IMPORTANCIA DE LA PROSPECTACIÓN EN COOPERATIVAS	11
1.3 USO DE MODELOS ANALÍTICOS EN LA PROSPECCIÓN DE ASOCIADOS.....	11
2. DISEÑO METODOLÓGICO	14
2.1 PLANIFICACIÓN DE LA METODOLOGÍA CRISP-DM	14
3. RESULTADOS	16
4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	17
4.1 CONCLUSIONES.....	17
4.2 RECOMENDACIONES	18
BIBLIOGRAFÍA	19

Introducción

En un entorno financiero en constante evolución, la eficacia en la toma de decisiones crediticias es esencial para asegurar la estabilidad y el crecimiento de las instituciones cooperativas. En este contexto, la Cooperativa de ahorro y crédito Unimos ha reconocido la necesidad de optimizar su proceso de otorgamiento de crédito a sus asociados de manera ágil y minimizando los posibles riesgos a los que se puede estar expuesto a la hora de ofrecer servicios financieros.

Para lograr este objetivo, se propone la implementación de un Modelo Analítico para la preaprobación de cupos de Crédito, una herramienta innovadora que aprovecha el poder del análisis de datos y la inteligencia artificial con el fin de evaluar de manera precisa, rápida y eficiente la viabilidad de crédito de forma masiva.

Esta consultoría se enfoca en el diseño, desarrollo y evaluación de dicho modelo, con el propósito de mejorar la toma de decisiones para otorgar cupos de crédito, fortaleciendo la relación con los asociados y garantizando el crecimiento financiero sostenible de la entidad Cooperativa.

En las siguientes secciones, se explorarán los detalles de este enfoque consultivo y cómo su implementación puede transformar la manera en que la Cooperativa de ahorro y crédito Unimos aborda la gestión crediticia en beneficio de los asociados y de la institución en su conjunto.

Antecedentes y Justificación

La Cooperativa de Ahorro y Crédito Unimos, iniciada en 2004 por Compensar, se dedicó originalmente a ofrecer servicios de ahorro vinculados a empresas convenio, con productos otorgados por descuento de nómina. En 2011, Unimos amplió su visión social y se transformó en una cooperativa especializada, capaz de brindar tanto servicios de ahorro como de crédito.

El propósito central de UNIMOS es apoyar a sus asociados en distintos momentos de su vida, ofreciendo ahorro, crédito, servicios de bienestar y productos inclusivos. Desde su fundación, ha adaptado sus métodos de otorgamiento de crédito a las fluctuaciones del mercado, aumentando su base social de 18 mil asociados en 2015 a más de 30 mil en 2023, con un 21% de ellos teniendo créditos activos.

Inicialmente, el análisis de crédito estaba externalizado con Compensar. Sin embargo, en 2018, UNIMOS asumió directamente este proceso para mejorar el control y conocimiento sobre las operaciones de crédito. Implementando un manual de otorgamiento de crédito basado en políticas internas y normativas vigentes.

El crecimiento exponencial de la cooperativa en términos de créditos activos, pasando de administrar 3.000 créditos en 2018 a 6.300 en 2023, destaca su éxito en el sector. Mensualmente, procesan alrededor de 600 solicitudes de crédito, aprobando y desembolsando aproximadamente 230, por un valor de 3 mil millones. Sin embargo, el rechazo del 45% de las solicitudes, principalmente por incumplimiento de políticas y falta de capacidad de pago, subraya la necesidad de una revisión y mejora en sus procesos.

Frente a este escenario, el presente proyecto de consultoría surge como una iniciativa clave para mejorar el proceso de prospección en el área de crédito de Unimos. La adopción de análisis de datos y modelos analíticos avanzados no solo optimizará el área de crédito, sino que también capacitará a la cooperativa para enfrentar el desafío de ofrecer respuestas más rápidas y créditos más atractivos a sus asociados.

Este enfoque innovador presenta múltiples ventajas: desde una perspectiva académica, representa una oportunidad valiosa para aplicar y validar teorías y metodologías en un entorno real; profesionalmente, significa un avance significativo en la gestión financiera y el análisis de crédito; institucionalmente, fortalecerá la posición de Unimos en el mercado; y socialmente, contribuirá a la inclusión financiera y al bienestar económico de la comunidad,

evidenciando cómo los enfoques innovadores en el sector de cooperativas pueden tener un impacto positivo y sostenible.

Formulación del Problema

La Cooperativa de Ahorro y Crédito Unimos enfrenta el desafío de optimizar su proceso de prospección de bases, una tarea crítica para identificar y desarrollar relaciones con asociados actuales y potenciales. Esta prospección implica la búsqueda y evaluación estratégica de individuos o empresas que podrían beneficiarse de los servicios financieros de la cooperativa. Mediante análisis detallados, se identifican aquellos asociados con necesidades financieras alineadas con los productos y servicios ofrecidos, estableciendo conexiones robustas y soluciones adecuadas.

El proceso comienza definiendo un mercado objetivo específico para el otorgamiento de créditos preaprobados. Luego, se validan variables internas (como información socioeconómica, comportamientos financieros, saldos y cumplimiento de obligaciones) y externas (endeudamiento total, historial y comportamiento crediticio).

Los principales desafíos de Unimos en estos procesos incluyen:

- Complejidad en la gestión de créditos masivos.
- Centralización, subjetividad y eficiencia limitada del proceso en un solo analista.
- Costos y actualización de información.
- Falta de herramientas analíticas automatizadas.

Por estos motivos, se propone diseñar un modelo analítico que permita prospeccionar de manera eficiente una base de asociados, mitigando el riesgo de incumplimiento de pagos al seleccionar perfiles de bajo riesgo. La pregunta clave que surge es: ¿Cómo puede diseñarse un modelo analítico que sea capaz de automatizar y optimizar el proceso de prospección de crédito de los asociados a UNIMOS?

Objetivo General

Diseñar un modelo analítico a través de la implementación de algoritmos de aprendizaje automático que optimice los procesos de prospección de los asociados y mejore la toma de decisiones para otorgar cupos de crédito.

Objetivos Específicos

- Realizar el análisis exploratorio de datos para definir las variables que harán parte del modelo analítico.
- Identificar y comparar los diferentes modelos de aprendizaje automático para elegir el más adecuado según las variables que ya hemos seleccionado. Se enfocará en encontrar el modelo que mejor coincida con nuestras necesidades específicas en términos de precisión y eficiencia.
- Evaluar la eficacia del modelo analítico a partir de la comparación de resultados obtenidos en procesos anteriores, que permitan corroborar el cumplimiento de los criterios de otorgamiento de crédito.

Alcances y Limitaciones

Este proyecto se justifica por la necesidad de comprender y adaptarse a las dinámicas cambiantes del sector crediticio cooperativo. La revisión de literatura sobre modelos de crédito y regulaciones del sector será fundamental para mantener la relevancia y cumplimiento normativo. Además, el análisis de características financieras y demográficas de los asociados, como edad e ingresos, es crucial para desarrollar un modelo más preciso y eficaz en la evaluación de la viabilidad crediticia. Este enfoque no solo tiene una conveniencia práctica significativa, sino que también aporta valor teórico a la comprensión de los factores que influyen en el crédito cooperativo.

La viabilidad del proyecto se ve reforzada por su enfoque metodológico y el uso de datos actualizados hasta septiembre de 2023, lo que garantiza relevancia y precisión en los hallazgos. Sin embargo, enfrenta limitaciones, como la exclusión de fases de implementación debido a restricciones de tiempo, que deben ser reconocidas. La calidad de los datos históricos es un factor que podría afectar la precisión del modelo, lo que destaca la importancia de una recopilación de datos rigurosa y actualizada. Asimismo, la disponibilidad de recursos, cambios

en regulaciones y la adaptación a nuevas tecnologías por parte de la Cooperativa son desafíos que deben considerarse, ya que impactan en la efectividad a largo plazo del modelo.

1.Marco teórico

El marco teórico-conceptual de este proyecto se estructura en tres apartados específicos. En primer lugar, se abordará la 'Contextualización de las Cooperativas de Ahorro y Crédito', examinando que son y sus características. seguidamente, se analizará 'La Importancia de la Prospección en Cooperativas', destacando cómo esta actividad contribuye al desarrollo y éxito de dichas entidades. Finalmente, se explorará el 'Uso de Modelos Analíticos en la Prospección de Asociados', donde se incluyen referencias a estudios y trabajos académicos previos en el campo, seleccionando ejemplos relevantes para ilustrar los conceptos clave.

1.1 Contextualización de las Cooperativas de Ahorro y Crédito

Una cooperativa de ahorro y crédito es una organización sin fines de lucro que ofrece servicios financieros a los socios y, en algunos casos, a terceros. Estas cooperativas aceptan depósitos, otorgan préstamos y brindan otros productos o servicios de bienestar. Dentro de los beneficios de estas entidades ofrecen diferentes alternativas de ahorro con rentabilidades altas, tasas de interés en los productos de crédito bajas, actuando de manera similar a los bancos, pero con un enfoque en el beneficio de sus asociados más que en la obtención de excedentes o ganancias (MyCreditUnion.gov, s.f.).

Aquí algunas de las características de una cooperativa de Ahorro y crédito:

Son organizaciones financieras formadas por individuos que se unen de forma libre y voluntaria. Se rigen por principios democráticos en su operación y estructura. Su principal compromiso es devolver cualquier depósito público que reciban. Legalmente, estas entidades se categorizan como cooperativas y, por ende, están reguladas por autoridades monetarias.

Su administración y supervisión se llevan a cabo a través de la Asamblea General, el consejo rector y el consejo social. Los excedentes generados se distribuyen entre los socios y se asignan a distintos fondos, incluyendo uno obligatorio de reserva, uno voluntario y otro para educación y promoción, que busca incorporar más miembros (Economipedia, 2023).

1.2 La Importancia de la Prospección en Cooperativas

La prospección es el proceso donde se evalúan las posibilidades futuras de un negocio de acuerdo con los datos disponibles (Real Academia Española, 2023). La prospección de los asociados en las Cooperativas de Ahorro y Crédito (CAC) es una actividad esencial que contribuye significativamente al desarrollo y crecimiento sostenible de estas instituciones.

A través de la prospección, las CAC pueden identificar y atraer a nuevos miembros que comparten valores y objetivos comunes, lo cual es crucial para mantener una base de miembros activa y comprometida. Además, la prospección permite a las cooperativas ampliar su alcance y ofrecer sus servicios a sectores más amplios de la comunidad, contribuyendo así a la inclusión financiera y al desarrollo socioeconómico local (Gestión Solidaria, n.d.).

1.3 Uso de Modelos Analíticos en la Prospección de Asociados

En este apartado, se hace indispensable destacar algunos trabajos académicos que servirán como pilar referencial para la temática que abordamos en nuestro estudio.

En línea con el trabajo de grado titulado Desarrollo de un modelo analítico para la segmentación de asociados en una cooperativa de ahorros y crédito de Jovel Tamayo, W. (2020), este estudio resalta la elaboración de un modelo analítico en una cooperativa de Antioquia. El objetivo es adquirir un entendimiento más profundo de sus asociados para optimizar la gestión comercial, los servicios ofrecidos y la gestión de riesgos financieros. Se presenta un análisis descriptivo de los asociados activos, quienes fueron agrupados conforme

al modelo, y se proporciona una descripción detallada de la metodología CRISP-DM empleada, la evaluación de los modelos y un producto de datos derivado de los hallazgos.

Encontramos que el trabajo de grado Aprendizaje supervisado en la construcción de un modelo de Credit Scoring para cooperativas de ahorro y crédito en Colombia de Cano Bedoya, J. (2021), se enfoca en la creación de un modelo de riesgo de crédito utilizando la metodología ASUM-DM. Este trabajo implementa un modelo de aprendizaje supervisado que asigna puntuaciones de crédito basadas en la información proporcionada por los deudores. Los datos fueron obtenidos de una compañía solidaria colombiana, con el objetivo de evaluar el comportamiento crediticio de los asociados. Se menciona el uso de técnicas para reducir la dimensionalidad de los datos, como Biplot, análisis de correspondencias y análisis de componentes principales. Además, se emplean varias técnicas analíticas, tales como árboles de decisión, regresiones probabilísticas, K-Vecinos más cercanos, entre otros, para la asignación de puntuaciones de crédito y selección de variables relevantes. También se destaca la comparación del modelo de regresión logística con otras técnicas supervisadas en la evaluación del score de crédito mediante métricas de rendimiento.

El estudio realizado en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Fernando Daquilema Ltda., busca analizar el riesgo en la concesión de microcréditos mediante el modelo logit (Sucuy Congacha, J., 2023). Se identificaron variables críticas como la zona, destino del microcrédito, clasificación en buró de crédito, garantía, monto y plazo, que ayudaron a entender el comportamiento y la probabilidad de cumplimiento de los socios en tres niveles: alta, media y baja. Los hallazgos revelan una buena estructura de cartera de microcrédito, con predominancia de clientes con altas calificaciones. La investigación, estructurada en cinco capítulos, propone el modelo estadístico como herramienta de apoyo para los analistas de crédito, facilitando decisiones ágiles y bien fundamentadas, orientadas a otorgar créditos a buenos clientes, mejorando así la calidad de la cartera y contribuyendo a la visión de la entidad de ser una de las principales entidades financieras del país.

Además, es importante destacar la existencia de otros trabajos académicos relevantes en el ámbito de los modelos analíticos aplicados a problemáticas crediticias. Estos estudios han abordado diversas dimensiones y desafíos asociados al tema, proporcionando insights valiosos y metodologías innovadoras. Entre ellos, se pueden mencionar los siguientes:

Modelo financiero para el análisis del riesgo crediticio a la línea de libre inversión de la empresa Hernández Gómez Constructora de Carrillo, J. C., Ortega, S. M. & Sarmiento, O. J. (2004). Las investigaciones de Quintero Acuña, L. K. (2023), "Aplicación de Machine Learning a un modelo tradicional de Prevención y detección de fraude en entidad financiera proyectado a periodos trimestrales".

Los diferentes trabajos académicos mencionados sirven como testimonio de la evolución y la adaptabilidad de las metodologías analíticas, desde la segmentación de asociados hasta la prevención y detección de fraudes mediante el aprendizaje automático. Estos avances no solo auguran una gestión financiera más eficiente, sino que también plantean una promesa considerable para mejorar la calidad de la cartera crediticia y la seguridad financiera, crucial para mantener la integridad y la confianza en las entidades financieras y cooperativas. La amalgama de técnicas analíticas, desde modelos de Credit Scoring hasta aprendizaje supervisado y Machine Learning, subraya la vitalidad de la innovación continua en el ámbito financiero para abordar desafíos emergentes y satisfacer las expectativas de los asociados en un entorno económico dinámico.

Para nuestro proyecto de aprendizaje automático, hemos optado por implementar un modelo de Random Forest para abordar las necesidades de aprendizaje supervisado discreto. Random Forest es un algoritmo de ensamble que combina múltiples árboles de decisión para producir un modelo más robusto y preciso. Esta elección se fundamenta en la capacidad del Random Forest para manejar una gran variedad de datos de entrada y su eficacia en reducir el sobreajuste, un problema común en modelos más simples. Al entrenar múltiples árboles con subconjuntos de los datos y promediar sus predicciones, Random Forest mejora la precisión y la estabilidad del modelo.

Esta técnica es particularmente útil en nuestro proyecto, donde buscamos predecir resultados categóricos basados en un conjunto de características complejas y multifacéticas. Además, la importancia relativa de cada característica que el Random Forest proporciona es invaluable para entender mejor qué factores influyen más en la predicción, lo que aporta no solo a la precisión del modelo, sino también a la comprensión del problema desde una perspectiva de negocio.

2. Diseño Metodológico

En el segmento de Diseño Metodológico, se traza la estructura metodológica que orientará la ejecución de este proyecto de consultoría. Se ha seleccionado la metodología CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) por su enfoque riguroso y estructurado, que es altamente pertinente en el ámbito de la consultoría para proyectos de minería de datos.

La metodología CRISP-DM se distingue por su ciclo iterativo compuesto por seis fases: Entendimiento del Negocio, Entendimiento de los Datos, Preparación de los Datos, Modelado, Evaluación y Despliegue. Sin embargo, en el contexto de este proyecto, se abordarán las etapas hasta la Evaluación, dado que la fase Despliegue no se encuentran dentro del alcance del presente proyecto.

A través de esta estructura metodológica, se aspira a asegurar una gestión eficaz del proyecto, proporcionando a la vez una comprensión clara y detallada de los procedimientos y técnicas que se aplicarán en el transcurso del proyecto de consultoría.

2.1 Planificación de la Metodología CRISP-DM

El proyecto se segmentará en diversas fases con el objetivo de organizarlo adecuadamente y calcular el tiempo que tomará completarlo (ver Tabla 1). Es relevante destacar que la metodología CRISP-DM tiene un enfoque cíclico. Esto implica que, a medida que el proyecto progresa y surgen nuevos datos o se encuentran obstáculos no previstos, puede ser necesario regresar a etapas previas. Por ende, el tiempo total de ejecución del proyecto podría superar la suma de las estimaciones iniciales para cada fase.

Tabla 1

Planificación de la Metodología CRISP-DM

Fase	Tareas Principales	Tiempo Estimado
Comprensión del Negocio	Consulta con expertos en el dominio	4 semanas
	Definición del problema	
	Identificación de objetivos Minería de datos	
	Recopilación de datos (ETL)	3 semanas

Comprensión de los Datos	Análisis exploratorio de datos (EDA)	
	Verificación de la calidad de los datos.	
Preparación de los Datos	Limpieza de datos	3 semanas
	Selección de características	
	Transformación de variables	
Modelado	Selección de técnicas de modelado	4 semanas
	Construcción de modelos	
	Calibración de parámetros	
Evaluación	Ejecución del modelo	4 semanas
	Evaluar resultados	
	Determinar pasos a seguir	

Fuente: Elaboración propia

En el desarrollo de este proyecto, se hará uso de herramientas avanzadas para la exploración y limpieza de datos, así como para la creación del modelo analítico. Específicamente, se emplearán plataformas como Google Colaboratory y Deepnote, las cuales facilitan el uso del lenguaje de programación Python. Estas plataformas son ideales para el análisis de datos, ya que permiten integrar librerías especializadas como Pandas, una herramienta esencial para la manipulación y análisis de datos. Son fáciles de acceder, manipular y permiten un acercamiento inicial a los que inician en el mundo del modelamiento y ciencia de datos. La combinación de estas tecnologías proporciona un entorno robusto y flexible para el procesamiento y análisis de datos en el contexto del proyecto.

3. Resultados

En el marco de la metodología desarrollada, destacamos los siguientes hallazgos y avances:

- El uso del lenguaje de programación Python facilitó el manejo eficiente de grandes volúmenes de información.
- Durante la preparación de datos, se detectaron inconsistencias y datos atípicos en los registros almacenados. Se recomendó a la entidad mejorar el proceso de captura de información para asegurar una mayor calidad en los datos.
- A través de un análisis exploratorio, identificamos que todas las variables manejadas por la entidad en las bases de datos para prospección son cualitativas. Por lo tanto, se les asignó un valor numérico basado en el manual del modelo de otorgamiento de crédito de la Cooperativa.
- Con un enfoque en variables cuantitativas, desarrollamos un modelo basado en el algoritmo de Random Forest, un método de aprendizaje supervisado discreto. Este modelo es ideal para los datos de este estudio, ya que se enfoca en soluciones específicas para las necesidades de la entidad, destacando su capacidad para manejar grandes cantidades de datos y su enfoque en características numéricas.
- Los resultados del modelo se presentan en una hoja de cálculo de Excel, que incluye una variable objetivo clave para clasificar a los asociados en dos categorías: sujetos de crédito y no sujetos de crédito. Esto simplifica la identificación y análisis de los distintos segmentos de asociados en términos de su elegibilidad para créditos.

Se creó un repositorio en GitHub donde se almacenan los códigos y resultados obtenidos durante el desarrollo del modelo, el cual puede ser consultado en el siguiente enlace https://github.com/siulsosn/modelo_analitico_Unimos o escaneando el código QR.



4. Conclusiones y recomendaciones

4.1 Conclusiones

Este proyecto cumplió con los objetivos propuestos tanto a nivel general como específico: se desarrolló un modelo analítico para la prospección de las bases, se analizaron los datos, se creó el modelo Random Forest y se evaluó vs los procesos manuales que realiza la cooperativa en el proceso.

Eficiencia y Eficacia a través de CRISP-DM: La metodología CRISP-DM ha sido fundamental en el éxito del proyecto, proporcionando un marco eficiente y eficaz. Su enfoque cíclico facilita la mejora continua del modelo analítico de prospección utilizado por la cooperativa.

Importancia de los Datos: El entendimiento y la preparación adecuada de los datos son cruciales. Estos pasos son determinantes para identificar el modelo analítico más apropiado y lograr los mejores resultados posibles.

Resultados del Aprendizaje del Modelo: En su fase de aprendizaje, el modelo alcanzó una precisión del 78% con los datos de entrenamiento. Para lograr esto, se dividió la base de datos, destinando el 80% al entrenamiento y el 20% a pruebas preliminares. Esta estrategia permitió evaluar la precisión del modelo en condiciones realistas.

Evaluación con Nueva Base de Datos: Al probar el modelo con una nueva base de aproximadamente 32,000 registros, y tras la preparación de los datos, se obtuvieron 26,000 registros válidos. El modelo predijo que el 32% de estos serían aprobados y el 68% negados.

Validación y Ajustes Necesarios: La comparación entre los resultados del proceso manual y los generados por el modelo mostró una coincidencia del 60%. Esto indica la necesidad de realizar validaciones adicionales y ajustes al modelo antes de su implementación, asegurando una selección de asociados con menor riesgo y probabilidad de incumplimiento.

Impacto en Entidades de Crédito y Ahorro: Se ha identificado que el uso de modelos de aprendizaje automatizado puede incrementar significativamente la eficiencia en los procesos

de otorgamiento de crédito, detección de fraude y gestión de riesgo en entidades de crédito y ahorro, tal como se evidencia en los estudios presentados en el marco teórico.

4.2 Recomendaciones

A continuación, se presentan recomendaciones estratégicas para optimizar aún más el modelo analítico desarrollado. Estas sugerencias abarcan desde el enriquecimiento de la base de datos hasta la implementación de modelos complementarios, con el objetivo de mejorar la precisión y eficacia en el proceso de otorgamiento de créditos por parte de la cooperativa.

Enriquecimiento del Modelo con Nuevas Bases de Datos: Es crucial continuar educando al modelo utilizando una base de datos más amplia y selectiva. Esto implica incluir otros lineamientos que la entidad maneja, los cuales están más allá de lo estipulado en el manual de otorgamiento de crédito de la cooperativa. Al integrar estos datos adicionales, se espera mejorar aún más la precisión y relevancia del modelo.

Implementación de un Modelo Complementario: Tras la implementación exitosa del modelo actual, se recomienda utilizar la base de datos resultante como insumo para otro modelo predictivo. Este modelo, idealmente uno de regresión lineal continuo, tendría como objetivo predecir los montos de dinero que podrían desembolsarse a cada asociado. Tal modelo no solo complementaría al actual, sino que también añadiría una dimensión adicional y valiosa al análisis, facilitando decisiones más informadas en el proceso de otorgamiento de créditos.

Bibliografía

Cano Bedoya, J. (2021). Aprendizaje supervisado en la construcción de un modelo de Credit Scoring para cooperativas de ahorro y crédito en Colombia [Tesis de maestría, Universidad Nacional de Colombia]. Recuperado de <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/81003>

Carrillo, J. C., Ortega, S. M., & Sarmiento, O. J. (2004). Modelo financiero para el análisis del riesgo crediticio a la línea de libre inversión de la empresa Hernández Gómez Constructora. Recuperado de <http://hdl.handle.net/20.500.12749/18585>

Cooperativa de Ahorro y Crédito UNIMOS. (2023). Quiénes somos. Recuperado de <https://www.unimos.com.co/nosotros/Paginas/default.aspx>

Crisp DM Una Metodología para Proyectos de Data Mining. SCRIBD. (s.f.). Recuperado de <https://es.scribd.com/document/489687667/crisp-dm-una-metodologia-para-proyectos-de-data-mining>

Economipedia. (2023). Cooperativa de crédito. Recuperado de <https://economipedia.com/definiciones/cooperativa-de-credito.html>

Gestión Solidaria. (n.d.). La importancia del cooperativismo de ahorro y crédito. Recuperado de <https://gestionsolidaria.com/la-importancia-del-cooperativismo-de-ahorro-y-credito>

Jovel Tamayo, W. (2020). Desarrollo de un modelo analítico para la segmentación de asociados en una cooperativa de ahorros y crédito [Tesis de maestría]. Universidad Nacional de Colombia. Recuperado de <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/79648>

Luna Carvajal, R. (2019). Diseño y optimización de un proceso crediticio único en la Gestión de créditos. IDEPRO IFD [Tesis de grado]. Recuperado de <http://repositorio.umsa.bo/xmlui/handle/123456789/32440>

MyCreditUnion.gov. (s.f.). Cooperativas de ahorro y crédito. Recuperado de <https://espanol.mycreditunion.gov/about-credit-unions>

Quintero Acuña, L. K. (2023). Aplicación de Machine Learning a un modelo tradicional de Prevención y detección de fraude en entidad financiera proyectado a periodos trimestrales [Tesis de maestría, Universidad de La Salle, Bogotá, Colombia]. Recuperado de https://ciencia.lasalle.edu.co/maest_analitica_inteligencia_negocios/7

Real Academia Española. (2023). Prospección. En Diccionario de la lengua española (23ª ed.). Recuperado de <https://dle.rae.es/prospección>

Redalyc. (n.d.). Análisis Financiero: Gestionar los riesgos en las Cooperativas de Ahorro y Crédito segmento 1. Recuperado de <https://www.redalyc.org/journal/5768/576868967011/>

Sucuy Congacha, J. (2023). Análisis del riesgo en el otorgamiento de crédito de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Fernando Daquilema Ltda. [Tesis de grado, Universidad Nacional de Chimborazo]. Recuperado de <http://dspace.unach.edu.ec/handle/51000/10975>