



CARTA DE AUTORIZACIÓN

CÓDIGO

AP-BIB-FO-06

VERSIÓN

1

VIGENCIA

2014

PÁGINA

1 de 2

Neiva, 22 de septiembre del 2022

Señores

CENTRO DE INFORMACIÓN Y DOCUMENTACIÓN

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Ciudad

El (Los) suscrito(s):

Jeisson Javier Cediél Peña , con C.C. No. 1.075.238.428

Leidy Marcela Muñoz Bernal , con C.C. No. 1.075.254.008

Autor(es) de la tesis y/o trabajo de grado o proyecto titulado Perfil de riesgo de crédito de los asociados del sector urbano con obligaciones financieras para la línea microcrédito en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima presentado y aprobado en el año 2022 como requisito para optar al título de Especialista en Estadística; Autorizo (amos) al CENTRO DE INFORMACIÓN Y DOCUMENTACIÓN de la Universidad Surcolombiana para que, con fines académicos, muestre al país y el exterior la producción intelectual de la Universidad Surcolombiana, a través de la visibilidad de su contenido de la siguiente manera:

- Los usuarios puedan consultar el contenido de este trabajo de grado en los sitios web que administra la Universidad, en bases de datos, repositorio digital, catálogos y en otros sitios web, redes y sistemas de información nacionales e internacionales “open access” y en las redes de información con las cuales tenga convenio la Institución.
- Permita la consulta, la reproducción y préstamo a los usuarios interesados en el contenido de este trabajo, para todos los usos que tengan finalidad académica, ya sea en formato Cd-Rom o digital desde internet, intranet, etc., y en general para cualquier formato conocido o por conocer, dentro de los términos establecidos en la Ley 23 de 1982, Ley 44 de 1993, Decisión Andina 351 de 1993, Decreto 460 de 1995 y demás normas generales sobre la materia.
- Continúo conservando los correspondientes derechos sin modificación o restricción alguna; puesto que, de acuerdo con la legislación colombiana aplicable, el presente es un acuerdo jurídico que en ningún caso conlleva la enajenación del derecho de autor y sus conexos.

De conformidad con lo establecido en el artículo 30 de la Ley 23 de 1982 y el artículo 11 de la Decisión Andina 351 de 1993, “Los derechos morales sobre el trabajo son propiedad de los autores” , los cuales son irrenunciables, imprescriptibles, inembargables e inalienables.

Vigilada Mineducación

La versión vigente y controlada de este documento, solo podrá ser consultada a través del sitio web Institucional [www.usco.edu.co](http://www.usco.edu.co), link Sistema Gestión de Calidad. La copia o impresión diferente a la publicada, será considerada como documento no controlado y su uso indebido no es de responsabilidad de la Universidad Surcolombiana.



CARTA DE AUTORIZACIÓN

CÓDIGO

AP-BIB-FO-06

VERSIÓN

1

VIGENCIA

2014

PÁGINA

2 de 2

EL AUTOR/ESTUDIANTE:

Firma: \_\_\_\_\_

EL AUTOR/ESTUDIANTE:

Firma: \_\_\_\_\_



DESCRIPCIÓN DE LA TESIS Y/O TRABAJOS DE GRADO

<b>CÓDIGO</b>	<b>AP-BIB-FO-07</b>	<b>VERSIÓN</b>	<b>1</b>	<b>VIGENCIA</b>	<b>2014</b>	<b>PÁGINA</b>	<b>1 de 2</b>
---------------	---------------------	----------------	----------	-----------------	-------------	---------------	---------------

**TÍTULO COMPLETO DEL TRABAJO:** PERFIL DE RIESGO DE CRÉDITO DE LOS ASOCIADOS DEL SECTOR URBANO CON OBLIGACIONES FINANCIERAS PARA LA LÍNEA MICROCRÉDITO EN UNA COOPERATIVA CON PRESENCIA EN EL HUILA Y TOLIMA

**AUTOR O AUTORES:**

Primero y Segundo Apellido	Primero y Segundo Nombre
Cediel Peña Muñoz Bernal	Jeisson Javier Leidy Marcela

**DIRECTOR Y CODIRECTOR TESIS:**

Primero y Segundo Apellido	Primero y Segundo Nombre

**ASESOR (ES):**

Primero y Segundo Apellido	Primero y Segundo Nombre
Medina Ortiz	Leonardo Fabio

**PARA OPTAR AL TÍTULO DE:** Especialista en Estadística

**FACULTAD:** Ciencias Exactas

**PROGRAMA O POSGRADO:** Especialización en Estadística

**CIUDAD:** Neiva                      **AÑO DE PRESENTACIÓN:** 2022      **NÚMERO DE PÁGINAS:** 72

**TIPO DE ILUSTRACIONES** (Marcar con una X):

Diagramas\_\_\_ Fotografías\_\_\_ Grabaciones en discos\_\_\_ Ilustraciones en general\_\_\_ Grabados\_\_\_  
Láminas\_\_\_ Litografías\_\_\_ Mapas\_\_\_ Música impresa\_\_\_ Planos\_\_\_ Retratos\_\_\_ Sin ilustraciones\_\_\_ Tablas  
o Cuadros X

**SOFTWARE** requerido y/o especializado para la lectura del documento: Software R

**MATERIAL ANEXO:** Base de datos del proyecto perfil de riesgo de crédito para una cooperativa- BA9 y Código en R

**PREMIO O DISTINCIÓN** (En caso de ser LAUREADAS o Meritoria):

**PALABRAS CLAVES EN ESPAÑOL E INGLÉS:**

<u>Español</u>	<u>Inglés</u>	<u>Español</u>	<u>Inglés</u>
1. Riesgo de Crédito	Credit risk	6. Asociado	Associate
2. Perfil de Riesgo	Risk profile		
3. Cooperativa de Ahorro y Crédito	Savings and Credit Cooperative		
4. Microcrédito	Microcredit		
5. Modelo Logit	Logit Model		



DESCRIPCIÓN DE LA TESIS Y/O TRABAJOS DE GRADO

CÓDIGO

AP-BIB-FO-07

VERSIÓN

1

VIGENCIA

2014

PÁGINA

2 de 2

**RESUMEN DEL CONTENIDO:** (Máximo 250 palabras)

El presente documento es diseñado como proyecto de grado, para optar al título de Especialista en Estadística. Tiene como objetivo Identificar el perfil de riesgo crediticio de los asociados con línea de crédito microcrédito del sector urbano en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima y pretende responder a la pregunta de investigación ¿Cuáles son las características de los asociados con perfil de riesgo pertenecientes al sector urbano con línea de crédito microcrédito vigente en una Cooperativa de Ahorro y Crédito con presencia en Huila y Tolima?, el modelo estadístico utilizado es el LOGIT debido a que en la revisión literaria es el que más se ajusta al cálculo de scoring y de esta manera conocer el comportamiento actual y tendencias futuras de los asociados basados en referentes históricos para la determinar variables de impacto alto, medio y bajo dentro del proceso de organización y seguimiento a la recuperación de la cartera de crédito, lo cual se podrá incorporar en las políticas y manuales en uso por parte de la cooperativa.

El documento plantea los principales conceptos asociados al perfil de riesgo y posteriormente plantea la metodología a desarrollar en la herramienta estadística para la definición del perfil de riesgo de crédito de los asociados, se sistematiza la información y se analizan los resultados, concluyendo que características de los asociados como el bajo porcentaje de capital pagado, menor aportes sociales, el género femenino, la edad joven, estrato bajo, ingresos de hasta 1SMMLV y el capital inicial son variables que aumentan la probabilidad de incumpliendo y predicen el comportamiento futuro del perfil de riesgo del asociado. Por último, se presentan las recomendaciones dirigidas a la cooperativa objeto de este estudio y en general del proyecto.

**ABSTRACT:** (Máximo 250 palabras)

This document is designed as a degree project, to qualify for the title of Specialist in Statistics. The objective is to identify the credit risk profile of those associated with a microcredit line of credit in the urban sector for a Cooperative with a presence in Huila and Tolima to find this question: What are the characteristics of those associated (owners) with a risk profile? belonging to the urban sector with a current microcredit line of credit at the Cooperative with a presence in Huila and Tolima?, the statistical model used is the logit because in the literature review it is the one that best fits the calculation of scoring and in this way, to know the current behavior and future trends of the associates based on historical references to determine variables of high, medium and low impact within the process of organization and monitoring of the recovery of the credit portfolio, which can be incorporated into the policies and manuals in use by the cooperative.

The document begins with the identification of theories that allow to define a methodology for the determination of the model to be used for the definition of the credit risk profile of the associates, later the information is systematized and the results are analyzed, finding that the percentage of capital Payment, contributions, gender, age, stratum, income and initial capital are the variables that predict the probability of default in the associate's risk profile.

**APROBACION DE LA TESIS**

Nombre Jurado: AUGUSTO FERNANDO MEDINA RIVAS

Firma:

Nombre Jurado: JHON JAIRO CABRERA CARRASCO

Firma:

Vigilada Mineducación

**Perfil de riesgo de crédito de los asociados del sector urbano con obligaciones financieras para la línea microcrédito en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima**

**Jeisson Javier Cediél Peña**  
**Leidy Marcela Muñoz Bernal**

**Universidad Surcolombiana**  
**Facultad de Ciencias Exactas y Naturales**  
**Especialización en Estadística**  
**2022**

Perfil de riesgo de crédito de los asociados del sector urbano con obligaciones financieras para la línea microcrédito en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima

Jeisson Javier Cediél Peña  
Leidy Marcela Muñoz Bernal

Trabajo de grado presentado como requisito para optar al título de:  
Especialista en Estadística

Director:  
Leonardo Fabio Medina Ortiz

Modalidad:  
Trabajo Dirigido

Universidad Surcolombiana  
Facultad de Ciencias Exactas y Naturales  
Especialización en Estadísticas  
Neiva, Huila  
2022



**FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS Y NATURALES**  
**ESPECIALIZACIÓN EN ESTADÍSTICA**

**CARTA DE ACEPTACIÓN**

En calidad de Coordinador del Posgrado Especialización en Estadística, programa reconocido por el Ministerio de Educación Nacional mediante Resolución de Registro Calificado No. 3683 del 2 de marzo de 2018 y adscrito a la Facultad de Ciencias Exactas y Naturales de la Universidad Surcolombiana, me permito informar que el trabajo de investigación titulado: **“PERFIL DE RIESGO DE CRÉDITO DE LOS ASOCIADOS DEL SECTOR URBANO CON OBLIGACIONES FINANCIERAS PARA LA LÍNEA MICROCRÉDITO EN UNA COOPERATIVA CON PRESENCIA EN EL HUILA Y TOLIMA”** presentado por los estudiantes Jeisson Javier Cediell Peña y Leidy Marcela Muñoz Bernal; es **ACEPTADO** como trabajo de grado para optar el título de Especialista en Estadística.

Para constancia se firma en la Ciudad de Neiva, a los diecisiete (17) días del mes de septiembre del año 2022.

**JAIME POLANÍA PERDOMO**  
Coordinador

## **Agradecimientos**

Expresamos nuestro agradecimiento a la Universidad Surcolombiana, al tutor Leonardo Fabio Medina Ortiz por las recomendaciones y sugerencias.

Agradezco primero a Dios por darme la salud, energía, fortaleza y sabiduría para continuar cumpliendo metas, agradezco a mi familia, porque cada uno de ellos aportaron un grano de arena para seguir en este proceso, a mi hijo que siempre será mi mayor motivación en cada una de mis decisiones y a mi compañero de trabajo de grado por su amistad y compromiso, agradezco a la Universidad por darme el tiempo y el espacio para estudiar este posgrado.

Leidy Marcela Muñoz Bernal

Agradezco a Dios, a la vida, a mi esposa y a mi hijo por transformar mi vida y permitirme convertirme en el ser humano que hoy en día soy. También agradezco especialmente a mi querida empresa por permitirme fortalecer mis conocimientos y confiar en la labor realizada. Agradezco a todos y cada una de las personas que hicieron parte de este proyecto debido a que de todas he aprendido y seguiré aprendiendo. Agradezco a mi compañera de trabajo de grado por su dedicación y compromiso durante toda la jornada académica. Gratitud infinita.

Jeisson Javier Cediél Peña

## Resumen

El presente documento es diseñado como proyecto de grado, para optar al título de Especialista en Estadística.

Tiene como objetivo Identificar el perfil de riesgo crediticio de los asociados con línea de crédito microcrédito del sector urbano en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima y pretende responder a la pregunta de investigación ¿Cuáles son las características de los asociados con perfil de riesgo pertenecientes al sector urbano con línea de crédito microcrédito vigente en una Cooperativa de Ahorro y Crédito con presencia en Huila y Tolima?, el modelo estadístico utilizado es el LOGIT debido a que en la revisión literaria es el que más se ajusta al cálculo de scoring y de esta manera conocer el comportamiento actual y tendencias futuras de los asociados basados en referentes históricos para la determinar variables de impacto alto, medio y bajo dentro del proceso de organización y seguimiento a la recuperación de la cartera de crédito, lo cual se podrá incorporar en las políticas y manuales en uso por parte de la cooperativa.

El documento plantea los principales conceptos asociados al perfil de riesgo y posteriormente plantea la metodología a desarrollar en la herramienta estadística para la definición del perfil de riesgo de crédito de los asociados, se sistematiza la información y se analizan los resultados, concluyendo que características de los asociados como el bajo porcentaje de capital pagado, menor aportes sociales, el género femenino, la edad joven, estrato bajo, ingresos de hasta 1SMMLV y el capital inicial son variables que aumentan la probabilidad de incumpliendo y predicen el comportamiento futuro del perfil de riesgo del asociado.

Por último, se presentan las recomendaciones dirigidas a la cooperativa objeto de este estudio y en general del proyecto.

**Palabras clave:** Credit risk, Risk profile, Savings and Credit Cooperative, Microcredit, Logit Model.

## **Abstract**

This document is designed as a degree project, to qualify for the title of Specialist in Statistics.

The objective is to identify the credit risk profile of those associated with a microcredit line of credit in the urban sector for a Cooperative with a presence in Huila and Tolima to find this question: What are the characteristics of those associated (owners) with a risk profile? belonging to the urban sector with a current microcredit line of credit at the Cooperative with a presence in Huila and Tolima?, the statistical model used is the Logit because in the literature review it is the one that best fits the calculation of scoring and in this way, to know the current behavior and future trends of the associates based on historical references to determine variables of high, medium and low impact within the process of organization and monitoring of the recovery of the credit portfolio, which can be incorporated into the policies and manuals in use by the cooperative.

The document begins with the identification of theories that allow to define a methodology for the determination of the model to be used for the definition of the credit risk profile of the associates, later the information is systematized and the results are analyzed, finding that the percentage of capital Payment, contributions, gender, age, stratum, income and initial capital are the variables that predict the probability of default in the associate's risk profile.

Finally, the conclusions and recommendations addressed to the cooperative and the project in general are presented.

**Keywords:** Credit risk, Risk profile, Savings and Credit Cooperative, Microcredit, Logit Model.

## Tabla de contenido

<b>PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA</b>	<b>12</b>
<b>OBJETIVOS</b>	<b>16</b>
OBJETIVO GENERAL	16
OBJETIVOS ESPECÍFICOS	16
<b>JUSTIFICACIÓN</b>	<b>17</b>
<b>MARCO TEÓRICO</b>	<b>20</b>
PERFIL DE RIESGO:	22
COOPERATIVA FINANCIERA:	24
<b>La regresión Logit</b>	29
<b>MARCO INSTITUCIONAL</b>	<b>33</b>
RESEÑA HISTÓRICA DE LA COOPERATIVA CON PRESENCIAL EN EL HUILA Y TOLIMA	33
- <i>Servicios (Crédito):</i>	37
- <i>Servicios Sociales:</i>	38
POSICIÓN EN EL MERCADO	39
Entorno económico	39
Entorno político	39
<b>DISEÑO METODOLÓGICO</b>	<b>42</b>
<b>ENFOQUE DE LA INVESTIGACIÓN</b>	<b>42</b>
<b>DISEÑO ESTADÍSTICO</b>	<b>42</b>
<b>POBLACIÓN DE ESTUDIO</b>	<b>42</b>
<b>DISEÑO MUESTRAL</b>	<b>43</b>
<b>INSTRUMENTOS</b>	<b>45</b>
PROCESO DE RECOLECCIÓN DE LOS DATOS	45
<b>RESULTADOS</b>	<b>48</b>
<b>RESULTADO ANÁLISIS ESTADÍSTICO</b>	<b>48</b>
<b>REFERENCIAS</b>	<b>71</b>
<b>ANEXOS</b>	

## Lista de figuras

Figura 1 Variables categóricas que definen el perfil de riesgo.....	48
Figura 2 Identificación de variables gemelas .....	48
Figura 3 Descripción de las variables .....	49
Figura 4 Porcentaje de capital pago VS default.....	49
Figura 5 Modelo lineal generalizado función logit.....	50
Figura 6 Significancia de los datos con analisis de varianza (Anova).....	51
Figura 7 Significancia de las variables de manera individual (Summary) .....	52
Figura 8 Analisis de dispersión.....	52
Figura 9 Punto de corte de los datos .....	53
Figura 10 Creación de valores predichos .....	54
Figura 11 Matriz de confusión .....	54
Figura 12 Analisis de sensibilidad y especificidad .....	55
Figura 13 Curva ROC .....	56
Figura 14 Área bajo la curva .....	56
Figura 15 Modelo step .....	57
Figura 16 Modelo forward.....	58
Figura 17 Modelo forward con características significativas.....	58
Figura 18 Modelo backward .....	59
Figura 19 Modelo backward con características significativas .....	59
Figura 20 Modelo bothways .....	60
Figura 21 Modelo bothways con características significativas .....	60
Figura 22 Summary modelo 4 .....	61
Figura 23 Matriz de confusión modelo 4 .....	62
Figura 24 Matriz de confusión .....	63
Figura 25 Significancia de los datos seleccionados en el modelo .....	63
Figura 26 Prueba de sensibilidad y especificidad.....	64
Figura 27 Curva Roc.....	64
Figura 28 Área bajo la curva .....	65

## Planteamiento del Problema

La apertura económica mundial originada en el siglo pasado generó impactos favorables y desfavorables en todos los sectores económicos, en especial en el sector financiero, al ser la base de la economía de un país, a su vez eventos económicos que causan efectos cíclico como sucedió con la crisis financiera de 1975, proporcionó eventos sistémicos en todo el mundo, lo que dejó en evidencia la necesidad de un permanente monitoreo de los riesgo inherentes al desempeño económico, producto de esto se conformó el Comité de Basilea, teniendo como eje central de análisis el riesgo de crédito (Pardo, 2020).

Colombia no ha sido ajena a los efectos colaterales de diferentes eventos mundiales, pues dentro del proceso aperturista y de integración global quedó comprometida al cumplimiento de regulaciones internacionales de interés gubernamental para la aplicación en estados locales, es por esto que Colombia debe observar el cumplimiento de Sistema de Administración de Riesgo de Crédito (SARC), el cual es de obligatorio cumplimiento particularmente para las entidades dedicadas a la negociación financiera (Pérez y Fernández, 2007).

Por su parte, el sector solidario y en especial las Cooperativas de Ahorro y Crédito son supervisadas por la Superintendencia de la Economía Solidaria, la cual vigila el cumplimiento de Circular Básica Contable y Financiera en materia del cubrimiento de riesgo crediticio, pues estas entidades operan en un sector ampliamente competitivo y movilizan recursos financieros considerables, convirtiéndolas en actores fundamental entre la conexión del sistema financiero y personas de zonas rurales y urbanas con limitadas oportunidades de acceso al crédito a tasa favorables, mediante estrategia de participación patrimonial en donde las personas se afilian a la entidad Cooperativa, por lo cual, la actividad financiera es una de las principales fuentes de ingreso para las Cooperativas Financiera, situación que las obliga a mantener en la búsqueda constante de estrategias de sostenibilidad y eficiencia en la evaluación y otorgamiento del crédito en asociados, para generar fidelización y expansión del radio de acción de la entidad a través del diseño de portafolios de servicios acordes a las necesidades del mercado cambiante y dinámico.

Sin embargo, en algunas ocasiones el proceso de otorgamiento de crédito se lleva a cabo de forma subjetiva, debido a la carencia de herramientas propias y acordes al sector financiero cooperativo, encontrando estudios como, (Vasconcellos de Paula D. A., 2019) quien resalta la problemática del otorgamiento de crédito de forma subjetiva en las cooperativas de ahorro y crédito brasileñas, lo cual refleja una realidad latente en el sector cooperativo en otros países y en Colombia, pues existe en la actualidad limitadas herramientas relacionadas con el análisis de perfil de riesgo de los usuarios que solicitan financiación a través del modelo cooperativo ya que la obtención de utilidades no es el factor fundamental de desempeño de estas

entidades, sin embargo deben garantizar la sostenibilidad y eficiencia de la entidad y en especial aquellas que tienen alto volumen de colocación en la línea microcrédito, siendo esto, un desafío para el sector cooperativo, debido a que la agresiva competencia para la transformación y adaptación de los productos dentro de un mercado completo de necesidades a satisfacer, por lo cual, La Cooperativa de Ahorro y Crédito con presencia en el Huila y Tolima escogida para este estudio, requiere una herramientas actualizadas que respondan a la necesidad latente de la entidad.

En Colombia, las Cooperativas de Ahorro y Crédito realizan análisis del riesgo de crédito de manera semestral donde identifica la transición de su principal activo, como lo es la cartera observando la maduración, es decir los vencimientos de las cuotas pactadas con cada uno de los asociados, en concordancia con las directrices establecidas en la circular básica contable y financiera impuestas por la Superintendencia de Economía Solidaria.

En este caso en particular la Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima y a la cual se le reserva el nombre por efectos de confidencialidad, posee sus propias políticas y manuales relacionados con el otorgamiento de crédito donde el proceso de análisis y otorgamiento de crédito se evalúan de forma individual de tal forma que se pueda verificar el cumplimiento de los requisitos estipulados en los manuales internos para garantizar la mitigación de vencimientos de las obligaciones a futuro, y así evitar la mora de los usuarios, ya que esta situación afecta los estados financieros de la entidad de manera sustancial.

La necesidad de estudiar el proceso de colocación del producto microcrédito se ha convertido en una tarea importante para la entidad, debido a que el análisis se realiza a través de metodologías estructuradas que involucren herramientas estadísticas de otorgamiento crediticio que contemple conceptos como la inclusión financiera para el desarrollo de unidades productivas desarrolladas por los asociados bajo el esquema eficiencia y efectividad frente a la necesidad.

Por lo anterior surge la siguiente pregunta de investigación ¿Cuáles son las características de los asociados con perfil de riesgo pertenecientes al sector urbano con línea de crédito microcrédito vigente en una Cooperativa de Ahorro y Crédito con presencia en Huila y Tolima?

## **Objetivos**

### **Objetivo general**

Identificar el perfil de riesgo crediticio de los asociados con línea de crédito microcrédito del sector urbano en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima.

### **Objetivos específicos**

Clasificar los asociados con línea de microcrédito del sector urbano con obligaciones vigentes de la base de datos obtenida para la aplicación del estudio

Determinar las características que poseen los asociados del sector urbano con un perfil de riesgo crediticio con probabilidad de incumplimiento.

Categorizar los perfiles de riesgo crediticio de incumplimiento de los asociados con crédito microcrédito del sector urbano.

## Justificación

El riesgo de crédito ha sido ampliamente estudiado en el sector financiero y principalmente en los bancos, sin embargo modelos empresariales como el cooperativo, integran en su esquema operativo, el apoyo a necesidades de acceso al sistema financiero de población vulnerable, pero las Cooperativas de Ahorro y Crédito han tenido que enfrentarse a una serie de limitantes, como la ausencia de interés gubernamental, la escasez de recursos en el sector y los rápidos avances tecnológicos, por lo cual en materia de comercializar su principal activo a la par con sistema tradicional y monopolizado como lo es el sector bancario relucen las desventaja, pues las Cooperativas de Ahorro y Crédito, carece de instrumentos estructurados matemático y estadístico que se integren a los sistemas informáticos afines a filosofía del sector, debido a que, los instrumentos existentes con soporte metodológico desarrollados por el sistema financiero tradicional no responden al modelo de negocio de las entidades solidarias.

Vasconcellos de Paula (2019), afirma que algunos modelos contenidos en indicadores de Gini y AUROC conceden calificaciones crediticias con calidad predictiva mucho mayor que los análisis subjetivos, puesto que el análisis crediticio subjetivo funciona peor que el crédito objetivo

Duho, Duho, y Forson (2021), afirman que, en las entidades financieras, la gestión del riesgo es fundamental en las microfinanzas, puesto que se debe generar amplias estrategias de mitigación de riesgos, transferencia de riesgos, evitación de riesgos, reducción de riesgos o la aceptación del riesgo basados en herramientas objetivas.

A junio de 2022 en Colombia, se registran como entidades reportantes a la Superintendencia de la Economía solidaria 174 cooperativas de ahorro y crédito que de acuerdo con su estructura financiera se dividen en nivel 1 y 2 de supervisión (Supersolidaria, 2022). El informe del segundo trimestre del año 2021 de la Confederación de Cooperativas de Colombia CONFECOOP refleja que los activos de las cooperativas con actividad financiera sumaron \$28.993 billones de pesos y los microcréditos reportó un crecimiento del 10.05% respecto al mismo mes del año anterior (Confederación de Cooperativas de Colombia, 2021)

Así las cosas, para el año 2020 la Supersolidaria oficializó la entrada en vigor del sistema de administración de riesgos para el sector solidario por medio de la aplicación de la circular básica contable y financiera en el que las Cooperativas de ahorro y crédito deben reorientar los procesos de medición del riesgo de crédito mediante estándares establecidos por este ente regulador con el ánimo de determinar de manera específica el nivel de exposición al riesgo crediticio de las entidades cooperativas que respondan a las necesidades de los asociados sin comprometer el capital social y la estabilidad de la entidad solidaria a futuro (Supersolidaria, 2020).

Lo anterior constata el papel relevante del sector cooperativo en el desarrollo de la economía Colombiana por su importante representación de la estructura empresarial, dejando en evidencia la aceptación de una opción adicional a la banca tradicional que puede convertirse en un aliado estratégico para los asociados pues su actuar se enmarca en una filosofía más humana y consiente de las necesidades de sus propietarios.

Por lo anterior, determinar modelos estadísticos enmarcados en los lineamientos del ente regulador le permitirá a la cooperativa de Ahorro y Crédito con presencia en el Huila y Tolima contar con una herramienta fundamental para la categorización de los asociados default en la línea microcrédito, y así generar bases importantes para ajustar las condiciones y requisitos exigidos actualmente en la administración de riesgo de crédito concordantes con los cambios del entorno y diversificando la cartera en estrategias de fidelización de los asociados y estándares de riesgo tolerables para la organización.

Conocer el comportamiento actual y tendencias futuras de los asociados basados en referentes históricos permitirá determinar variables de impacto alto, medio y bajo dentro del proceso de organización y seguimiento a la recuperación de la cartera de crédito, dando como resultado la identificación de perfiles de riesgo de crédito, lo cual se podrá incorporar en las políticas y manuales en uso por parte de la cooperativa, transformando la atención del usuario asociado por medio de condiciones diferenciales mediante estrategias de fidelización relacionadas con variables como garantías, tasas de colocación entre otros.

Con este estudio se beneficia en particular la Cooperativa de Ahorro y Crédito con presencia en el Huila y Tolima al generar una herramienta para mejora de su gestión y en general todas las cooperativas de ahorro y crédito colombianas al contar con un referente metodológico e instrumental para la aplicación tanto a nivel nacional e internacional.

## Marco Teórico

Las empresas deben enfrentarse a una serie de riesgos asociados a la actividad económica en la que se desempeñan, sin embargo, la administración del riesgo debe ser una tarea constante, que minimice los eventos de probabilidad de pérdida de los recursos institucionales, por lo cual al realizar una revisión de los referentes teóricos que se encuentran en la literatura y que involucren el riesgo de crédito en las cooperativas, encontramos que se deben observar conceptos como riesgo de crédito, perfil de riesgo, cooperativas de ahorro y crédito, microcrédito y modelo logístico:

### **Riesgo de crédito:**

El riesgo de crédito es un concepto que tomó relevancia a partir de las crisis económicas surgidas en el siglo XX, al quedar en evidencia que el sector financiero ostentaba de exceso de confianza, a lo cual respondieron los países más poderosos del mundo denominado el G-10, con el comité de Basilea y el acuerdo de capitales, con el propósito reducir en forma definitiva el exceso de confianza y evitar futuras crisis (Pardo Carrillo, 2020). El riesgo crediticio se define como la probabilidad de que una organización de naturaleza cooperativa incurra en pérdidas y se disminuya el valor de sus activos de forma material como resultado de que los deudores incumplan con los pagos establecidos en términos contractuales y afecte la estabilidad financiera de las entidades y sistémicamente en el sector solidario y financiero (Supersolidaria, 2022)

Vargas y Saulo (2014) Menciona que el riesgo crediticio es la probabilidad de pérdida como resultado de que el emisor de deuda o también denominado prestatario

no pueda hacer los pagos de forma oportuna y completa, entendido que el riesgo de crédito tiene dos apartados, primero riesgo de impago o probabilidad de incumplimiento, es decir, la posibilidad de que un prestatario no pague, como segundo es la severidad de la pérdida dado el incumplimiento, es decir, la parte del instrumento de deuda que el acreedor pierde, por tanto el incumplimiento puede dar lugar a pérdidas de diversas magnitudes.

### **Administración del riesgo de crédito**

La administración del riesgo de crédito es de obligatorio cumplimiento para las entidades del sector financiero, tanto para los bancos como para las Cooperativas de Ahorro y Crédito, siendo para esta última la Superintendencia de Economía Solidaria la encargada de emitir lineamientos sobre la rigurosidad del monitoreo a través de la circular básica contable y financiera que contiene en el capítulo II el sistema de administración de riesgo de crédito SARC que comprende 4 etapas: Identificación, Medición, Control y Monitoreo (Supersolidaria, 2022).

Lograr de forma acertada minimizar la probabilidad del evento de pérdida resulta importante en las dos primeras etapas del SARC, pues en la fase de identificación se definen variables relevantes que pueden ser constantes en ciertos perfiles de deudores y ser medidas en la siguiente fase que es el otorgamiento a través de herramientas y/o métodos estadísticos que conforman un scoring o perfil de riesgo

### **Proceso de Crédito**

El SARC emitido por la Superintendencia de Economía Solidaria define el proceso de crédito para las organizaciones solidarias en las siguientes etapas:

Primero la originación, en el que la entidad solidaria determina políticas y estrategias para la colocación del activo principal de la empresa como lo son los créditos, definidos según cada entidad por parte del consejo de administración o la junta directiva

Segundo el otorgamiento de las modalidades de cartera de crédito de la entidad, en el que se deje la evidencia suficiente de los distintos procedimientos y herramientas utilizadas para la colocación.

Tercero el seguimiento, el cual se desarrolla mediante el uso de los mecanismos que le permitan a la organización solidaria determinar la posible evolución del comportamiento de pago de sus asociados; y

Cuarto la recuperación de la cartera incumplida, en el que las entidades que deban observar el cumplimiento del SARC obligatoriamente deben evaluar el riesgo crediticio durante toda la vida del crédito individualmente de cada deudor, incluidas las reestructuraciones.

### **Perfil de riesgo:**

La Supersolidaria define como perfil de riesgo del deudor características particulares de cada entidad solidaria acorde con el mercado objetivo que deberán cumplir los asociados para acceder al crédito el cual debe ser definido por los órganos de administración en cada modalidad y producto.

De igual forma la Supersolidaria recomienda que las organizaciones solidarias vigiladas evalúen elementos como la capacidad de pago y la correlación que existe entre el perfil de

riesgo de los deudores y los ciclos, con el fin de generar alertas tempranas ante desaceleraciones económicas, observando el comportamiento histórico de la cartera y probabilidad de incumplimiento ante el perfil del deudor.

En relación a las políticas de crédito, estas deben incluir las pautas generales en relación a cupos de adjudicación y límites de concentración por modalidad, líneas de crédito, deudor, plazos, sectores económicos o regiones geográficas, en función del apetito al riesgo, al perfil de riesgo y a la máxima pérdida tolerada asociadas al perfil de riesgo.

Los análisis por modelación de particularidades de clientes basada en Credit Score o perfil de pago, se han utilizados a lo largo del tiempo en la medición del riesgo de crédito de un solicitante de productos financieros de crédito, este análisis parte de la selección y medición de las variables socioeconómicas precisas del riesgo de crédito que se usan como entrada del modelo de *Credit Score* dando como resultado una variable dicotómica frente a la probabilidad de impago. (Rodríguez, Rodríguez, Trespalacios, y Jiménez, 2022)

Para Salazar (2013) define el perfil de riesgos de los clientes como la identificación de variables significativas de un cliente propias de cada región tales como plazo, género, nivel de educación, capacidad de endeudamiento, sector productivo al que pertenece, entre otros.

Por su parte Pardo (2020), afirma que el modelo Logit es una herramienta estadística que permiten establecer el perfil de riesgos de los asociados en las cooperativas, encontrando en su investigación qué características de los asociados con créditos de consumo tales como ser hombres, de poca edad, con ingresos menores, ser solteros, con poca antigüedad como asociados a la cooperativa, sin personas a

cargo, ser empleados de empresas privadas, tener créditos con montos altos y el plazo son categorías de alto riesgo.

Arango y Restrepo (2017), en su estudio determinan que a mayor tiempo de maduración, mayor saldo del crédito, cuota del crédito alta, estado civil separado, viudo o casado, egresos considerables, nivel educativo hasta bachiller, género hombre, poca antigüedad como empleado, ocupación desempleado son variables que aumentaron la probabilidad de incumplimiento.

### **Cooperativa Financiera:**

Las cooperativas nacieron en 1844 en Inglaterra, en el que un grupo de artesanos que trabajaban en las fábricas de algodón crearon una cooperativa basada en principios éticos y de transparencia, que actualmente corresponde a la base filosófica del cooperativismo (Vasconcellos de Paula, Artes, Ayres y Fonseca, 2019)

En 1862 en Alemania, Friedrich Wilhelm Raiffeisen y Franz Hermann Schultz-Delitsch desarrollaron otro modelo cooperativo y crearon las primeras cooperativas de crédito. Desde entonces el modelo ha crecido, se ha expandido a otros sectores, y ha inspirado el desarrollo de las cooperativas financieras en todo el mundo (Alianza Cooperativa Internacional, 2022)

La primera cooperativa de ahorro y crédito en Colombia fue promovida por la integración de las cooperativas Colombianas en organismos de grado superior en 1959 con la fundación de la Unión Cooperativa Nacional de Crédito UCONAL, que posteriormente se convirtió en Banco Uconal y después, en 1960, en la fundación de la Asociación Colombiana de Cooperativas ASCOOP, después de la crisis financiera en

Colombia en 1982, las cooperativas incorporaron estratégicamente la captación de depósitos liderados por UCONAL, comenzaron a obtener los recursos del público y el entonces organismo especializado de vigilancia y control para el sector cooperativo, el Departamento Administrativo Nacional de Cooperativas-DANCOOP (Confecoop, 2022).

Actualmente Las Cooperativas de Ahorro y Crédito son parte del sector de la economía solidaria y están reguladas por la Superintendencia de Economía Solidaria y se define como organismos cooperativos especializados cuya función principal consiste en adelantar actividad financiera exclusivamente con sus asociados. También lo son aquellas cooperativas multiactivas o integrales con sección de ahorro y crédito. Su naturaleza jurídica se rige por las disposiciones de la Ley 79 de 1988 (Supersolidaria, 2022).

En Colombia, las Cooperativas de Ahorro y Crédito han crecido significativamente en los últimos años junto con su representatividad en el sector financiero, según el informe del segundo trimestre del año 2021 de la Confederación de Cooperativas de Colombia CONFECOOP, los Activos de las cooperativas con actividad financiera sumaron \$28.993 billones de pesos, en valores absolutos estos crecieron en \$2.24 billones o 8.35% desde junio de 2020. Los microcréditos en el sector cooperativo cerraron para el segundo trimestre del año 2021 con un saldo de \$1.52 billones. Este tipo de cartera reportó un crecimiento del 10.05% respecto al mismo mes del año pasado

Dentro de las ventajas competitivas que tienen las cooperativas en relación al sistema financiero capitalista es que los asociados son dueños de la cooperativa y el préstamo de los recursos se financia con los aportes y depósitos de sus mismo dueños,

al igual que obtener resultados dentro del periodo contable no es un componente esencial para la cooperativa sin embargo, están deben retener un nivel adecuado de superávit de caja para realizar las inversiones necesarias en activos operativos y gestión de riesgos para ofrecer menores tipos de interés y fidelizar clientes con mayor riesgo crediticio en un sector altamente competitivo dominado por grandes instituciones capitalistas.

Las cooperativas de ahorro y crédito utilizan los recursos financieros recaudados a través de los socios para financiar los préstamos de las mismos miembros siendo una ayuda mutua con condiciones accesibles para aumenta la rentabilidad financiera de los asociados en el tiempo lo largo del tiempo y al final de cada año fiscal, se devuelve los excedente a los asociados según lo establecido en la normatividad solidaria y en los estatutos (Vasconcellos de Paula y colaboradores, 2019).

Aunque el lucro no es el principal objetivo de estas organizaciones, deben permanecer competitivas para sobrevivir. Las cooperativas necesitan implementar controles de liquidez y solvencia, para buscar economías de escala y administrar eficientemente sus activos financieros, Silva (2002) aboga por que las cooperativas de ahorro y crédito utilicen herramientas de gestión para medir el desempeño y lograr objetivos para aumentar la eficacia en la toma de decisiones; por su parte Giarola y colaboradores (2009), mencionan que la falta de objetividad en las políticas de crédito y la ausencia de controles internos razonables son obstáculos que impiden el crecimiento sostenible de una Cooperativa de Ahorro y Crédito

En este contexto, la modelización del riesgo de crédito y la previsión de la rentabilidad de los préstamos son útiles para mejorar el desempeño de las cooperativas de ahorro y crédito.

Los modelos de calificación crediticia se utilizan ampliamente en la industria financiera para medir el riesgo crediticio sin embargo específicamente el sector cooperativo no se han generado grandes avances.

### **El microcrédito:**

El microcrédito es una modalidad de préstamos enfocada principalmente a financiar microempresas, hogares y personas que generalmente han presentado acceso limitado a los mercados de crédito formales. En los años más recientes, el microcrédito en Colombia ha presentado un rápido crecimiento (Banco de la República de Colombia, 2021).

El sector cooperativo ha sido uno de los sectores que más han proporcionado servicios financieros a los más necesitados en la modalidad de microcrédito especialmente en las áreas rurales, sin embargo, con el pasar del tiempo tendrán que volverse más eficientes, tanto como para la clientela como en relación con sus procesos internos, con el fin de ofrecer una diversidad de productos, en forma ágil y en condiciones competitivas

La baja cobertura alcanzada hasta ahora en temas del microcrédito indica, que los esfuerzos adelantados se han quedado cortos, tanto a nivel nacional como internacional por la ausencia de mecanismos de financiación que respondan a sus características específicas (Barona Z, 2004)

**Modelos Logit:**

Brooks (2008) describe que los modelos de regresión logística permiten calcular la probabilidad que tiene un cliente para pertenecer a uno de los grupos establecidos a priori (no pagador o pagador). La clasificación se realiza de acuerdo con el comportamiento de una serie de variables independientes de cada observación o individuo, la principal ventaja del modelo de regresión logística radica en que no es necesario plantear hipótesis de partida, como por ejemplo la normalidad de la distribución de las variables, mejorando el tratamiento de las variables cualitativas o categóricas; además, el modelo logit presenta la ventaja de medir la probabilidad de incumplimiento al mantener la variable explicada siempre dentro de un rango de variación entre cero y uno.

La regresión logística binaria como técnica estadística es empleada debido a sus amplias ventajas, como las propiedades estadísticas son más adecuadas que las de los modelos lineales debido a que en ocasiones, se obtienen estimadores ineficientes, dadas las características del historial crediticio de los clientes, donde la información cualitativa complementa la escasez de variables cuantitativas, la regresión logística binaria admite las variables categóricas con mayor flexibilidad que los modelos lineales, adicionalmente permite estimar la probabilidad de impago del crédito según los valores de las variables independientes.

El modelo de regresión logística se puede formular como:

$$\text{Ln} \left( \frac{p}{1-p} \right) = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k$$

Donde  $p$  es la probabilidad de ocurrencia del evento de interés, en este caso, impago o default. Debido al valor de las variables independientes, la probabilidad señalada puede ser calculada directamente de la siguiente forma:

$$p \left( \frac{e^z}{1+e^z} \right) = \left( \frac{1}{1+e^{-z}} \right)$$

Siendo:

$$Z = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k$$

Los modelos econométricos más usados para calcular la probabilidad de Default son: el Logit, el probit, el Tobit, modelo Logit.

### **La regresión Logit**

Se utiliza cuando se quiere predecir un resultado binario, por ejemplo, quiebra vs no quiebra teniendo en cuenta que existen varios factores que pueden incidir sobre tal resultado, esta regresión binaria es un tipo de análisis de regresión donde la variable dependiente es una variable dummy: código 0 (Buen Cliente) o 1 (Mal Cliente), la regresión logística se basa en la denominada función logística, donde se relaciona la variable dependiente con las variable independiente (Fernández Castaño & Pérez Ramírez, 2005).

### **Riesgo de crédito:**

Los modelos de medición del riesgo han venido popularizándose desde inicios del siglo XXI, cuando el Comité de Basilea uno de los grupos más importantes en términos de la regulación financiera mundial publicó un conjunto de medidas hoy conocidas como Basilea II, también han sido utilizados modelos econométricos con series de tiempo que permiten realizar diagnósticos sobre el riesgo de crédito (Elizondo, 2004).

Los modelos de riesgo, se popularizaron con la aplicación de Altman en 1968 en créditos comerciales (modelo al que la literatura financiera conoce como *Z-score*), tal enfoque sigue siendo empleado para medir el riesgo en créditos de personas naturales; Steenackers y Goovaerts (1989) citado por Salazar (2013) han definido como los principales determinantes del comportamiento crediticio las variables: estado civil, nacionalidad, sexo, número de hijos, edad, tenencia de teléfono, tiempo en el domicilio actual, región geográfica, profesión, sector de actividad económica, tiempo en el trabajo actual, ingresos y gastos mensuales, propiedad de la vivienda, créditos concedidos con anterioridad, cantidad, duración y destino del préstamo

El objetivo de esta metodología aplicada a la construcción de modelos de rating y scoring es obtener una función lineal de las variables independientes o predictoras, de tal manera que sea posible clasificar los individuos en una de dos subpoblaciones de la variable dependiente default (la cual es dicotómica en nuestro caso), teniendo como insumo un conjunto de una o más variables independientes (cuantitativas o cualitativas).

A partir de la regresión logística es posible estimar la probabilidad de que un individuo pertenezca a uno de los grupos diferenciados de la variable dependiente. En este caso no default (0) y default (1).

Tomando la función logística dada por:

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_i)}}$$

Y realizar la transformación:

$$g_i = \log \frac{p_i}{1 - p_i} = \log \left( \frac{\frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_i)}}}{\frac{e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_i)}}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_i)}}} \right) = \log \left( \frac{1}{e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_i)}} \right) = \beta_0 + \beta_1 x_i.$$

Se tiene un modelo lineal que se denomina Logit.

La variable  $g$  representa en una escala logarítmica la diferencia entre las probabilidades de pertenecer a ambas poblaciones. Esta función lineal de las variables explicativas facilita la estimación y la interpretación del modelo.

La probabilidad de que un individuo pertenezca a uno de los dos grupos o subpoblaciones se obtiene de:

$$PI = \left( \frac{e^z}{1 + e^z} \right)$$

Con:

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_p X_p$$

Los parámetros del modelo son:  $\beta_0$ , la ordenada en el origen, y  $\beta_1 = (\beta_1, \dots, \beta_k)$ .

A veces, se utilizan también como parámetros  $Exp(\beta_0)$  y  $Exp(\beta_i)$ , que se denominan los odds ratios o ratios de probabilidades. Estos valores indican cuánto se modifican las probabilidades por unidad de cambio en las variables  $x$ .

### Ventajas

- Se obtiene una fórmula con la combinación de variables que marcan la mayor diferencia entre los grupos de la variable dependiente (0,1).
- A partir de esta fórmula se estima directamente la probabilidad de incumplimiento del cliente.
- Fácil clasificación de un nuevo individuo en uno de los subgrupos de la variable dependiente.
- Es posible modelar con variables cualitativas.

## **Marco institucional**

### **Reseña histórica de la Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima**

A lo largo de documento, se denominara como Cooperativa de Ahorro y Crédito con presencia en Huila y Tolima la entidad objeto de estudio, debido a la confidencialidad de los datos.

Esta Cooperativa, fue constituida hace más de 60 años por la clase popular obrera y campesina, que requerían una alternativa de solución para sus necesidades más sentidas; es reguladas y supervisadas por el órgano de control adscrito al Ministerio de Hacienda y Crédito Público en Colombia la Superintendencia de Economía Solidaria, es una empresa asociativa sin ánimo de lucro creada y mantenida por el acuerdo libre de sus asociados como empresa especializada de naturaleza cooperativa, actúa como elemento de integración social y como instrumento económico, cuyo fin principal es proveer servicios financieros y sociales, de óptima calidad, que contribuyan a las satisfacción de las necesidades de sus asociados y de la comunidad en general para su mejoramiento y progreso, tiene como actividades primarias la prestación de servicios financieros dentro de los cuales se encuentran los servicios de Ahorro con cuentas a la vista, CDATS y ahorro programado servicios de crédito cuentan con líneas de consumo, comercial y microcrédito los cuales son servicios exclusivos para asociados a la Cooperativa por medio de tasas cómodas que permitan recuperar el capital y generen rentabilidad (Cooperativa de Ahorro y Crédito con presencia en Huila y Tolima, 2022).

Según el informe interno del sistema de administración del riesgo SIAR, elaborado para el último semestre del año 2022, con destino a la Superintendencia de Economía Solidaria, de la Cooperativa de Ahorro y Crédito con presencia en Huila y Tolima, presenta en la línea

Microcrédito tendencia de mayor participación reflejada durante todo el primer semestre de 2022, ocupando el 38.38% del total de la cartera vigente, de igual manera, para la línea microcrédito el 98.92% de la cartera, permaneció en categoría de riesgo “A” durante la transición de un mes a otro; en relación al deterioro, el 54.44% de la cartera que estaba en categoría de riesgo “B” transitó a categoría de riesgo “C” con un total de 49 pagares presentado el índice más alto del primer semestre de 2022.

Al realizar un análisis para la cartera de crédito microcrédito de acuerdo con los días de mora en un rango de tiempo de 12 meses, se puede identificar el default en días de mora en el rango de 31 a 60 días con una probabilidad del 69.91% de transitar a una categoría de mayor riesgo.

Para la línea microcrédito, el rango de vencimiento con mayor representación concentrado en las operaciones menores a 10 smmlv, donde las garantías avales DCA , Garantía total y la garantía pagare con codeudor, representan la mayor morosidad para este rango con un saldo total vencido general por valor de \$676 millones.

Así mismo, la garantía pagaré con codeudor en el rango entre 10 y 25 smmlv presenta el mayor vencimiento en comparación con el resto de garantías para este rango, siendo importante analizar las condiciones de otorgamiento para poder mejorar el deterioro de esta cartera a futuro.

De acuerdo con la transición de cartera para la línea microcrédito, se identifica un deterioro temprano en maduración de cartera colocada, siendo una línea duramente impactada por provisiones para la entidad.

De acuerdo con el análisis realizado para la línea microcrédito respecto a los montos colocados vs la garantía ofrecida, se recomienda revisar políticas de colocación para los créditos con garantía aval y codeudor, con el ánimo de mejorar su condición en evaluaciones futuras.

Se aplica solo un modelo porque la superintendencia de la economía solidaria no ha definido un punto de default normativo para el segmento de microcrédito (Cooperativa de Ahorro y Crédito con presencia en Huila y Tolima, 2022)

### **Referentes estratégicos**

Las estrategias usadas por la Cooperativa con respecto a la penetración de mercado han sido sostenibles y sustentables a lo largo del tiempo y por ende es un punto de referencia positivo para la organización; logrando el crecimiento importante de la organización y la obtención de beneficios dado que abarca un mercado con limitaciones al sistema financiero y por ende marcar la pauta en todos aquellos municipios en lo que hace presencia.

En cuanto a las alianzas estratégicas se ha realizado con las diferentes fuentes de financiamiento como Bancoldex, Findeter y la banca de oportunidades para lograr buenas tasas de interés que le permitan ser competitivos y así ofrecer a sus clientes y/o asociados tasas preferenciales que la marquen la diferencia con respecto a toda su competencia.

Como ventajas competitivas se tiene:

Hace parte del proyecto de la banca de oportunidades “diseño e implementación de productos de ahorro y crédito dirigido a poblaciones de bajos ingresos de cooperativas con actividad financiera” ; dicho proyecto es liderado por WOCCU ( consejo mundial de cooperativas de ahorro y crédito) y con duración de (3) años.

Los productos principales están orientados a clientes pequeños que tienen poca facilidad de acceder a los servicios financieros; por ende crean sucursales en pueblos pequeños donde hay poca penetración financiera para captar todo el mercado de clientes.

Se han implementado modelos de estudios de créditos con mayor agilidad y menor tiempo posible; es decir toman menos tiempo que cualquiera de las otras organizaciones financieras de la competencia para darle respuesta al cliente en la consecución de sus créditos; por ende genera una ventaja competitiva dado que la mayoría de clientes cuando solicitan un crédito lo hacen motivados por una necesidad específica donde el tiempo es apremiante marcando la diferencia.

Diversificación del portafolio de servicios que lo hace atractivo para los usuarios del sector financiero; cuenta con múltiples líneas de crédito que le generan facilidad al cliente dependiendo de la necesidad que requiera.

En relación a la cifras financieras la cooperativa cuenta con suficiente capital de trabajo para sustentar todas las operaciones de la organización; esto la convierte en una empresa sustentable a lo largo del tiempo generando así confianza para todos sus asociados que se sienten seguros de invertir su dinero en la organización; resaltando que la cooperativa trabaja con los dineros captados de sus asociados y con créditos obtenidos con entidades financieras como Bancoldex, Findeter, las cuales les conceden tasas mínimas de interés permitiendo así que la cooperativa pueda ubicarse en un puesto privilegiado en el mercado y por ende ofrecer buenas condiciones de créditos a sus asociados. microcrédito (Cooperativa de Ahorro y Crédito con presencia en Huila y Tolima, 2022)

## Servicios que ofrece

### - *Servicios (Ahorro):*

Dentro del portafolio de servicios de la cooperativa posee tres tipos de cuentas de Ahorros:

- ✓ Ganamas: Apertura con \$10.000 y liquidación de intereses trimestrales
- ✓ Diariomas: Apertura con \$200.000 y liquidación de intereses diarios con una base de \$120.000.
- ✓ Sami: Ahorro Infantil con \$6.000 y liquidación de intereses diarios.
- ✓ Entrega de Libreta o Tarjeta de Débito sin ningún costo.
- ✓ Ahorro Programado: Cuenta de ahorro con plazos desde 6 meses hasta 5 años con tasas que respondan al mercado actual.
- ✓ CDATS con la tasa acordes al mercado.

### - *Servicios (Crédito):*

- ✓ Crédito de Consumo: El crédito de consumo son las operaciones activas de crédito otorgadas a los asociados, cuyo objeto sea financiar la adquisición de bienes de consumo o el pago de servicios para fines no comerciales o empresariales, con un plazo hasta de 84 meses.
- ✓ Crédito Comercial: Se entienden como créditos comerciales las operaciones activas de crédito otorgados a personas naturales o jurídicas para el desarrollo

de actividades económicas organizadas y productivas, con un plazo máximo de 72 meses.

- ✓ Crédito de vivienda: Es créditos de vivienda las operaciones activas de crédito otorgadas a asociados, destinadas a la adquisición de vivienda nueva o usada, a la construcción de vivienda individual o liberación de gravamen hipotecario.
- ✓ Microcrédito Empresarial: Se entiende como microcrédito, las operaciones activas de crédito a las cuales se refiere el artículo 39 de la Ley 590 de 2000, así como las realizadas con microempresas en las cuales la principal fuente de pago de la obligación provenga de los ingresos derivados de su actividad.

✓ Bancoldex

✓ Infihuila

El monto máximo (25) S.M.M.L.V

- *Servicios Sociales:*

- ✓ Escuelas de formación artística y deportiva
- ✓ Servicios de salud (medicina general, radiología, odontología, optometría, Fisioterapia).
- ✓ Póliza de vida
- ✓ Otros Beneficios Adicionales
- ✓ Tarjeta débito
- ✓ Libreta de ahorro gratis
- ✓ Servicio de giros nacionales
- ✓ Venta de Soat

- ✓ Venta de seguros de vida Vidasam
- ✓ Seguro de vida sobre aportes y ahorros.

## **Posición en el mercado**

### Entorno económico

El departamento del Huila ha sido afectado en lo económico, político, social, cultural y de seguridad, con una tasa de desempleo urbana por encima de la nacional, induciendo a la población excluida del régimen asalariado busque otras formas de subsistencia económica, como el empleo informal, donde este ha sido el foco de los problemas de la población sobre todo en materia de seguridad, donde la población tiende a conseguir lo del día para su subsistencia; coadyuvando a la obtención del dinero fácil y rápido para satisfacer necesidades urgentes como la alimentación, el vestuario, la salud, educación y vivienda. (Memoria Cooperativa de Ahorro y Crédito, 2021)

### Entorno político

Dentro de los controles legales que la Cooperativa debe cumplir en desarrollo de su objeto social están los fondos de liquidez cuyo depósito mínimo requerido es del 10% en forma constante y permanente del valor total de los depósitos y 20% a la inversión del beneficio neto o excedentes en programas de educación tal como lo establece la circular básica contable y financiera No 004 del 2008 emitida por la Superintendencia de la Economía Solidaria.

### Entorno sociocultural

La Cooperativa ha dispuesto de un rubro que son los fondos sociales para la ejecución de actividades de educación cooperativa a través del fondo de educación, por las

apropiaciones efectuadas para obtener el fondo de solidaridad en lo que tiene que ver con la protección de los aportes y obligaciones de los asociados, auxilios de solidaridad y préstamos de apoyo solidarios por las apropiaciones decretadas para atender los diferentes programas sociales, culturales, recreativos, deportivos y de educación a través de la fundación, así como otras actividades de desarrollo y servicio comunes y integración de los asociados a la cooperativa por intermedio del fomento micro empresarial, investigación socioeconómica de los asociados estímulo a sección infantil y el fomento en las actividades académicas recreativas y culturales de los asociados y protección del medio ambiente.

Su objetivo es bancarizar a toda la población que no ha tenido acceso a servicios de ahorro y crédito para esto se ha ampliado la cobertura de oficinas en los diferentes municipios del Huila y Tolima implementando los siguientes mecanismos:

✓ *Modelo de semilla Cooperativa:*

Consiste en llegar al área rural y agrupar una población con el fin de educarlos financieramente con el fin de que tengan la cultura de ahorro y pertenezcan al área financiera y hagan parte de la cooperativa

✓ *Microcrédito individual:*

Consiste en ofrecerle el servicio de crédito e incentivar al microempresario con una tasa del 1% con el fin de que genere empresa e incrementar el nivel de empleo en el Huila.

✓ *Ahorro infantil y juventud:*

Incentivar a los niños y jóvenes a ingresar en el mundo financiero con el fin de educarlos para el ahorro con cursos de cooperativismo y actividades culturales como

danzas, escuelas de futbol, escuela de música y puedes pertenecer a la red juvenil para acceder a servicio como crecidos de educación condenable.

## **Diseño metodológico**

### **Enfoque de la Investigación**

El enfoque de investigación a desarrollar es cuantitativo, debido a que se van a medir variables a través de una herramienta estadística. Según Hernández (2014). “El enfoque cuantitativo es secuencial y probatorio. Cada etapa precede a la siguiente y no podemos “brincar” o eludir pasos, el orden es riguroso”.

### **Diseño estadístico**

El diseño de investigación es correlacional, debido a que se analizara las características de los asociados frente al comportamiento de pago y su interrelación o independencia de las mismas. Según Hernández (2014) un “estudio correlacional se asocian variables mediante un patrón predecible para un grupo o población”.

Se busca trabajar con el modelo Logit debido a que permite generar apreciaciones cualitativas mediante explicaciones binarias entre 1 y 0 que asocie al cliente 1 si en incumplido y el 0 si el cumplido (Pardo, 2020).

## Población de estudio

Universo: Asociados de la Cooperativa de Ahorro y Crédito con presencia en Huila y Tolima con crédito vigente objeto de estudio. Según el reporte del departamento de tecnología e información de la cooperativa con presencia en el Huila y Tolima son 16.835 asociados con crédito vigente a corte de junio 2022, siendo importante tener en cuenta que una vez definido la población general, se procede a delimitar la población que va a ser estudiada y sobre la cual se pretende generalizar los resultados. Así, una población es el conjunto de todos los casos que concuerdan con una serie de especificaciones (Lepkowski, 2008).

Perfil de participantes o unidades: Asociados con crédito vigente en el sector rural y urbano que han podido ser beneficiados con el servicio de crédito de acuerdo con el portafolio de servicios ofrecidos para la satisfacción de las necesidades relacionadas con capital de trabajo, inversiones en activos fijos y/o bienes de consumo. Las muestras probabilísticas son esenciales en los diseños de investigación transeccionales, tanto descriptivos como correlacionales-causales (las encuestas de opinión o sondeos, por ejemplo), donde se pretende hacer estimaciones de variables en la población. Estas variables se miden y se analizan con pruebas estadísticas en una muestra, de la que se presupone que ésta es probabilística y que todos los elementos de la población tienen una misma probabilidad de ser elegidos. Las unidades o elementos muestrales tendrán valores muy parecidos a los de la población, de manera que las mediciones en el subconjunto nos darán estimados precisos del conjunto mayor. La precisión de dichos estimados depende del error en el muestreo, que es posible calcular (Hernández, 2014)

## **Diseño muestral**

Muestra La muestra corresponde a la parte de la población que será seleccionada, de la cual realmente se obtiene la información para el desarrollo del estudio y sobre la cual se efectuaran la medición y la observación de las variables objeto de estudio. (Bernal, 2010, p. 161).

Tamaño de muestra: La muestra corresponde al filtro realizados en la base de datos registrada en el histórico de asociados con crédito microcrédito vigente del sector urbano según el reporte del departamento de tecnología e información de la cooperativa con presencia en el Huila y Tolima son 9.607 asociados con crédito microcrédito Vigente a corte de junio de 2022, con un histórico mínimo de pago mensual de 12 meses

**Tipo de muestra:** Asociados mayores de 18 y menores de 80 años con crédito microcrédito vigente.

Se trabaja con todos los asociados registrados en la base de datos que cumpla con las características definidas para la muestra, teniendo en cuenta que se tiene disponibilidad a toda la información

**Técnica de selección:** Muestra probabilístico estratificado. Según Hernández. 2014 la muestra probabilista es cuando todos los elementos de la población tienen la misma posibilidad de ser escogidos.

### **Instrumentos**

Instrumento(s) y materiales: Base datos de asociados con crédito microcrédito vigente en los últimos cinco años, herramienta Office, herramientas de escritorio.

### **Proceso de recolección de los datos**

**Primera Fase:** En la primera fase se solicita el acceso a los datos mediante contacto directo con la administración de la cooperativa de ahorro y crédito con presencia en el Huila y Tolima en la que se concertara una reunión para exponer necesidad y el tratamiento de los datos, el cual se usara de forma confidencial para el estudio.

Se obtiene de forma directa del departamento de tecnología de la información la base de datos con la información necesaria para el estudio.

**Segunda Fase:** En la segunda fase se ordenan los datos de acuerdo con las características necesarias para el procesamiento de información según el planteamiento del problema establecido. Se procesan los datos mediante una herramienta de regresión logística con base en información propia que identifique y categoricen los perfiles de riesgo crediticio de los asociados con crédito microcrédito vigente a corte del primer semestre del año 2022.

**Tercera Fase:** Se interpretan los resultados obtenidos desde la herramienta estadística R Studio seleccionada para este trabajo.

### **Sistematización de los datos**

La Sistematización de datos se realizará en Excel y posteriormente se utilizará una herramienta R Studio como paquete estadístico para el procesamiento de los datos.

### **Procesamiento de la información**

Validación, identificación de valores irregulares o no coherente, es necesaria verificar que en la base de datos se cuente con un histórico de comportamiento Default (No pagadores) mínimo de 50 clientes, para que el modelo logit, que corresponde al modelo predictivo escogido para este estudio tenga un referente comportamiento o perfil de estos cliente y predecir futuros comportamientos de otros clientes (Engelmann, Hayden y Tasche, 2002).

Transformación: Las variables originales son transformadas en otras variables con el fin de obtener información relevante que aporte en el proceso de modelamiento. Se realiza a partir de la información recibida de la entidad.

Las variables de fecha son utilizadas para el cálculo de antigüedades, edades, tiempos, etc.

Se calculan nuevas variables a partir de las suministradas

Se comparan las variables categóricas con la variable default, de manera que sea posible establecer en cada variable si hay categorías de mayor riesgo.

Se hacen análisis de percentiles para validar eventuales relaciones directas o inversas con la variable default.

Proceso de Modelamiento Segmento Seleccionado

Definición de la variable dependiente default y Análisis Descriptivo

Categorización de Variables

Construcción de Score Cards

Incorporación y Construcción de Nuevas Variables (Categóricas, Dummies, indicadores financieros, entre otras)

Construcción del Modelo de Probabilidad de Incumplimiento

Definición punto de corte (concentración de defaults en la muestra de modelamiento)

Aplicación metodologías estadísticas (Regresión Logística)

Definición del mejor modelo y evaluación de variables

Pruebas de bondad de ajuste

Construcción de la ecuación para el cálculo de la Probabilidad de Incumplimiento

Definición del perfil de riesgo

## Resultados

### Resultado análisis estadístico

Se toman como Universo todos los asociados de la Cooperativa de Ahorro y Crédito con presencia en el Huila y Tolima con crédito del sector urbano y rural, para posteriormente seleccionar la muestra a través del filtro de la base de datos a la cual se tuvo acceso sin restricción, así se identificó las unidades que cumplieron con los criterios establecidos para este estudio así:

- Asociados con crédito de la línea microcrédito
- Pertenecientes al sector urbano
- Histórico de pago mínimo de 12 meses
- Fecha de corte de pago a junio de 2022
- Edad entre los 18 y 82 años de género masculino y femenino.

Las unidades que cumplieron con los criterios establecidos para el estudio fue un total de 1.439 asociados.

Según la literatura y a criterio de los investigadores, se definieron 15 características como altamente descriptoras del perfil de riesgo de los asociados de la Cooperativa de Ahorro y Crédito con presencia en el Huila y Tolima así:

1. Default: Se determina cuando la obligación de crédito microcrédito tiene al corte de junio de 2022 más de 30 días de mora con resultado binario, cero (0) sin default, uno (1) con default.
2. Estado civil: Se relaciona como variable cualitativa agrupando el total de la base de datos en personas solteras relacionadas con el número (1) y personas acompañadas con el número cero (0).

~ para la línea microcrédito en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima

3. Género: Se relaciona como variable cualitativa agrupando el total de la base de datos en género femenino relacionadas con el número (1) y género masculino relacionadas con el número cero (0).
4. Utilidad: Se toman los ingresos menos los gastos de cada persona y se relaciona como variable cualitativa tomando cero (0) para los asociados que presentan utilidad y uno (1) para las personas que no poseen utilidad.
5. Edad: Se relacionan las edades de los 1439 asociados con línea microcrédito vigente
6. Aportes / deuda: Se establece la relación entre los aportes sobre el valor total del saldo de capital
7. Capital inicial: Monto inicial otorgado del crédito
8. Ingresos: Ingresos reportados de manera mensualizada
9. Gastos: Gastos reportados de manera mensualizada
10. Activos: Valor de activos personales al corte de Diciembre del 2021
11. Pasivos: Valor de pasivos personales al corte de Diciembre del 2021
12. Personas a cargo: Se relacionan el número de personas a cargo que posee cada asociado
13. Aportes: Se relaciona el valor de aportes sociales a corte de Junio de 2021
14. Estrato: Se relacionan los estratos económicos al que pertenecen los 1439 asociados
15. Porcentaje de capital pago: Se relaciona el valor del saldo de capital sobre el monto inicial prestado.

Se resalta que las variables Género, Default, Estado Civil y Utilidad, se convierten en factores debido a que no son datos numéricos, se consideran para esta investigación variables categóricas o estados.

## Figura 1

*Variables Categóricas que definen el perfil de riesgo*

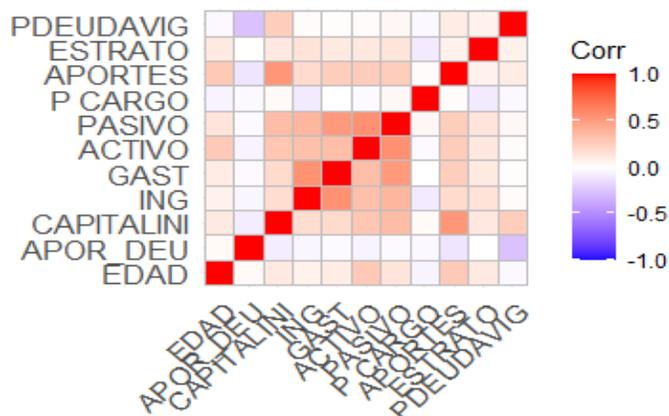
```
#### Base ####
data <- read_excel("~/ESPECIALIZACION ESTADISTICA/TRABAJO DE GRADO/BA9.xlsx")
data$GENERO <- as.factor(data$GENERO)
data$DEFAULT <- as.factor(data$DEFAULT)
data$`ESTADO CIVIL` <- as.factor(data$`ESTADO CIVIL`)
data$UTILIDAD <- as.factor(data$UTILIDAD)
```

*Nota.* Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

De acuerdo con la correlación de las variables se puede evidenciar en la figura 2 que las variables seleccionadas dentro de la población no son directa o inversamente correlacionadas, identificando que existen variables gemelas que generen ruido dentro del modelo.

## Figura 2

*Identificación de Variables Gemelas*



*Nota.* Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

~ para la línea microcrédito en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima

**Figura 3**

*Descripción de las Variables*

```
#### Descriptivas ####
round(c <- cor(data[, -c(1:4)]), 4)*100
ggcorrplot(c)
ggpairs(data)

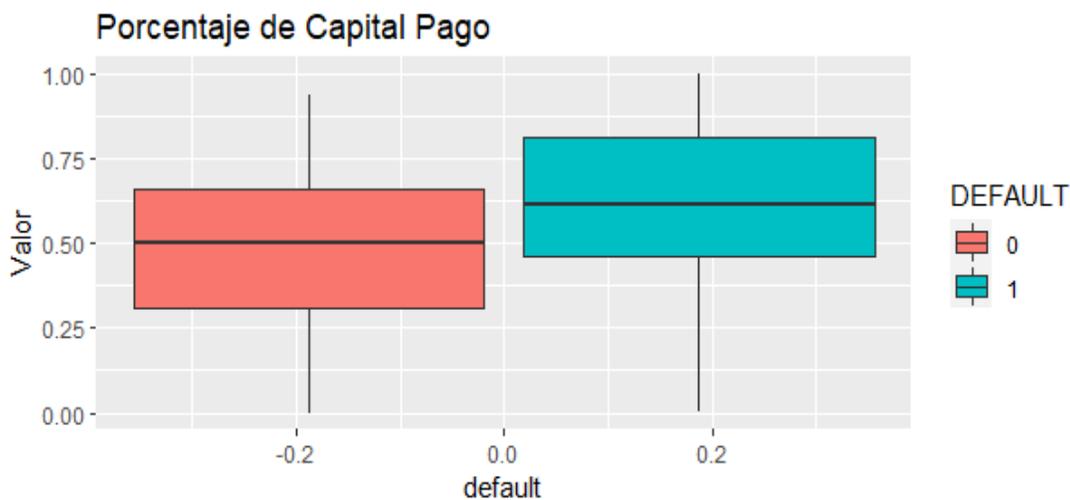
#### Boxplot ####
ggplot(data, aes(fill = DEFAULT)) +
  geom_boxplot(aes(y = EDAD)) +
  labs(title = "EDAD",
        x = 'default',
        y = 'valor')
```

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Se selecciona la variable porcentaje de capital pago relacionado con el default en días de mora encontrándose lo siguiente:

**Figura 4**

*Porcentaje de Capital Pago VS Default*



Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

En la figura 4, se identifica que las personas con default en días de mora que han pagado menos del 50% de su capital inicial son más representativos que las personas que han pagado más del 50% del capital prestado.

## Figura 5

### Modelo lineal generalizado función logit

```
#### Modelo Lineal Generalizado Funcion Logit
mod1 <- glm(DEFAULT ~ .,
            data = data,
            contrasts = list (GENERO = "contr.sum", `ESTADO CIVIL` = "contr.sum", UTILIDAD="contr.sum"),
            family = binomial(link = "logit"))
```

*Nota.* Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Se toman todas las variables dentro del modelo original para describir el default en días de mora, adicionalmente se listan las variables definidas como cualitativas en un modelo binomial donde se define la probabilidad de éxito o fracaso. Para este caso, el éxito es la probabilidad de que un asociado entre en default (1) y el fracaso es la probabilidad de que un asociado no entre en default (0) dentro de un modelo Logit.

#### Significancia de las variables de manera individual ( Anova)

Para determinar la significancia individual de las variables, se utiliza en a ANOVA para el modelo lineal generalizado con test chi-cuadrado con el objetivo de tener un nivel de significancia para realizar comparaciones.

```
anova(mod1, test = "Chisq")
```

Analysis of Deviance Table

~ para la línea microcrédito en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima

**Figura 6**  
Significancia de los datos con análisis de varianza (ANOVA)

	Df	Deviance	Resid. Df	Resid. Dev	Pr(>Chi)
NULL			1438	996.06	
GENERO	1	14.533	1437	981.53	0.0001377 ***
EST. CIVIL	1	5.394	1436	976.13	0.0202011 *
UTILIDAD	1	1.536	1435	974.60	0.2152876
EDAD	1	11.269	1434	963.33	0.0007883 ***
APOR_DEU	1	6.611	1433	956.72	0.0101363 *
CAPITALINI	1	1.753	1432	954.96	0.1854600
ING	1	3.292	1431	951.67	0.0696126 .
GAST	1	0.009	1430	951.66	0.9242904
ACTIVO	1	0.036	1429	951.63	0.8491044
PASIVO	1	0.072	1428	951.55	0.7883635
P CARGO	1	0.051	1427	951.50	0.8214720
APORTES	1	6.677	1426	944.83	0.0097690 **
ESTRATO	1	12.367	1425	932.46	0.0004371 ***
PDEUDAVIG	1	55.185	1424	877.27	0.0000000000001097 ***

---  
Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

De acuerdo con la significancia de las variables utilizando un análisis de varianza y un test de normalidad Chi<sup>2</sup>, se determina que características como el género, estado civil, edad, relación aportes deuda, aportes, estrato y porcentaje de deuda paga, presentan mayor significancia y describen mejor la variable default o mayor probabilidad de entrar en mora.

#### Significancia de las variables de manera individual ( Summary)

Para poder observar los resultados de una manera más detallada se realiza el summary del modelo 1 obteniendo los siguientes resultados:

```
summary(mod1)
```

## Figura 7

Significancia de las variables de manera individual ( Summary)

```
-----
glm(formula = DEFAULT ~ ., family = binomial(link = "logit"),
     data = data, contrasts = list(GENERO = "contr.sum", ESTADO CIVIL = "contr.sum",
     UTILIDAD = "contr.sum"))

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.2085  -0.5137  -0.3734  -0.2399   2.9480

Coefficients:
              Estimate      Std. Error z value      Pr(>|z|)
(Intercept) -3.255179390564068  0.503434816073434  -6.466 0.0000000001007 ***
GENERO1      0.353024911448333  0.090246240995102   3.912 0.0000916121697 ***
`EST. CIVIL` -0.167559774640141  0.216307573644649  -0.775  0.43855
UTILIDAD1    0.052292131349343  0.163384246158228   0.320  0.74893
EDAD        -0.019211131609571  0.007769690793238  -2.473  0.01341 *
APOR_DEU    -0.000066088190690  0.000567356603047  -0.116  0.90727
CAPITALINI  -0.000000031469866  0.000000020765297  -1.516  0.12965
ING         -0.000000112227344  0.000000062927271  -1.783  0.07451 .
GAST        0.000000053852150  0.000000140184773   0.384  0.70087
ACTIVO      0.000000000312201  0.000000002105455   0.148  0.88212
PASIVO      0.000000000006781  0.000000007790879   0.001  0.99931
`P CARGO`   0.055109628601257  0.098016060720331   0.562  0.57395
APORTES    -0.000000204686410  0.000000115346291  -1.775  0.07597 .
ESTRATO     0.453158507797519  0.151215216882396   2.997  0.00273 **
PDEUDAVIG  3.348334947794416  0.482162977419028   6.944 0.0000000000038 ***
-----
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

## Figura 8

Análisis de dispersión

```
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 996.06 on 1438 degrees of freedom
Residual deviance: 877.27 on 1424 degrees of freedom
AIC: 907.27

Number of Fisher Scoring iterations: 14
```

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Comparación entre los resultados de Anova vs Summary

De acuerdo con la significancia de las variables utilizando summary, se determina que el género (mujer), edad, estrato y porcentaje de deuda paga, presentan mayor significancia y describen mejor la variable default, reduciendo el número de variables vs el resultado obtenido con Anova.

~ para la línea microcrédito en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima

### Matriz de confusión y Punto de corte

Se determina el punto de corte para poder establecer la proporción de asociados en default dentro de la muestra, utilizando el comando `prop.table` así:

#### Figura 9

##### Punto de corte de los datos

```
## Punto de corte proporción de malos en la muestra
cutoff <-prop.table(table(data$DEFAULT))[2]
tab<-table(data$DEFAULT)
tab
# 0 1
# 1281 158
```

*Nota.* Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

De acuerdo con la base de datos, se establece que 1.281 asociados equivalente al 89.02% no presentan default en días de mora, en comparación con 158 asociados equivalentes al 10.98% los cuales presentan dificultades en el pago de sus obligaciones de crédito microcrédito representado con default en días de mora de acuerdo con su comportamiento.

Así mismo, se establece la con el comando `Cutoff` la proporción de malos dentro de la base con el ánimo de establecer un punto de corte que de acuerdo con los resultados obtenidos representa el 0.1097985 es decir el 10.98%, resaltando que los asociados que están por encima del 10.98% presentan una probabilidad mayor de incumplimiento.

#### Creación de valores predichos

Después de establecido el punto de corte, se determina que de acuerdo con las probabilidades individuales de incumplimiento de los asociados, todo lo que esté por encima de 10.98% se considera como incumplido (1) y el resto de asociado que estén por debajo se consideran como incumplidos (0).

Utilizando el comando `fitted.value` para el modelo 1, se logra identificar que si la probabilidad de incumpliendo de los asociados de manera individual en el modelo original está por debajo del punto de corte (10.98%), se consideran como

no incumplidos colocando el valor de cero (0) , de lo contrario se considera incumplidos colocando el valor de uno (1).

## Figura 10

### Creación de valores predichos

```
# Creación de valores predichos
fitted1 <- as.factor(ifelse(mod1$fitted.values < cutoff, 0, 1))
table(fitted1)

# fitted1
# 0 1
# 907 532
```

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Al ejecutar los valores del modelo 1, se pronostica con el punto de corte establecido del 10.98% , que los incumplidos pasan de ser 158 a 532 y los cumplidos disminuye pasando de 1281 a 907 . Razón por la cual es necesario crear una matriz de confusión para poder evaluar los cambios que se pronostican al modelo de acuerdo con los valores predichos.

### Matriz de Confusión

Se genera una matriz de confusión, donde se realiza una tabla dinámica entre el default y la variable fitted1, con el ánimo de poder comparar el resultado inicial de la variable default y el resultado de la variable fitted1 donde se determina el default con base en el punto de corte.

## Figura 11

### Matriz de confusión

```
> ## Generación matriz
> (tcon_1 <- with(data, table(DEFAULT, fitted1)))
      fitted1
DEFAULT 0 1
0 854 427
1 53 105
```

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Así las cosas, se encuentra que 53 asociados que estaban relacionados como cumplidos, el modelo los relaciona como incumplidos siendo falsos negativos. Así mismo 427 asociados que no cumplían con la condición de ser incumplidos el modelo los relaciona como incumplidos siendo falsos positivos.

~ para la línea microcrédito en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima

### Pruebas de Sensibilidad y Especificidad

De acuerdo con los resultados obtenidos en la matriz de confusión se necesita realizar pruebas de sensibilidad y especificidad con el ánimo de poder establecer que las predicciones del modelo son acordes y ajustadas a la realidad y necesidad de la organización cooperativa. Esta prueba se calcula bajo los siguientes comandos:

#### Figura 12

##### *Sensibilidad y especificidad*

```
## SENSIBILIDAD Y ESPECIFICIDAD
roc1 <- roc(data$DEFAULT, mod1$fitted.values,
           auc = T,
           ci = T)
etting levels: control = 0, case = 1
etting direction: controls < cases
coords(roc1, cutoff, drop = FALSE)
threshold specificity sensitivity
0.1097985 0.6666667 0.664557
```

*Nota.* Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

De acuerdo con los resultados obtenidos, se presenta una especificidad del 66.67% donde se establece que más del 66% de los asociados que llegan por crédito microcrédito a la Cooperativa podrían considerarse como buenos prospectos de crédito.

Respecto a la prueba de sensibilidad del 66.47% se establece que al estar por encima del 50% tomando como referencia un modelo aleatorio, el resultado clasifica de manera correcta más del 66% de los asociados malos como asociados con dificultades financieras para responder por la obligación, determinando que el modelo presenta unas tasas de especificidad y sensibilidad adecuadas, dando como resultado que los datos son coherentes con la realidad.

#### Área bajo la curva

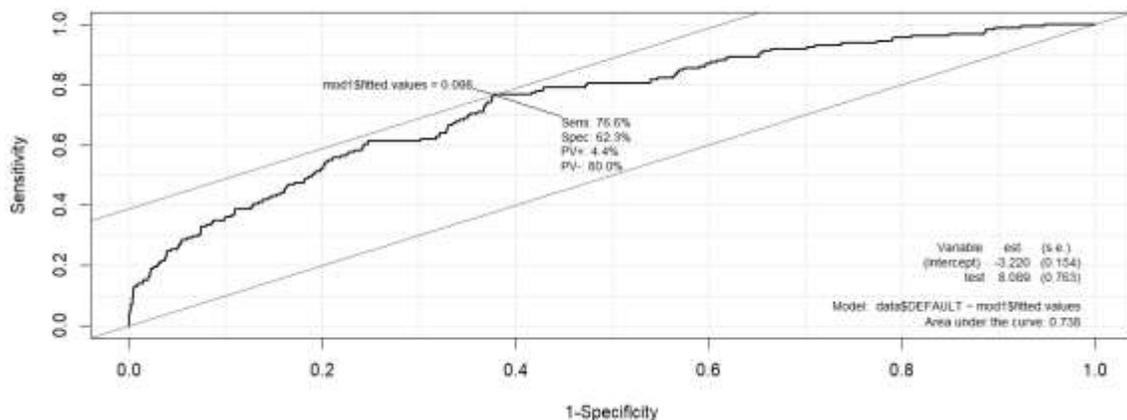
Tomando como referencia un modelo aleatorio, se busca determinar que el modelo propuesto esté por encima del 50% , se establece probar los valores ajustados del modelo 1 con la variable estado Default bajo los siguientes comandos:

**Figura 13**  
*Curva ROC*

```
### ROC curva
ROC(test = mod1$fitted.values,
     stat = data$DEFAULT,
     col.grid = gray(0))
(auc <- roc1$auc)
(AR <- 2*auc-1)
```

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

**Figura 14**  
*Área bajo la curva*



Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Se prueban los valores ajustados en el modelo 1 creado, donde el punto de corte de equilibrio es del 0.098 con una sensibilidad del 76.6% y una especificidad del 62.3% con un área bajo la curva del 0.738 estando por encima del 0.5 como punto de referencia en un modelo aleatorio, determinando que el modelo clasifica de una manera adecuada los cumplidos de los incumplidos.

~ para la línea microcrédito en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima

En este orden de ideas, se empieza a buscar el mejor modelo ajustado para poder describir la variable Default de acuerdo con la información contenida dentro de la base de datos así:

### Modelo Step

El modelo Step es una metodología en modelamiento lo cual permite una inclusión o exclusión de manera sistemática de variables al modelo, buscando la mejor opción para la descripción de la variable DEFAULT.

## Figura 15

### Modelo Step

```
#modelo ajustado
#### Step ####
## Modelos iniciales
ini <- glm(DEFAULT ~ 1,
           data = data,
           contrasts = list (GENERO = "contr.sum", `ESTADO CIVIL` = "contr.sum",
                           UTILIDAD="contr.sum"),
           family = binomial(link = "logit"))
fin <- glm(DEFAULT ~ .,
           data = data,
           contrasts = list (GENERO = "contr.sum", `ESTADO CIVIL` = "contr.sum",
                           UTILIDAD="contr.sum"),
           family = binomial(link = "logit"))
```

*Nota.* Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Se inicia con el modelo donde la variable default sea descrita por el intercepto y se termina con un modelo donde se tengan en cuenta todas las variables para poder describir el default de acuerdo con el contenido de la información, con el ánimo de obtener el menor valor reflejado en el AIC( medida de bondad y ajuste).

### Modelo Ajustado FORWARD

Se toma el Modelo inicial incluyendo variables donde a medida que se van anexando, el modelo establece el menor AIC hasta llegar al punto de determinar las variables que mejor describen la variable DEFAULT bajo el siguiente comando:

## Figura 16

### Modelo Forward

```
## Forward
```

```
mod2 <- step(ini, scope = list(lower = ini,  
                              upper = fin),  
            direction = 'forward')
```

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Resultado:

## Figura 17

### Modelo forward con características significativas

```
Step: AIC=895.91  
DEFAULT ~ PDEUDAVIG + APORTES + GENERO + EDAD + ESTRATO + ING +  
CAPITALINI
```

	Df	Deviance	AIC
<none>		879.91	895.91
+ APOR_DEU	1	878.43	896.43
+ `EST. CIVIL`	1	879.37	897.37
+ `P CARGO`	1	879.56	897.56
+ GAST	1	879.80	897.80
+ UTILIDAD	1	879.88	897.88
+ ACTIVO	1	879.89	897.89
+ PASIVO	1	879.90	897.90

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

De acuerdo con los resultados al ir agregando variables al modelo #Forward donde lo que se busca es tener un AIC ( medida de sensibilidad) menor, el mejor modelo que se puede determinar la variable DEFAULT es el siguiente con un AIC=895.91

```
DEFAULT ~ PDEUDAVIG + APORTES + GENERO + EDAD + ESTRATO  
+ ING + CAPITALINI
```

Con un AIC de 895.91 las variables que mejor describen el modelo son el porcentaje de capital pago, los aportes, el género, el estrato, los ingresos y el capital inicial.

### Modelo Backward

Se toma el Modelo inicial con todas las variables donde a medida que se van excluyendo, el modelo establece el menor AIC hasta llegar al punto de

~ para la línea microcrédito en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima

determinar las variables que mejor describen la variable DEFAULT bajo el siguiente comando:

### Figura 18

#### Modelo Backward

```
## Backward
mod3 <- step(fin, scope = list(lower = ini,
                              upper = fin),
            direction = 'backward')
```

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Resultado:

### Figura 19

#### Modelo Backward con características significativas

```
Step: AIC=895.91
DEFAULT ~ GENERO + EDAD + CAPITALINI + ING + APORTES + ESTRATO +
PDEUAVIG
```

	Df	Deviance	AIC
<none>		879.91	895.91
- CAPITALINI	1	882.79	896.79
- APORTES	1	882.97	896.97
- ING	1	884.45	898.45
- EDAD	1	888.34	902.34
- ESTRATO	1	888.68	902.68
- GENERO	1	895.18	909.18
- PDEUAVIG	1	941.97	955.97

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Con un AIC de 895.91 las variables que mejor describen el modelo son el porcentaje de capital pago, los aportes, el género, el estrato, los ingresos y el capital inicial. Así las cosas, son las mismas variables identificadas dentro del modelo #Backward

#### Modelo BothWays

Con este modelo, se empieza con todas las variables o con una de ellas, donde al intercepto se agrega o elimina variables donde el modelo busca de manera automática las variables que describen mejor la variable DEFAULT, bajo el siguiente comando:

## Figura 20

### Modelo BothWays

```
## Both ways
mod4 <- step(ini, scope = list(lower = ini,
                              upper = fin),
            direction = 'both')
```

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

De acuerdo con los resultados al ir agregando variables al modelo #Bothways donde lo que se busca es tener un AIC ( medida de sensibilidad) menor, el mejor modelo que se puede determinar la variable DEFAULT es el siguiente:

Resultado:

## Figura 21

### Modelo BothWays con características significativas

```
Step: AIC=895.91
DEFAULT ~ PDEUAVIG + APORTES + GENERO + EDAD + ESTRATO + ING +
CAPITALINI
```

	Df	Deviance	AIC
<none>		879.91	895.91
+ APOR_DEU	1	878.43	896.43
- CAPITALINI	1	882.79	896.79
- APORTES	1	882.97	896.97
+ `EST. CIVIL`	1	879.37	897.37
+ `P CARGO`	1	879.56	897.56
+ GAST	1	879.80	897.80
+ UTILIDAD	1	879.88	897.88
+ ACTIVO	1	879.89	897.89
+ PASIVO	1	879.90	897.90
- ING	1	884.45	898.45
- EDAD	1	888.34	902.34
- ESTRATO	1	888.68	902.68
- GENERO	1	895.18	909.18
- PDEUAVIG	1	941.97	955.97

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Con un AIC de 895.91 las variables que mejor describen el modelo son el porcentaje de capital pago, los aportes, el género, el estrato, los ingresos y el capital inicial. Así las cosas, son las mismas variables identificadas dentro del modelo #Forward y #Backward

~ para la línea microcrédito en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima

Con un criterio de información de Akaike de 895.91 las variables que mejor describen la variable default en modelo en un análisis hacia adelante y hacia atrás son DEFAULT ~ PDEUDAVIG + APORTES + GENERO + EDAD + ESTRATO + ING + CAPITALINI.

Debido a que los tres modelos tienen el mismo resultado, se determina que no es necesario realizar una comparación entre ellos debido a que los resultados son los mismos.

### Selección del Modelo

Debido a que los resultados no interfieren en la escogencia del modelo, se establece escoger el modelo 4, teniendo en cuenta que corresponde al modelo que más se ajusta a los datos, y así conocer los coeficientes y realizar las debidas proyecciones así:

Summary(mod4): Se establece que todos los coeficientes son significativos excepto el capital inicial y los aportes al estar por encima del 0.5.

### Figura 22

#### Summary modelo 4

```
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.2117 -0.5109 -0.3698 -0.2404  2.9771

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -3.14598954966  0.44952261305  -6.999 0.000000000002587 ***
PDEUDAVIG    3.43080386113  0.47213765337   7.267 0.000000000000369 ***
APORTES      -0.00000019103  0.00000011375  -1.679  0.093083 .
GENERO1       0.34714499984  0.08993253516   3.860  0.000113 ***
EDAD         -0.02069250125  0.00726915601  -2.847  0.004419 **
ESTRATO       0.44125427128  0.14825893393   2.976  0.002918 **
ING          -0.00000009588  0.00000004797  -1.999  0.045635 *
CAPITALINI   -0.00000003230  0.00000001993  -1.621  0.105016

---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 996.06  on 1438  degrees of freedom
Residual deviance: 879.91  on 1431  degrees of freedom
AIC: 895.91

Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Se determina el intercepto  $3.431e+00$  , la variable PDEUDAVIG con un valor de  $3.431e+00$  genera riesgo para la predicción, la variable APORTES con  $-1.910e-07$  resta riesgo para la predicción, la variable GENERO1 (mujeres) genera riesgo para el modelo, la variable EDAD con un valor de  $-2.069e-02$  resta riesgo para el modelo, la variable ESTRATO con un valor de  $4.413e-01$  agrega riesgo para el modelo, la variable ING con un valor de  $-9.588e-08$  resta riesgo para el modelo y la variable CAPITALINI con un valor de  $-3.230e-08$  resta riesgo para el modelo.

#### Matriz de Confusión Modelo 4

Después de haber reducido el modelo con 7 variables, se realiza una comparación entre el modelo inicial ( modelo 1) y modelo final (modelo 4) bajo los siguientes comandos obteniendo los siguientes resultados:

#### Figura 23

##### Matriz de Confusión Modelo 4

```
## Creación de valores predichos
fitted2 <- as.factor(ifelse(mod4$fitted.values < cutoff, 0, 1))
table(fitted2)

(coef<-coef(mod4))

## Generación matriz
(tcon_2 <- with(data, table(DEFAULT, fitted2)))
tcon_1
```

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Se establecen los valores predichos para el modelo 4 en la función establecida como fitted2, donde de acuerdo con el punto de corte, se distribuyen las probabilidades de incumplimiento de los asociados bajo las condiciones del nuevo modelo (4).

Así las cosas, al comparar el modelo inicial (1) con el modelo final (4) se puede observar que el modelo ajustado clasifica 5 asociados por encima del

~ para la línea microcrédito en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima

modelo (1) como falsos positivos y 2 asociados más por encima del modelo (1) respecto a los incumplidos vs los cumplidos considerándose falsos negativos.

**Figura 24**

*Matriz de confusión*

```
> ## Generación matriz
> (tcon_2 <- with(data, table(DEFAULT, fitted2)))
      fitted2
DEFAULT 0  1
      0 859 422
      1  51 107
> tcon_1
      fitted1
DEFAULT 0  1
      0 854 427
      1  53 105
```

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

De acuerdo con el resultado, se puede observar en fitted2 que el modelo al seleccionar las variables clasifica de una mejor manera los cumplidos de los incumplidos, utilizando solo 7 variables, convirtiéndolo en el modelo que más se ajusta a los datos, es reducido y simple para usar e interpretar. Adicionalmente, los coeficientes presentan lógica de negocio, lo cual ayuda a determinar la objetividad de las predicciones.

**Figura 25**

*Significancia de los datos seleccionados en el modelo*

```
> (coef<-coef(mod4))
      (Intercept)      PDEUDAVIG      APORTES      GENERO1      EDAD
-3.14598954965807  3.43080386113145 -0.00000019103210  0.34714499983902 -0.02069250125028
      ESTRATO      ING      CAPITALINI
 0.44125427128193 -0.00000009588385 -0.00000003230173
```

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Los coeficientes para el modelo seleccionado presentan lógica del negocio, debido a que variables como el porcentaje de deuda , el género ( mujeres) y el estrato socioeconómico se definen como generadoras de riesgo al sumar valor dentro de la ecuación. Así mismo, las variables como los aportes, la edad y los ingresos representan variables que restan riesgo, siendo características importantes que debe cumplir el asociado para poder acceder al crédito y mantener un buen hábito de pago.

Sensibilidad y Especificidad para el modelo Ajustado.

De acuerdo con la selección del modelo 4 , como modelo ideal de acuerdo con los resultados, se realiza la prueba de sensibilidad y especificidad donde respecto a los resultados los resultados cambian de manera ascendente, dando más confianza para establecer una predicción objetiva para evaluación de resultados.

### Figura 26

*Prueba de sensibilidad y especificidad*

```
> coords(roc2, cutoff, drop = FALSE)
  threshold specificity sensitivity
1 0.1097985  0.6705699  0.6772152
> ## SENSIBILIDAD Y ESPECIFICIDAD
> roc1 <- roc(data$DEFAULT, mod1$fitted.values,
+           auc = T,
+           ci = T)
```

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Área bajo la curva modelo ajustado

Con la selección del modelo, se realiza de nuevo el cálculo del área bajo la curva con el ánimo de corroborar que el resultado esté adecuado de acuerdo con la reducción de variables de acuerdo con la selección del modelo 4.

### Figura 27

*Curva ROC*

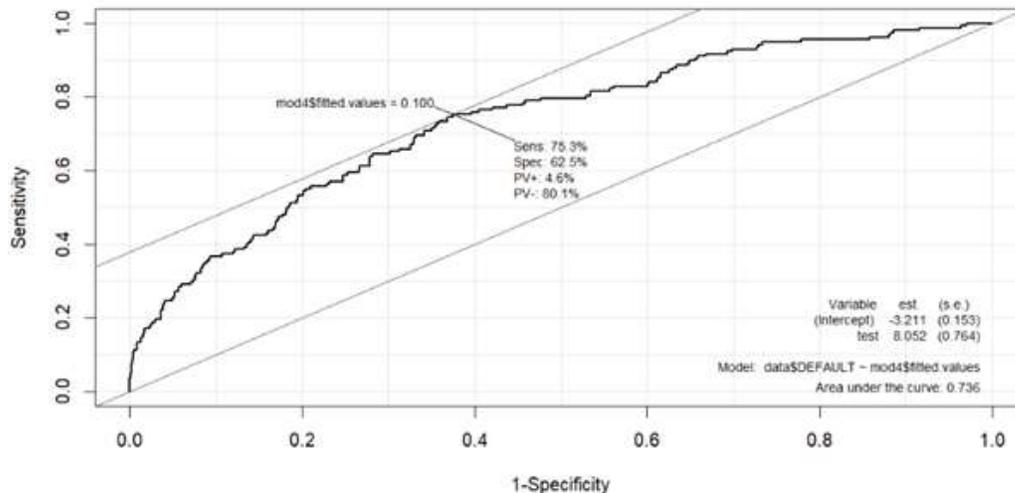
```
## ROC area bajo la curva
ROC(test = mod4$fitted.values,
     stat = data$DEFAULT,
     col.grid = gray(0))
(auc <- roc2$auc)
(AR <- 2*auc-1)
```

Nota. Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Resultado:

~ para la línea microcrédito en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima

**Figura 28**  
Área bajo la curva



*Nota.* Tomado del programa R Studio. Fuente: Elaboración Propia

Respecto a los resultados obtenidos, el área bajo la curva continua estando por encima del 50% tomando como referencia en un modelo aleatorio, con un resultado del 73.6% determinando que el modelo clasifica de una manera adecuada los cumplidos de los incumplidos.

#### Predicciones con base en los resultados del Modelo

De acuerdo con la predicción del modelo seleccionado, se determina la posibilidad de Predecir la probabilidad de incumplimiento de un asociado de la Cooperativa que desee renovar su solicitud de crédito bajo la siguiente forma:

```
predict( modelo, newdata= data.frame (datos nuevos))
```

Así las cosas, ya determinadas las variables de acuerdo con el modelo, se reemplazan los valores para cada una bajo la condición de que la variable debe contener el mismo nombre utilizado dentro del modelo para poder ser reconocida por el comando.

Ejemplo de un asociado:

Selección base de datos: La base de datos puede estar en un archivo de excel o se puede crear un data frame así:

```
nuevoobli<-data.frame (CAPAGO=0.10,  
APORTES=50.000,GENERO=as.factor(1), Edad=25, Estra=2, Ingresos=800.000,  
Capitalini=100.0000)
```

Se establece el Z, como la predicción del modelo de acuerdo con la información contenida para cada variable.

```
z<-predict(mod4,newdata=nuevoobli)
```

Para poder determinar el valor de la probabilidad de incumplimiento, se debe pasar por la exponencial, tomando  $1/(1+\exp(-z))*100$

Así las cosas, para este ejercicio la probabilidad de incumplimiento es del 5,20% (#0.05198483).

La probabilidad de incumplimiento del asociado que cumple con las características descritas, es de 5.20% perteneciendo al sector de los cumplidos debido a que está por debajo del 10.98% establecido como punto de corte.

~ para la línea microcrédito en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima

### **Conclusiones y recomendaciones**

De acuerdo con la clasificación de las variables determinadas como objetos de estudio para esta investigación, las variables como Género, Default, Estado Civil y Utilidad, se convierten en factores debido a que no son datos numéricos, considerándose para esta investigación variables categóricas o estados.

Se utiliza el modelo lineal generalizado con función LOGIT para realizar el análisis de información cualitativa y cuantitativa de la cooperativa de ahorro y crédito, tomando todas las variables dentro del modelo original para describir el default en días de mora. También, se listan las variables definidas como cualitativas en un modelo binomial donde se define la probabilidad de éxito o fracaso. Para este caso, el éxito es la probabilidad de que un asociado entre en default (1) y el fracaso es la probabilidad de que un asociado no entre en default (0) dentro de un modelo Logit.

De acuerdo con el procesamiento de datos, se determina un punto de corte (cutoff) para esta investigación del 10.98% el cual es determinante dentro de la generación de valores predichos especialmente.

De acuerdo con el análisis de sensibilidad y especificidad al realizar un comparación entre el modelo original y el modelo seleccionado, se establece que los valores del modelo ajustado superan los resultados del modelo original, siendo un aspecto positivo de acuerdo con la descripción que realiza el modelo a la variable Default.

Para poder establecer el mejor modelo que describe la variable Default dentro de la investigación, se utilizan los modelos Forward, Backward y Bothways donde los resultados coinciden en la selección de las variables, permitiendo reducir su número a 7 variables las cuales están relacionadas con el porcentaje de deuda pago, valor en aportes sociales, género, edad, estrato socioeconómico, estrato, ingresos y capital inicial con un grado de significancia representado en los resultados, lo cual ayuda a predecir la probabilidad de incumplimiento de una manera más objetiva dentro de esta investigación.

La aplicación del modelo sobre la base de datos obtenida desde la Cooperativa establece que variables como los aportes sociales, la edad del asociado y los ingresos, son variables necesarias de tener en cuenta para el

análisis y otorgamiento de crédito debido a que restan riesgo de acuerdo con los coeficientes encontrados.

Los coeficientes que suman riesgo de acuerdo con el modelo seleccionado presentan lógica del negocio, debido a que variables como el porcentaje de deuda, el género (mujeres) y el estrato socioeconómico se definen como generadoras de riesgo al sumar valor dentro de la ecuación.

El modelo LOGIT muestra fortalezas y debilidades frente a la evaluación del riesgo crediticio en la cooperativa objeto de estudio , sin embargo es necesario seguir investigando con otros modelos estadísticos dispuesto en la literatura como el Probit y el Tobit.

## Referencias

- Alianza Cooperativa Internacional. (2022). *ICA*. Retrieved from <https://www.ica.coop/es/cooperativas/historia-movimiento-cooperativo#:~:text=En%201862%2C%20en%20Alemania%2C%20Friedrich,financieras%20en%20todo%20el%20mundo>.
- Arango Duque, L & Restrepo Baena, D. (2017). *Diseño de un Modelo de Scoring para el Otorgamiento de Crédito de Consumo en una Compañía de Financiamiento Colombiana*. Medellín.
- Banco de la Republica de Colombia. (2021, 11). *Banco de la Republica de Colombia*. Retrieved from Banco de la Republica de Colombia: <https://www.banrep.gov.co/es/taxonomy/term/4155>
- Barona Z, B. (2004). Microcrédito en Colombia. *Estudios Gerenciales*.
- Brooks, C. (2008) *Introductory Econometrics for Finance*. 2nd Edition, Cambridge University Press, New York.  
<https://doi.org/10.1017/CBO9780511841644>
- Confecoop. (2022). *Confecoop*. Retrieved from <https://confecoop.coop/cooperativismo/historia-en-colombia/#:~:text=Algunas%20de%20las%20caracter%C3%ADsticas%20que,que%20recibi%C3%B3%20su%20personer%C3%ADa%20jur%C3%ADdica>
- Confederación de cooperativas de Colombia. (2021). *Confecoop*. Retrieved from <https://colombiacooperativa.coop/2021/09/sector-cooperativo-con-actividad-financiera-segundo-trimestre-2021-informe-confecoop/>
- Cooperativa de Ahorro y Crédito con presencia en Huila y Tolima. (2022). *Informe SIAR primer semestre del año 2022*.
- Duho, K. C., Duho, D. M., & Forson, J. A. (2021). Impact of income diversification strategy on credit risk and market risk among microfinance institutions.

Journal of Economic and Administrative Sciences. Retrieved from <https://publons.com/wos-op/publon/40145704/>

Elizondo, A. (2004). *Medición Integral del riesgo de crédito*. México D.F: Limusa Noriega Editores.

Fernández Castaño, H & Pérez Ramírez, F. (2005). El modelo logístico: una herramienta estadística para evaluar el riesgo de crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, vol. 4, núm. 6, enero-junio, , pp. 55-75.

Giarola, E., Santos, A. & Ferreira, R. (2009). Conflictos de interés en las cooperativas de crédito: un análisis desde la perspectiva del análisis de redes sociales. XXXIII Reunión ANPAD

Memorias de la asamblea general de la Cooperativa de Ahorro y Crédito con presencia en el Huila y Tolima. (2021).

Pardo Carrillo, O. S. (2020). Perfil de riesgo de crédito para una cooperativa en Villavicencio a partir de un modelo logit. *Universidad & Empresa*, vol. 22, núm. 38, 239, 237-256. Retrieved from <https://revistas.urosario.edu.co/xml/1872/187263780011/index.html>

Pérez, F., y Fernández, H. (2007). Las redes neuronales y la evaluación del riesgo de crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 77-91. Retrieved from <http://www.scielo.org.co/pdf/rium/v6n10/v6n10a07.pdf>

Revisor fiscal. (2012). Quincuagesima séptima asamblea general. Garzón: COOFISAM.

Rodríguez Guevara, D. E., Rodríguez Guevara, D. E., Trespalcios Carrasquilla, A., & Jiménez Echeverri, E. A. (2022). Modelación de riesgo de crédito de personas naturales. Un caso aplicado a una caja de compensación familiar colombiana. *Revista de Métodos Cuantitativos Para La Economía y La Empresa*

~ para la línea microcrédito en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima

Salazar, F. (2013). Cuantificación del riesgo de incumplimiento en créditos de libre inversión: un ejercicio econométrico para una entidad bancaria del municipio de Popayán, Colombia. *Estudios Gerenciales*.

Silva Filho, G. T. (2002). Evaluación del desempeño en cooperativas de ahorro y crédito: una aplicación del modelo de gestión económica -GECON. *Organizaciones Rurales y Agroindustriales*  
<https://www.revista.dae.ufla.br/index.php/ora/article/view/266>

*Supersolidaria*. (2022, Agosto). Retrieved from  
<https://www.supersolidaria.gov.co/es/content/cooperativas-de-ahorro-y-credito-2022>

*Supersolidaria*. (2022). *¿Qué cooperativas pueden ejercer actividad financiera?*  
Retrieved from <https://www.supersolidaria.gov.co/es/faq/3-que-cooperativas-pueden-ejercer-actividad-financiera#:~:text=Cooperativas%20de%20ahorro%20y%20cr%C3%A9dito,secci%C3%B3n%20de%20ahorro%20y%20cr%C3%A9dito>.

*Supersolidaria*. (2022, Junio). *Supersolidaria*. Retrieved from  
<https://www.supersolidaria.gov.co/es/sala-de-prensa/noticia/para-comentarios-proyecto-modificacion-al-sistema-de-administracion-de-riesgo>

*Supersolidaria*. (n.d.). Sistema de Administración del Riesgo de Crédito – SARC. *Circular básica contable y financiera*.

Vargas Sánchez, A., & Saulo, M. C. (2014). Medición del Riesgo Crediticio Mediante la Aplicación de Métodos Basados en Calificaciones Internas. *Investigación & Desarrollo*. Retrieved from  
[https://www.researchgate.net/publication/314968875\\_medicion\\_del\\_riesgo\\_crediticio\\_mediante\\_la\\_aplicacion\\_de\\_metodos\\_basados\\_en\\_calificaciones\\_internas](https://www.researchgate.net/publication/314968875_medicion_del_riesgo_crediticio_mediante_la_aplicacion_de_metodos_basados_en_calificaciones_internas)

Vasconcellos de Paula, D. A., Artes, R., Ayres, F., & Fonseca Minardi, A. M. (2019). Estimating credit and profit scoring of a Brazilian credit union with

logistic regression and machine-learning techniques. *RAUSP Management Journal*, 54. doi:10.1108/RAUSP-03-2018-0003

~ para la línea microcrédito en una Cooperativa con presencia en el Huila y Tolima

## Anexos

### Anexo 1. Base de datos:

<https://drive.google.com/drive/folders/1VQEtzJ2SWIPZwL5NnEuwLBibyIOTATI4?usp=sharing>

### Anexo 2. Procesamiento de la información en R Studio