

**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE QUITO**

CARRERA:

ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS

**Tesis previa a la obtención del título de: INGENIERO E INGENIERA
COMERCIAL**

TEMA:

**DISEÑO DE UN MODELO DE CALIFICACIÓN DE CRÉDITO PARA LA
MINIMIZACIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO CON EL USO DE VISUAL BASIC
EN LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO SAN VALENTÍN, CANTÓN
QUITO, PARROQUIA CHILLOGALLO**

AUTORES:

**ARMANDO ANDRÉS ANALUISA AGUIAR
ADRIANA ELIZABETH PAREDES ÑACATA**

DIRECTOR:

MILTON EFRAÍN GUAMÁN GUANOPATÍN

Quito, Mayo del 2015

DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD Y AUTORIZACIÓN DE USO DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Nosotros, autorizamos a la Universidad Politécnica Salesiana la publicación total o parcial de este trabajo de titulación y su reproducción sin fines de lucro.

Además, declaramos que los conceptos, análisis desarrollados y las conclusiones del presente trabajo son de exclusiva responsabilidad de los autores.

Quito, Mayo del 2015

Armando Andrés Analuisa Aguiar
C.I. 1720917218

Adriana Elizabeth Paredes Ñacata
C.I. 1719867770

DEDICATORIA

A mis padres Jaime y Teresa por ser los pilares fundamentales de mi vida y que hicieron todo su esfuerzo para que llegue este momento, a mis hermanos Wellington y Fernanda por ser ese respaldo incondicional en los momentos difíciles, a Alejito por cambiarme la perspectiva de la vida y a mis mejores amigos F y F por ser como son. Esto es para ustedes.

Armando Andrés Analuisa Aguiar

El presente trabajo va dedicado a Dios por nunca dejarme decaer y permitirme vivir un logro más. Gracias a mis amados y querido padres, José y Lucinda, que con su esfuerzo, amor y dedicación siempre estuvieron ahí en todo momento apoyándome y guiándome para llegar a ser una persona de bien y lograr mis metas y sueños junto a ellos. A mis hermanas, hermano y mis dos grandes amores Jhonny y Martin por darme el aliento y apoyo oportuno en las diferentes situaciones que me encontrado en lo largo de mi vida. En general a toda mi familia que siempre me dieron su bendición y apoyo para continuar en mi carrera profesional siendo mi pilar para continuar esforzándome y luchando junto a ellos

Adriana Elizabeth Paredes Ñacata

AGRADECIMIENTO

Agradecemos a la Universidad Politécnica Salesiana por brindar esa vocación de servicio a los jóvenes, a nuestros profesores que transmitieron su conocimiento con respeto y paciencia, a Gabriela Vargas por sus consejos, visión y apertura total y muy en especial a nuestro tutor de tesis por haber compartido su conocimiento y experiencia muchas gracias Ingeniero Milton Guamán.

RESUMEN

La Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín lleva a cabo sus operaciones desde el año 2011 en el sector sur de la ciudad de Quito, actualmente esta Institución no tiene un sistema experto de calificación de crédito que le sirva como herramienta para la toma de decisiones en lo referente a colocación de créditos. En este sentido se pretende diseñar un modelo de calificación de crédito para esta Institución que le permita minimizar el riesgo en la cartera de microcrédito

El modelo de calificación de crédito comienza con la identificación de las variables cualitativas (tipo texto) y cuantitativas (tipo numérico) mismas que son obtenidas de la base de datos histórica de la Cooperativa los datos obtenidos corresponden a la cartera de microcrédito.

Una vez identificadas las variables se procede a realizar un análisis exploratorio Univariante donde el número de las variables iniciales disminuirá. Seguido se realiza un análisis exploratorio Bivariante con las variables sobrantes del primer análisis, este segundo análisis consiste en determinar si las variables que pasaron al primer análisis explican a la variable dependiente del modelo, esta variable dependiente es creada mediante la relación existente entre la mora promedio y mora máxima de un socio al otorgarle un crédito, a esta variable dependiente la llamaremos INCUMPLIMIENTO misma que identifica, discrimina y determina a todo sujeto de crédito como BUEN o MAL cliente según el rango de morosidad.

Realizado el análisis exploratorio Bivariante tenemos las variables finales que explica significativamente al INCUMPLIMIENTO y serán sometidas a una regresión logística que permita obtener la ecuación general del modelo de calificación de crédito.

Esta ecuación arroja un resultado que se la conoce como Z_j e indica la sumatoria de todas las variables finales para un sujeto de crédito pero aún no este resultado no está en función de una probabilidad por lo que a este valor Z_j se le realiza un ajuste que permita obtener un valor entre cero y uno ($0 \leq P_i \leq 1$) y se lo conocerá como P_j .

P_j indica que si el valor es más cercano a cero indicará menor probabilidad de que el socio caiga en mora en contraste a que si este valor es más cercano a uno.

ABSTRACT

The Cooperative of Savings and Credit San Valentine conducts its operations since 2011 in the southern sector of the city of Quito, this institution currently doesn't have an expert credit score system that serves as a tool for decision making regarding placement of credits. In this sense we are going to try to design a credit scoring model for this institution that minimizes its risk in the microcredit portfolio

The credit scoring model begins with the identification of qualitative variables (text type) and quantitative (numerical type) these variables are obtained from the historical database of the Cooperative, the data obtained correspond to the microcredit portfolio.

In the first analysis we have to perform a Univariate exploratory analysis where the initial variables decrease. After that we have to perform a Bivariate exploratory analysis we must determinate if the remaining variables explain the dependent variable, this dependent variable is created with two initial variables named "mora promedio" and "mora máxima", this dependent variable is called "INCUMPLIMIENTO" and this variable identifies, discriminates and determines a GOOD or BAD client.

After the Bivariate exploratory analysis we got the final variables that explain significantly the dependent variable "INCUMPLIMIENTO" and we are going to use those final variables in a logistic regression in order to get a general equation of credit score model.

This equation gives a result known as Z_j this value is the sum of the final variables but this result is not a probability for that reason we have to adjust this result in order to get a probability between zero and one ($0 \leq P_i \leq 1$) known as P_j .

P_j means a probability. If the value is closer to zero, the client will have a lower probability of default. If the value is closer to one, the client will have a higher probability of default.

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN	1
Planeamiento del problema	2
Objetivos	3
Justificación.....	3
Acopio y procesamiento de información	4
Métodos generales y específicos	4
Delimitación y alcance del objeto de estudio	4
CAPÍTULO 1	5
MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL	5
1.1. Cooperativas de Ahorro y Crédito	5
1.2. Economía Popular y Solidaria.....	5
1.3. Economía Capitalista.....	5
1.4. Crédito.....	5
1.5. Riesgo de crédito.....	6
1.6. Basilea I.....	6
1.7. Basilea II	6
1.8. Modelo de calificación de crédito	7
1.9. Tipo de variables	7
1.9.1. Variables cualitativas	7
1.9.2. Variables cuantitativas	8
1.10. Análisis exploratorio de datos	9
1.10.1. Definiciones básicas	10
1.11. Análisis estadístico	10
1.11.1. Análisis univariante.....	11
1.11.2. Análisis bivalente.....	20
1.12. Econometría	24
1.12.1. Definiciones básicas	24
1.12.2. Naturaleza del Análisis de Modelos de Regresión	26
1.12.3. Modelos Estadísticos.....	27
1.12.3.1. Análisis discriminante	27
1.12.3.2. Modelo Lineal	28
1.12.3.3. Modelo Logit.....	28

CAPÍTULO 2	29
DIAGNÓSTICO DE LA SITUACIÓN ACTUAL DE LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO SAN VALENTÍN	29
2.1. Descripción de la Cooperativa	29
2.1.1. Antecedentes	29
2.1.2. Misión y visión.....	30
2.1.3. Estructura organizacional.....	31
2.1.4. Principales productos y servicios	32
2.1.5. Factores críticos de éxito.....	34
2.1.6. Contexto macroeconómico.....	34
2.1.7. El sector de las microfinanzas	35
2.1.8. Posicionamiento en el mercado.....	36
2.1.9. Impacto social	37
CAPÍTULO 3	38
ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE UN CONJUNTO DE VARIABLES PARA EL DISEÑO DE UN MODELO DE CALIFICACIÓN DE CRÉDITO PARA LA CARTERA DE MICROCRÉDITO.....	38
3.1. Descripción de variables	38
3.2. Definición de incumplimiento.....	40
3.3. Condición “tipo pagador”	41
3.4. Análisis de las variables explicativas	43
3.5. Preparar Variables para un Modelo de Calificación de Crédito.....	44
3.5.1. Análisis de las Variables	44
3.5.2. Modelo de Calificación de Crédito	46
3.5.3. Ajuste al modelo Logístico	47
3.5.4. Desarrollar un demo en Visual Basic 6.0 del Modelo de Calificación de Crédito.....	50
3.5.5. Manual de usuario	51
CONCLUSIONES	54
RECOMENDACIONES	55
LISTA DE REFERENCIAS	56
ANEXOS.....	60

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1	Tabla de frecuencias.....	16
Tabla 2	Diagrama de tallos y hojas	19
Tabla 3	Esquema de tabla de contingencia	21
Tabla 4	Ejemplo de tabla de contingencia.....	21
Tabla 5	Tabla de contingencia frecuencia esperada.....	22
Tabla 6	Variables base de datos cartera de microcrédito	39
Tabla 7	Condición “Tipo pagador”	42
Tabla 8	Matriz de Contingencia Condición “Tipo pagador”.....	43
Tabla 9	Variables finales después de análisis exploratorio univariante y bivalente	45
Tabla 10	Variables finales de base de datos cartera de microcrédito.....	47
Tabla 11	Variables del modelo de calificación de crédito en la cartera de microcrédito	49

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1	Diagrama de Barras	13
Figura 2	Diagrama de Pareto.....	13
Figura 3	Pictograma	14
Figura 4	Diagrama de Sectores	14
Figura 5	Histograma de Frecuencias	16
Figura 6	Diferentes Formas de Histogramas	17
Figura 7	Polígono de Frecuencias	18
Figura 8	Polígono de Frecuencias	18
Figura 9	Tipos de Correlación.....	23
Figura 10	Logo de la cooperativa.....	29
Figura 11	Estructura Organizacional.....	32
Figura 12	Paso 1 – Paso 2	52
Figura 13	Paso 3 – Paso 4 – Paso 5.....	53
Figura 14	Paso 6 – Paso 7	53
Figura 15	Paso 8.....	54

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1	Análisis Exploratorio Univariante de las Variables Cualitativas y Cuantitativas de la Base de Datos Entregada por la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín.....	62
Anexo 2	Análisis Exploratorio Bivariante de las Variables Cualitativas y Cuantitativas de la Base de Datos Entregada por la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín.....	88
Anexo 3	Regresión Logística (LOGIT) de las Variables Independientes Finales de la Base de Datos Entregada por la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín.....	102

INTRODUCCIÓN

En la actualidad, el número de Organizaciones del Sector Financiero Popular y Solidario específicamente Cooperativas de Ahorro y Crédito en el Ecuador asciende a 943 de las cuales 907 Cooperativas se encuentran en estado activo y 36 en proceso de liquidación.

El 62.5% de Cooperativas se concentran en cinco provincias, siendo Pichincha la que presenta el mayor número de Cooperativas de Ahorro y Crédito a nivel nacional con el 19.1%, le siguen Tungurahua con el 18%, Chimborazo con el 9.7%, Cotopaxi con el 9% y Guayas con el 6.7%, en el resto de provincias la presencia de Cooperativas es menor al 5%.

El alto número de Cooperativas de Ahorro y Crédito ha generado que cada una de ellas busque diferenciarse de las demás mediante publicidad, infraestructura, visión social, presentación de nuevos y novedosos productos financieros. Sin embargo, en muchos casos estos intermediarios financieros no han llevado el proceso de colocación de crédito mediante una metodología apropiada sino más bien con criterios subjetivos en lo referente a dicha colocación en cada una de sus carteras como la de consumo y microcrédito.

En este sentido, la presente tesis tiene como objetivo el Diseñar un Modelo de Calificación de Crédito para la Minimización del Riesgo de Crédito, misma que se lleva a cabo bajo el patrocinio de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín ubicada en el Cantón Quito, Parroquia Chillogallo.

La presente tesis aborda los siguientes capítulos:

En el capítulo 1 se presentan los aspectos teóricos que permiten mantener una visión sobre el objetivo general planteado en la tesis. En este capítulo se utiliza conceptos universales, es decir, se abordan aspectos netamente metodológicos.

En el capítulo 2 se presenta un análisis de la situación actual de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín en el que se aborda temas como la filosofía organizacional, productos y servicios que oferta y el impacto que ha tenido en lo relacionado al sector de las microfinanzas.

En el capítulo 3 se presenta el análisis y preparación estadística de las variables para el diseño del modelo de calificación de crédito. En este capítulo se presenta todas las fases que

implican la construcción y diseño de un modelo estadístico que sirva de herramienta para la toma de decisiones para la colocación de créditos.

Finalmente se presentan las conclusiones obtenidas en el diseño del modelo propuesto seguido de las recomendaciones finales para esta tesis.

Planteamiento del problema

La Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín realiza sus operaciones desde el año 2011, bajo el control y supervisión de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS) con número de resolución SEPS-ROEPS-2013-000940.

La Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín es una Institución joven que busca ser un intermediario financiero solidario, captando ahorros pequeños y medianos para canalizarlos hacia créditos que contribuyan al emprendimiento de proyectos, mejorando así la calidad de vida de sus socios. Cuenta con una sola agencia en el sector sur de la ciudad de Quito, en el sector de Santa Rita. Los productos y servicios que la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín pone a disposición tienen la característica de mantener una equidad entre el beneficio social hacia los socios y la rentabilidad hacia la Cooperativa. Los servicios que ofrece en lo referente a créditos presenta dos líneas: crédito de consumo y microcréditos; además de un servicio adicional de fondo mortuario que actualmente lo están desarrollando.

La Cooperativa, al no tener un modelo estadístico de calificación de crédito que le sirva como herramienta al oficial de crédito para la colocación de microcréditos, la incertidumbre existente en el negocio financiero, son factores que, relacionados unos con otros, han ocasionado que el oficial de crédito establezca sus decisiones de colocación de microcréditos con criterios subjetivos como la experiencia y sentimientos, que no se tenga un modelo experto de calificación de crédito y que se desconozca la pérdida potencial que debe asumir la Cooperativa como consecuencia del incumplimiento de las obligaciones de sus socios.

En este sentido, lo que se plantea es analizar y preparar estadísticamente un conjunto de variables para el diseño de un modelo de calificación de crédito para la cartera de microcrédito, que le sirva de herramienta al oficial de crédito para mejorar la calidad de colocación del microcrédito.

El no tener un modelo experto de calificación de crédito producirá un aumento en la cartera vencida que bajo el supuesto de no existir un adecuado manejo de recuperación de la cartera,

la Cooperativa tendrá que absorber esas pérdidas con el patrimonio lo cual afectará a la Cooperativa y no podrá seguir realizando sus operaciones y tendrá que cerrar definitivamente.

Objetivos

Objetivo general

Diseñar un modelo de calificación de crédito para la minimización del riesgo de crédito con el uso de Visual Basic en la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín cartera de microcrédito.

Objetivos específicos

- Desarrollar un marco teórico conceptual
- Realizar un diagnóstico de la situación actual de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín
- Analizar y preparar estadísticamente un conjunto de variables para el diseño de un modelo de calificación de crédito para la cartera de microcrédito

Justificación

Al no tener un modelo estadístico de calificación de crédito que le sirva de herramienta al oficial de crédito para la colocación de microcréditos, la incertidumbre existente en el negocio financiero, justifica plantear el diseño de un modelo de calificación de crédito para la minimización del riesgo de crédito en la cartera de microcrédito como un factor de gestión del riesgo de crédito de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín en base a un análisis estadístico de la base de datos histórica de su cartera de microcrédito.

Al contar con un modelo experto de calificación de crédito para la cartera de microcrédito, se pretende proporcionar al oficial de crédito una herramienta tipo probabilístico, que le brinde un soporte en lo referente a conceder o no un crédito de una manera técnica, objetiva, y sistemática.

Acopio y procesamiento de información

Métodos generales y específicos

Para el desarrollo de esta tesis se utilizarán las siguientes herramientas metodológicas, mismas que responden a la aplicación del método científico:

- Documentos bibliográficos: Fuentes impresas como libros, documentos y sitios web.
- Reportes de datos: Datos históricos de los microcréditos colocados por la Cooperativa. (base de datos desde el año 2012).
- Entrevistas: Al Gerente General, Asesor de Crédito, Asesor(a) Jurídica, Asesor Informático.
- Grupos Focales: Gerente General, Asesor de Crédito y Asesor(a) Jurídica.

Delimitación y alcance del objeto de estudio

Temporal

El presente proyecto se realizará del 2014 en adelante.

Espacial

El desarrollo del proyecto lo realizaremos en la ciudad de Quito, Parroquia Chillogallo, Av. Mariscal Sucre S25-119 y La Maná, Sector Santa Rita., en el área de riesgo de crédito en el producto de microcrédito.

Conceptual

El proyecto se sustenta en un análisis estadístico de la base de datos de la cartera de microcrédito de la Cooperativa de ahorro y crédito San Valentín para el diseño de un modelo de calificación de crédito. Aplicando la definición de un modelo de calificación de crédito mismo que responde a “**un sistema automático de ayuda a la toma de decisiones crediticias**” (ACTIBVA, 2013) y que permite mejorar la calidad del crédito otorgado.

CAPÍTULO 1

MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL

1.1. Cooperativas de Ahorro y Crédito

En el Ecuador las Cooperativas de Ahorro y Crédito se definen como:

Organizaciones formadas por personas naturales o jurídicas que se unen voluntariamente con el objeto de realizar actividades de intermediación financiera y de responsabilidad social con sus socios y, previa autorización de la Superintendencia, con clientes o terceros con sujeción a las regulaciones y a los principios reconocidos por la Ley. (IESPS, 2012, pág. 46).

1.2. Economía Popular y Solidaria

La Economía Popular y Solidaria está definida como: “La forma de organización económica, en la cual sus integrantes organizan y desarrollan procesos de producción, intercambio, comercialización, financiamiento y consumo de bienes y servicios para satisfacer necesidades y generar ingresos” (IEPS, 2012, pág. 11)

1.3. Economía Capitalista

En contraste con la Economía Popular y Solidaria mencionada en el párrafo anterior la Economías Capitalista está determinada como: “la estructura concentradora de la propiedad empresarial y el abuso de la posición de predominio en el mercado por parte de pocos y poderosos grupos empresariales”. (Coraggio, 2011, pág. 13).

1.4. Crédito

Al crédito se lo define de la siguiente manera:

El crédito es un préstamo de dinero que el Banco otorga a su cliente, con el compromiso de que en el futuro, el cliente devolverá dicho préstamo en forma gradual (mediante el pago de cuotas) o en un solo pago y con un interés adicional que compensa al Banco por todo el tiempo que no tuvo ese dinero. (BANCAFACIL).

1.5. Riesgo de crédito

El riesgo de crédito se lo define como “La posibilidad de pérdidas por la incapacidad o falta de voluntad de los deudores, contrapartes, o terceros obligados, para cumplir sus obligaciones contractuales registradas dentro o fuera del balance” (Belaunde, 2012).

1.6. Basilea I

Las características de este acuerdo se presentan a continuación:

El acuerdo de **Basilea I**, se firmó en 1988, estableció unos principios básicos en los que debía fundamentarse la actividad bancaria como el capital regulatorio, requisito de permanencia, capacidad de absorción de pérdidas y de protección ante quiebra. Este capital debía ser suficiente para hacer frente a los riesgos de crédito, mercado y tipo de cambio. El acuerdo establecía también que el capital mínimo de la entidad bancaria debía ser el 8% del total de los activos de riesgo (crédito, mercado y tipo de cambio sumados) Este acuerdo quedaba a elección de cada país la incorporación de estas recomendaciones al ordenamiento jurídico nacional, pero, finalmente, entró en vigor en más de cien países. (López Domínguez, 2012)

1.7. Basilea II

Como una mejora a Basilea I se crea Basilea II cuyas características se presentan a continuación.

Sin embargo, ese límite fijado en Basilea I no tenía en cuenta la capacidad de devolución del prestatario, es decir, el límite de crédito a conceder, de 12.5 veces los recursos propios de cada entidad, era el mismo si se prestaba a personas o entidades de gran solvencia que a otros con mayor riesgo de recuperación de la inversión. En definitiva, no se tenía en cuenta el riesgo de crédito. Para solventar este inconveniente, en 2004, el Comité de Basilea volvió a proponer un nuevo conjunto de recomendaciones, basadas en los llamados tres pilares de Basilea II. (López Domínguez, 2012)

Los tres pilares en los que se basa Basilea II responden a:

- Requisitos mínimos de capital
- El proceso de supervisión de la gestión de los fondos propios
- La disciplina del mercado

Es importante mencionar que estos acuerdos de Basilea permiten mejorar la gestión de los intermediarios financieros generando una mayor estabilidad.

1.8. Modelo de calificación de crédito

Un modelo de calificación de crédito también conocido como scoring de crédito es definido como “**un sistema automático de ayuda a la toma de decisiones crediticias**” (ACTIBVA, 2013) y que permite mejorar la calidad del crédito otorgado.

Un Modelo de Calificación de Crédito o scoring de Crédito juega un papel fundamental pues;

Debido a que el Scoring de crédito se sustenta en datos y estadísticas reales, resulta mucho más confiable que los métodos subjetivos o de juicio personal. Además, trata a todos los potenciales créditos objetivamente. En los juicios personales generalmente se emplean criterios que no han sido sistemáticamente probados, que pueden variar cuando se aplican a diferentes individuos e incluso pueden depender del estado de ánimo del analista. (IDE, 2007).

1.9. Tipo de variables

El diseño de un modelo de calificación de crédito para la minimización del riesgo de crédito en la cartera de microcrédito parte con la utilización de una base de datos histórica que servirá como insumo principal para el diseño propuesto. En este sentido, esta base de datos para el diseño del modelo de calificación de crédito aportará con variables¹ que serán de tipo cualitativas y cuantitativas.

1.9.1. Variables cualitativas

A este tipo de variables también se las conoce como variables categóricas y se refieren a “características que no pueden asociarse a cantidades con significado numérico, sino a características que sólo pueden clasificarse.” (Sáez, A., 2012, p. 20).

Con estas variables no se pueden realizar ninguna operación matemática. Como ejemplo tenemos: el sexo de quien solicite un crédito, la raza de los alumnos de una universidad, etc.

Es importante decir que una variable cualitativa “es la característica cuyos valores se expresan en escalas nominal u ordinal.” (Córdova, M., 2003, p. 8).

¹ Variable: Son fenómenos o características que son medidas en algún objeto de investigación

Escala ordinal: Una escala ordinal “es una escala nominal donde los valores de la variable se pueden ordenar en forma ascendente (o descendente).” (Córdova, M., 2003, p. 5).

En la escala ordinal los valores de la variable indican un orden o estatus, es decir, un orden natural en las que se puede asignar números representativos a tales modalidades pero no se pueden realizar operaciones aritméticas con estos ya que, “sólo son válidas las relaciones de orden ($\leq$), de igualdad ($=$) y de no igualdad ($\neq$).” (Córdova, M., 2003, p. 5).

Como ejemplo de esta escala tenemos: el nivel de ingresos (bajo, medio, alto) o nivel de instrucción académica (primaria, secundaria, superior).

Escala nominal: A diferencia de la escala ordinal, los valores de la variable de escala nominal no indican un orden natural. En este sentido “una medida nominal se crea cuando se utilizan nombres para establecer categorías dentro de las cuales las variables pueden registrarse exclusivamente.” (Webster, A., 2000, p. 12).

“Si se asignan números a estos valores cualitativos (modalidades), con estos no se pueden realizar operaciones aritméticas. Solo son válidas las relaciones de igualdad ($=$) y de no igualdad ($\neq$).” (Córdova, M., 2003, p. 5).

Ejemplos de esta escala son: el sexo de los solicitantes de un crédito (masculino o femenino) o en el caso de asignarle números (0 o 1).

1.9.2. Variables cuantitativas

“Los datos cuantitativos son los que representan una cantidad reflejada en una escala numérica.” (Sáez, A., 2012, p. 20)

Como ejemplo tenemos: el ingreso mensual de una persona, el número de hijos de una persona, la temperatura de una ciudad.

A su vez este tipo de variables puede clasificarse en cuantitativas discreta y continúa.

Variable discreta: La definición nos dice que:

Una variable discreta está limitada a ciertos valores, generalmente números enteros. Con frecuencia son el resultado de la enumeración o del conteo. El número de estudiantes de la clase y el número de autos vendidos por General Motors son algunos

ejemplos. En ningún caso se observarán valores fraccionarios. (Webster, A., 2000, p. 10).

Variable continua: Esta variable se explica como:

Aquella que puede tomar cualquier valor dentro de un rango dado. No importa qué tan cerca puedan estar dos observaciones, si el instrumento de medida es lo suficientemente preciso, puede hallarse una tercera observación que se encuentre entre las dos primeras. Una variable continua generalmente resulta de la medición. (Webster, A., 2000, p. 10).

Es importante decir que en una variable cuantitativa sus valores se expresan en escalas de intervalo o de razón.

Escala de intervalo: En esta escala las operaciones de suma y resta son significativas, es decir,

Es una escala ordinal con cuyos “valores” no sólo se pueden verificar igualdad, no igualdad y orden, sino también se puede elegir una unidad de escala y comprobar cuántas veces la diferencia entre dos valores es igual a la diferencia entre otros dos valores de la escala. (Córdova, M., 2003, p. 5).

Hay que decir que en esta escala el valor de cero (0) es relativo. Como ejemplo de la escala de intervalos tenemos: la temperatura en grados Celsius o Fahrenheit.

Escala de razón:

Cuando una escala tiene todas las características de una escala de intervalo y además un punto cero real en su origen, se llama escala de razón. Además de distinción, orden y distancia, ésta es una escala que permite establecer en qué proporción es mayor una categoría de una escala que otra. (Mendoza, H. y Bautista, G, 2002).

Como ejemplo de esta escala tenemos: el número de hijos de una persona, los días de mora de un crédito, el número de cuotas pagadas, etc.

1.10. Análisis exploratorio de datos

El Análisis Exploratorio de Datos se lo define como:

Un conjunto de técnicas estadísticas cuya finalidad es conseguir un entendimiento básico de los datos y de las relaciones existentes entre las variables analizadas. Para conseguir este objetivo el A.E.D² proporciona métodos sistemáticos sencillos para organizar y preparar los datos, detectar fallos en el diseño y recogida de los mismos, tratamiento y evaluación de datos ausentes (missing), identificación de casos atípicos (outliers) y comprobación de los supuestos subyacentes en la mayor parte de las técnicas multivariantes (normalidad, linealidad, homocedasticidad). (Figueras, S. y Gargallo, P, 2003).

En otras palabras el análisis exploratorio de datos identifica el modelo más pertinente y apropiado para representar a la población de la que se obtuvieron los datos muestrales.

1.10.1. Definiciones básicas

Las definiciones básicas que son pertinentes establecer son población y muestra.

Población: “Conjunto de elementos (que consiste de personas, objetos, etc.), que contienen una o más características observables de naturaleza cualitativa o cuantitativa que se pueden medir en ellos.” (Córdova, M., 2003, p. 2).

Muestra: “Es una parte de la población seleccionada de acuerdo con un plan o regla, con el fin de obtener información acerca de la población de la cual proviene.” (Córdova, M., 2003, p. 3).

Como ejemplo: Si se desea conocer cuál es el nivel de gasto en comidas rápidas por parte de los estudiantes secundarios en la ciudad. La población la constituyen todos los estudiantes de los colegios de la ciudad de primer a sexto curso y la muestra puede establecerse como los estudiantes de un colegio en el centro de la ciudad.

1.11. Análisis estadístico

Por análisis se entiende la separación de las partes de un todo hasta llegar a conocer sus principios o elementos. Si extendemos esta definición al ámbito estadístico, podremos afirmar que el análisis estadístico es el análisis que emplea técnicas

² AED: Análisis Exploratorio de Datos

estadísticas para interpretar datos, ya sea para ayudar en la toma de decisiones o para explicar los condicionantes que determinan la ocurrencia de algún fenómeno. (e8D integración y marketing directo S.L, 2012)

Las técnicas de estadísticas utilizadas para analizar datos de una investigación son:

Estadística descriptiva: se emplea para resumir de forma numérica o grafica un conjunto de datos.

Estadística inferencial: permite realizar conclusiones, basándose en datos simplificados y analizados de una muestra hacia la población.

“La Estadística Descriptiva tiene como función principal el manejo de los datos recopilados en cuanto se refiere a su ordenación y presentación, para poner en evidencia ciertas características en la forma que sea más objetiva y útil”. (Sin autor, 2011)

Para el análisis de datos optaremos únicamente la complejidad como criterio, basándonos en el número de variables implicadas para la investigación, podríamos hablar de análisis estadístico univariante y bivalente.

1.11.1. Análisis univariante

El análisis univariante, como su nombre indica, estudia a cada variable por separado. Este análisis se centra en dos aspectos: La tendencia central de la distribución y su dispersión. En el primer caso hablamos de un valor característico o medio de la distribución, en el segundo de la variabilidad interna de los datos. (Vicéns, J. y Medina, E., 2005, p.42)

“El análisis permite analizar el comportamiento de las variables por separado, sin cruzar información de otras variables. Busca seleccionar aquellos indicadores más discriminantes del caso para que vayan de acuerdo a la realidad”. (Guamán Milton, 2011).

Establecida la definición procedemos a estructurar y ordenar los conjuntos numéricos de los datos obtenidos en la observación de una muestra o población para así poder proceder con más facilidad a su estudio:

Frecuencia absoluta: “es el número de veces que se repite cada valor de la variable en el todas las observaciones de la misma”. (Cazau, P., sin año). En general la frecuencia absoluta del dato x_i se representa por f_i

Frecuencia relativa: “es el cociente entre la frecuencia absoluta y el número total de datos. El número total de datos está representado por n , y la frecuencia relativa del dato x_i se representa por h_i ”. (Cazau, P., sin año).

La frecuencia está dada por: $h_i = \frac{f_i}{n}$

Frecuencia absoluta acumulada: “es la suma de las frecuencias absolutas de los valores inferiores o iguales al considerado”. (Cazau, P., sin año). Evidentemente los valores de la variable deben de estar ordenados en forma creciente.

$$F_i = \sum_{j=1}^i f_j$$

Frecuencia relativa acumulada: el resultado de realizar una suma sucesiva de cada una de las frecuencias relativas.

$$H_i = \sum_{j=1}^i f_j$$

Variable cualitativa: se representa esta variable con la distribución de frecuencias, que consiste en una tabla que presenta las categorías de una variable y sus repeticiones.

Para identificar relaciones de dependencia entre variables cualitativas se utiliza un contraste estadístico basado en el estadístico χ^2 (Chi-cuadrado), cuyo cálculo nos permitirá afirmar con un nivel de confianza estadístico determinado si los niveles de una variable cualitativa influyen en los niveles de la otra variable nominal analizada, el cálculo de la Chi-cuadrado nos permitiría saber si el sexo de una persona es un factor determinante en que dicha persona fume o no fume. (Vicéns, J. y Medina, E., 2005, p.43)

Para fenómenos cualitativos, existen los diagramas sectoriales, cartogramas y pictogramas, aunque estos últimos se utilizan muy poco, ya que la mayoría de los programas de ordenador facilitan esta tarea, representando sobre todo histogramas y gráficas de barras para ver la forma de la distribución. (Universidad Autónoma de Madrid, 2012)

El diagrama de barras (o Figura de barras): “es un Figura que se utiliza para representar datos de variables cualitativas o discretas. Está formado por barras rectangulares cuya altura

es proporcional a la frecuencia de cada uno de los valores de la variable”. (Hernández, M., 2012, p. 31).

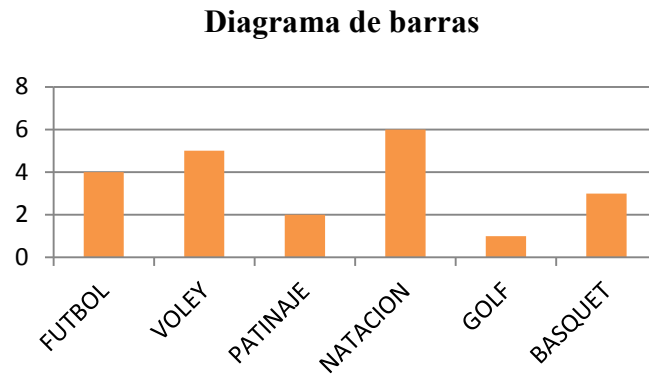


Figura 1

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

Diagrama de Pareto:

Es como un diagrama de barras descrito en el párrafo anterior, pero en este caso se ordenan las categorías de mayor a menor frecuencia (absoluta o relativa). Su fundamento parte de considerar que un pequeño porcentaje de las causas, el 20%, producen la mayoría de los efectos, el 80%. Se trataría pues de identificar ese pequeño porcentaje de causas “vitales” para actuar prioritariamente sobre él. (Domenech, J, 2012).

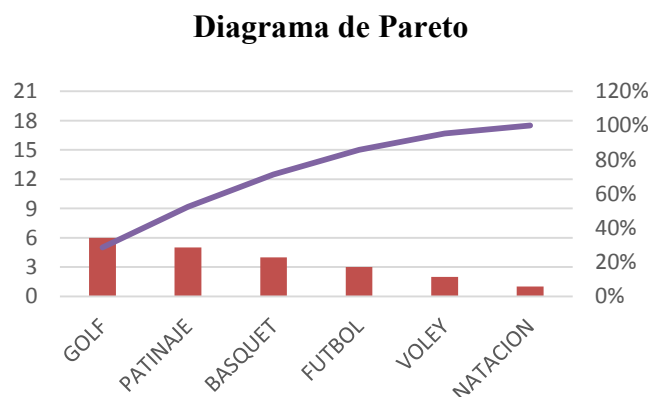


Figura 2

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

Pictograma:

Utilizan símbolos para representar un conjunto de datos. La mayor frecuencia se identifica por la mayor acumulación de símbolos. Los pictogramas se emplean sobre todo, para hacer más amigables e entendibles los informes estadísticos. Un pictograma es un tipo de Figura, que en lugar de barras, utiliza una figura proporcional a la frecuencia. Generalmente se emplea para representar variables cualitativas. (Rodríguez, L, 2007)



Figura 3

Fuente: www.Universoformulas.com

Autor: Universo de formulas

Diagrama de sectores: Se representan los datos en un círculo, de modo que el círculo queda dividido en sectores cuya amplitud es proporcional a las frecuencias de los valores.

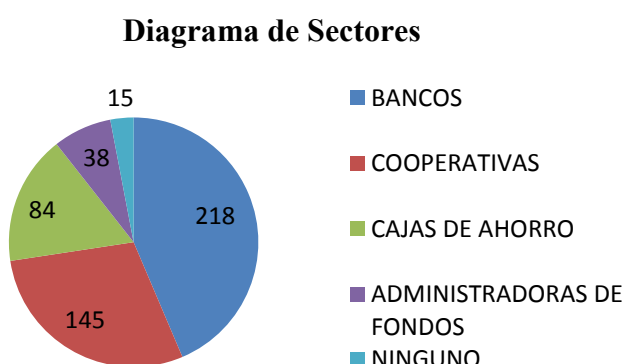


Figura 4

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

Variables cuantitativas:

Para este tipo de variables, dependiendo si se trata de variables discretas, el análisis es muy similar al aplicado para las variables cualitativas, es decir mediante el uso de los diagramas de frecuencia que fueron descritos con anterioridad. Para el caso de variables continuas se puede incorporar la utilización de histogramas y polígonos de frecuencia, diagramas de caja, tallo, hoja. Adicionalmente este tipo de variables deben ser analizadas a través de medidas de posición central, dispersión, asimetría y curtosis³. (Guamán Milton, 2011).

Histograma de frecuencias:

Se utilizan para representar generalmente frecuencias agrupadas. Tienen dos ejes perpendiculares. Normalmente, en el eje de ordenadas (Y) se sitúan los valores de las frecuencias y en el de abscisas (X), los límites del intervalo o marcas de clase. Está formado por una serie de rectángulos de igual base. Por el contrario, la altura de los mismos es diferente, dependiendo del valor de la frecuencia correspondiente. Como resultado de ello, mayores valores de frecuencia significarán mayores áreas del rectángulo asociado y menores valores de frecuencias se traducirán en áreas menores. (Universidad Autónoma de Madrid, 2012)

A manera de ejemplo se presentan los siguientes datos correspondientes a las edades de los estudiantes de un curso preuniversitario.

18	19	MIN.	17
20	19	MAX.	23
22	17	RANGO	6
19	19	N. CLASES	5
21	19	ANCHO	1.2

³ Curtosis: Medida o grado de apuntamiento de una curva de distribución respecto a un estándar, mide la mayor o menor concentración de datos alrededor de la media.

Tabla 1
Tabla de Frecuencias

Numero	Clase	Marca de clase	Frecuencia absoluta	Frecuencia relativa	Frecuencia absoluta acumulada	Frecuencia relativa acumulada
1	17	18.2	8	17.6	0.4	0.4
2	18.2	19.4	6	18.8	0.3	0.7
3	19.4	20.6	1	20	0.05	0.75
4	20.6	21.8	3	21.2	0.15	0.9
5	21.8	23	1	22.4	0.05	0.95
6	23	24.2	1	23.6	0.05	1
TOTAL			20		1	

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

Histograma de Frecuencias

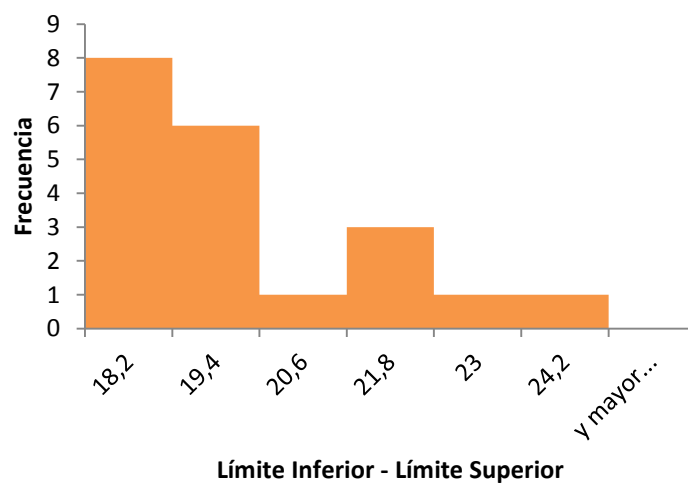


Figura 5

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

“Si hay barras muy alejadas del grupo, se dice que son datos atípicos. Probablemente estos datos se pueden atribuir a errores de medición y se los puede descartar pues no pertenecen al grupo que se desea caracterizar” (Rodríguez, L., 2007, p. 17).

Unimodal simétrico: “se suele dar en variables en las que hay una gran cantidad de observaciones con valores intermedios y algunos valores en ambos extremos (notas, peso, altura, otros)”. (Guamán Milton, 2011).

Unimodal asimétrico a la derecha: “o distribución asimétrica negativa son datos que se concentran hacia los valores altos las variables a la derecha (gasto, ingreso, otros)”. (Chipia F., sin año).

Unimodal asimétrico a la izquierda: “o distribución simétrica positiva si los datos se centran hacia los valores bajos (o pequeños) de la variable (esperanza de vida en los distintos países)”. (Chipia F., sin año).

Bimodal simétrico: “suele aparecer cuando los datos son de 2 grupos heterogéneos y conviene estudiarlos por separado (un objeto que se hiciera en dos tamaños distintos en cantidades iguales)”. (Guamán Milton, 2011).

Diferentes Formas de Histogramas

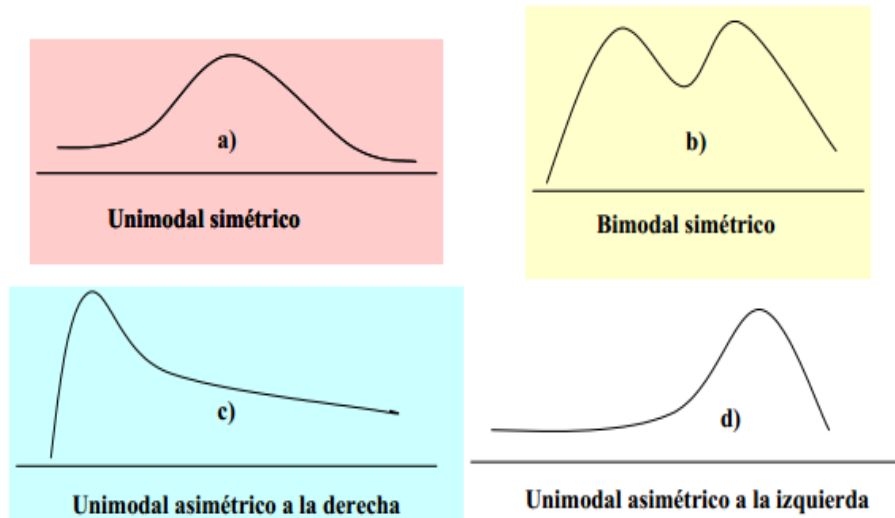


Figura 6

Fuente: Análisis Exploratorio de Datos

Autor: Salvado Figueras, M y Gargallo, P.

Polígono de Frecuencia: “consiste en una representación gráfica de las frecuencias de una variable, similar al histograma y se obtiene uniendo mediante segmentos de recta los puntos (marca de clase, frecuencia)”. (Vergara, J, 2010).

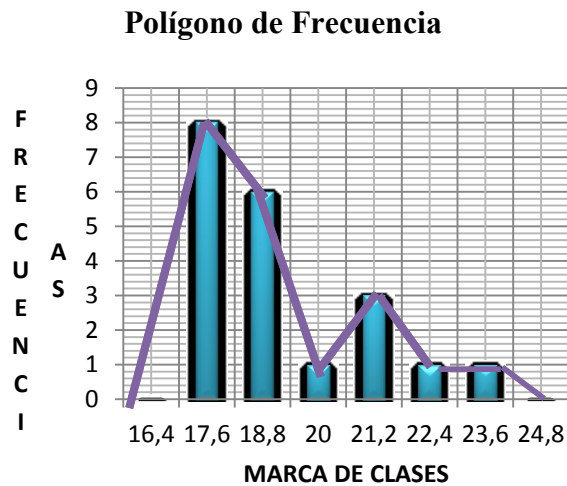


Figura 7

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

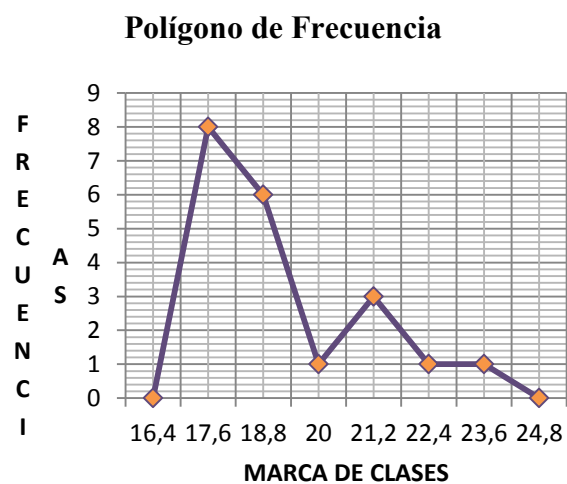


Figura 8

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

Como lo explica (Vergara, J, 2010) las características de los polígonos de frecuencias

- No muestran frecuencias acumuladas.
- Se prefiere para el tratamiento de datos cuantitativos.

- El punto con mayor altura representa la mayor frecuencia.
- El área bajo la curva representa el 100% de los datos.

Diagrama de Tallo y Hojas: “Es un dispositivo utilizado cuando la cantidad de datos es pequeña. Permite describir la distribución de frecuencia de los datos agrupados pero sin perder la información individual de los datos”. (Rodríguez, L., 2007, p. 32). Ejemplo:

Para un mejor entendimiento se fijan los siguientes datos correspondientes a las edades de los asistentes de un curso de SPSS.

19	39	33
23	44	21
22	55	19
27	56	61
31	58	61
36	58	42
36	60	

Tabla 2
Diagrama de Tallo y Hojas

TALLO	HOJAS				
1	9	9			
2	1	2	3	7	
3	1	3	6	6	9
4	2	4			
5	5	6	8	8	
6	0	1	1		

Nota: Diagrama del ejemplo

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

Media aritmética: “Como estadístico de posición central se distingue de la mediana en que utiliza en su cálculo todas las observaciones de la muestra”. (Alegre, J. y Cladera, M., 2002, p. 82).

Su fórmula para una variable X es la siguiente:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}$$

La fórmula nos expresa la suma de los valores de todas las observaciones de la variable dividida por el número total de observaciones.

La fórmula de la media se modifica si se trabaja con datos agrupados, que provienen de una distribución de frecuencias.

Desviación típica: “proporciona información sobre cómo están distribuidos los datos alrededor de la media: lo alejados (dispersos) o cercanos que estén de la misma” (Jupenoma, sin año).

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n}}$$

Varianza: la definición de varianza nos dice que:

Es una medida de dispersión de los valores de la variable respecto de su media, y nos permite conocer el grado de separación de los valores de la distribución, pudiendo realizar comparaciones con otras distribuciones. La varianza se expresa en las mismas unidades que la variable X, pero al cuadrado. (Universidad Autónoma de Madrid, 2012)

$$s^2 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n}}$$

1.11.2. Análisis Bivariante

“Las técnicas de análisis bivariante expresan el grado de relación entre dos variables. Pueden considerarse, en algunos supuestos, como casos especiales de algunas técnicas de análisis multivariante”. (Vicéns, J. y Medina, E., 2005, p.42)

Tablas de Contingencia: “es una tabla de doble entrada, donde en cada casilla figurará el número de casos o individuos que poseen un nivel de uno de los factores o características analizadas y otro nivel del otro factor analizado”. (Vicéns, J. y Medina, E., 2005, p.40)

Tabla 3
Esquema de una Tabla de Contingencia

	VARIABLE B			
VARIABLE A		NIVEL 1	NIVEL 2	TOTAL MARGINAL
	NIVEL 1	n11	n12	n1.
	NIVEL 2	n21	n22	n2.
	TOTAL MARGINAL	n.1	n.2	TOTAL N

Nota: Análisis de datos cualitativos

Autor: Vicéns, J. y Medina, E

Supongamos que una empresa quiere saber si hay relación entre el consumo de carne y el sexo. Para ello, entrevista a 200 personas y después de recoger datos los resultados expuestos en una tabla 2x2 son los siguientes:

Tabla 4
Ejemplo de Tabla de Contingencia

	SEXO			
CONSUMO DE CARNE		HOMBRE	MUJER	TOTAL
	Si	20	80	100
	No	80	20	100
	TOTAL	100	100	200

Nota: Análisis de datos del ejemplo

Autor: Analuisa A y Paredes A

Si el sexo no influyera en el consumo del producto, las proporciones de consumidores y no consumidores serían del 50% independientemente del sexo. Se quiere contrastar, con un nivel de significación del 5% la hipótesis nula de independencia poblacional en el efecto del

consumo carne sobre el sexo, siendo los resultados de la frecuencia esperada (teórica) los siguientes:

Tabla 5
Tabla de Contingencia Frecuencia Esperada

	HOMBRE	MUJER
Si	$E_{11} = 50$	$E_{12} = 50$
No	$E_{21} = 50$	$E_{22} = 50$

Fuente: Elaboración propia

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

Las frecuencias se obtienen de multiplicar las frecuencias marginales de cada fila y columna en la celda correspondiente y dividir las por el número total de datos. En concreto:

$$E_{11} = \frac{100 \times 100}{200}$$

Y lo mismo para todas las demás.

Para calcular el estadístico X^2 habrá que restar cada frecuencia conjunta observada de la tabla de la frecuencia esperada de la tabla en cada celda, elevarla al cuadrado y dividirla otra vez por la frecuencia teórica. La suma de todas las celdas será el valor del estadístico calculado. Para el ejemplo:

$$x^2 = \frac{(20 - 50)^2}{50} + \frac{(80 - 50)^2}{50} + \frac{(80 - 50)^2}{50} + \frac{(20 - 50)^2}{50}$$

$$x^2 = 72$$

El valor crítico de una distribución X^2 con un grado de libertad del 5% es 3,84. Por tanto, al ser mayor el estadístico calculado que el de las tablas, rechazamos la hipótesis nula y decimos que el sexo influye en el consumo de carne.

Variables cuantitativas: Para el caso de variables cuantitativas fundamentalmente nos apoyamos en el análisis de correlación y de covarianza existente entre las variables a analizar.

Correlación: “Se usa el término correlación para describir la relación entre los datos de muestras bivariadas”. (Rodríguez, L., 2007, p. 37)

El diagrama de dispersión permite visualizar las parejas y establecer algún patrón de comportamiento. En la figura se confirma la relación al aumentar x “aumenta” y., además, se resaltan algunos aspectos de interés, como el que los valores extremos (encerrados en círculos) pudieran ser atípicos, dada la dimensión de los huecos entre éstos y los racimos más cercanos. (Sin autor, 2012)

Los siguientes Figuras son casos típicos para observar la correlación entre dos variables:

Tipos de Correlación

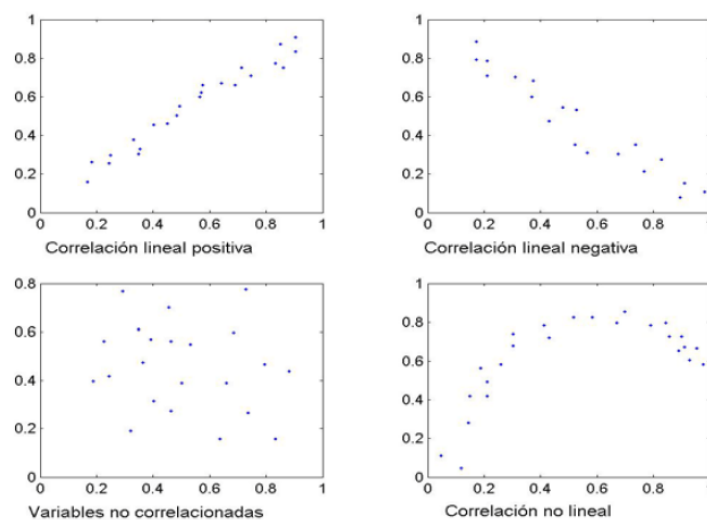


Figura 9

Fuente: Estadística Descriptiva

Autor: Universidad Nacional de Colombia

1.12. Econometría

1.12.1. Definiciones básicas

En términos literales Econometría significa “medición económica”, el alcance de esta disciplina es mucho más amplio, como se deduce de las siguientes citas:

La econometría, resultado de cierta perspectiva sobre el papel que desempeña la economía, consiste en la aplicación de la estadística matemática a los datos económicos para dar soporte empírico a los modelos construidos por la economía matemática y obtener resultados numéricos. (Tintne, G., 1968, p. 74).

La econometría es la aplicación de métodos matemáticos y estadísticos a tablas de datos, que contienen “unidades” por características observables de las mismas (“variables”), con el propósito de dar contenido empírico a las teorías económicas planteadas en modelos, verificándolas a partir del estudio de la semejanza entre unidades y la relación entre variables, en un espacio y tiempo específico. (Baronio, A & Vianco, A., 2010, p. 10)

La econometría puede definirse como el análisis cuantitativo de fenómenos económicos reales, basados en el desarrollo simultáneo de la teoría y la observación, relacionados mediante métodos apropiados de inferencia. (Samuelson, T. y Stone, J., 1954, pp. 141-146).

“La econometría se define como la ciencia social en la cual las herramientas de la teoría económica, las matemáticas y la inferencia estadística se aplican al análisis de los fenómenos económicos”. (Arthur, S., 1964, p. 1).

“La econometría tiene que ver con la determinación empírica de las leyes económicas”. (Theil, H., 1971, p. 1).

“El arte del econometrista consiste en encontrar un conjunto de supuestos lo bastante específicos y realistas para que le permitan aprovechar de la mejor manera los datos con que cuenta”. (Malinvaud, E., 1966, p. 514).

Los econometristas son una ayuda decisiva en el esfuerzo por disipar la mala imagen pública de la economía (cuantitativa o de otro tipo) considerada como una materia en la cual se abren cajas vacías, suponiendo la existencia de abrelatas, para revelar un

contenido que diez economistas interpretarán de 11 maneras diferentes. (Darnell, A y Lynne, E., 1990, p. 54).

“El método de la investigación econométrica busca en esencia una conjunción entre la teoría económica y la medición real, con la teoría y la técnica de la inferencia estadística como puente”. (Haavelmo, T., 1944, p. 3).

“La econometría se basa en el desarrollo de métodos estadísticos que se utilizan para estimar relaciones económicas, probar teorías económicas y evaluar e implementar políticas públicas y de negocios”. (Wooldridge, J., 2010, p.1).

Propósito: el propósito de la econometría según (Sánchez, G., 2000, p.4) es:

1. Puede decirse que la econometría tiene tres propósitos fundamentales:
2. Hacer el análisis estructural de las relaciones económicas.
3. Predecir a partir de valores observados o históricos de ciertas variables económicas, su evolución futura.
4. Evaluar la aplicación de políticas microeconómicas (a nivel de empresa) y/o macroeconómicas (a nivel de los grandes agregados de un país).

Importancia

La econometría es importante porque como lo explica (Guamán Milton, 2011) nos ayuda a comprender cuestiones como:

- Los efectos de un programa de entrenamiento.
- La variación de los rendimientos de estrategias diferentes de inversión.
- Los efectos de una campaña publicitaria.
- Predicción del comportamiento de variables macroeconómicas: tasa de interés, inflación, PIB, entre otros.
- Relaciones macroeconómicas: relación inflación desempleo, relación inflación masa monetaria.
- Relaciones macroeconómicas: relación educación salario, relación producción factores productivos.
- Finanzas: análisis de la volatilidad de los activos, modelos de valoración de activos.

Metodología de la econometría:

La metodología econométrica tradicional se ajusta a los siguientes lineamientos como lo indica (Sánchez G., 2000, p.6):

1. Evolución de la teoría o hipótesis.
2. Especificaciones: es la exposición de la teoría económica con símbolos matemáticos, es decir, la definición del modelo econométrico dirigido a probar la teoría económica.
3. Estimación: la determinación del valor numérico de los parámetros del modelo.
4. Verificación: Es la aceptación o el rechazo de la teoría económica mediante el método de pruebas de hipótesis estadísticas.
5. Predicción: Se evalúan relaciones estructurales y futuros resultados con base en el modelo establecido.
6. Utilización del modelo para fines de control, formulación o evaluación de políticas.

1.12.2. Naturaleza del Análisis de Modelos de Regresión

El análisis de regresión trata del estudio de la dependencia de una variable (variable dependiente) respecto de una o más variables (variables explicativas) con el objetivo de estimar o predecir la media o valor promedio poblacional de la primera en términos de los valores conocidos o fijos (en muestras repetidas) de las segundas. (Gujarati, D y Porter, D., 2010, p. 15).

Terminología y notación:

En la teoría económica según (Gujarati, D. y Porter, D., 2010, p. 21).los términos variable dependiente y variable explicativa están descritos de varias maneras:

VARIABLE DEPENDIENTE	VARIABLE EXPLICATIVA
Variable explicada	Variable independiente
Predicha	Predictora
Regresada	Regresora
Respuesta	Estímulo
Endógena	Exógena
Resultado	Covariante
Variable controlada	Variable de control

Si se estudia la dependencia de una variable respecto de una única variable explicativa, como el consumo que depende del ingreso real, dicho estudio se conoce como análisis de regresión simple, o con dos variables, sin embargo, si se estudia la dependencia de una variable respecto de más de una variable explicativa, como el rendimiento de un cultivo, la lluvia, la temperatura, el Sol y los fertilizantes, se trata de un análisis de regresión múltiple. En otras palabras, en una regresión de dos variables sólo hay una variable explicativa, mientras que en la regresión múltiple hay más de una variable explicativa. (Gujarati, D y Porter, D., 2010, p. 22).

1.12.3. Modelos Estadísticos

Un modelo estadístico es aquel que “describe cómo una o más variables aleatorias están relacionados con una o más variables.” (E-CENTRO, 2014).

“Existen varios modelos que tratan de explicar el comportamiento de una serie de datos, existe una amplia clasificación y especificación de modelos, que se particularizan por su tratamiento y connotación.” (Toalombo Franklin, 2010).

Para el diseño de un modelo de calificación de crédito los modelos estadísticos en lo que se apoya y en los que profundizaremos son tres:

- Análisis Discriminante
- Modelo Lineal
- Modelo Logístico

1.12.3.1. Análisis discriminante

“Consiste en aprovechar la información contenida en las variables independientes para crear una función D combinación lineal de X_1 y X_2 capaz de diferenciar lo más posible a ambos grupos.” (Sin Autor, 2012). La función discriminante es de la forma:

$$D = B_1X_1 + B_2X_2$$

Donde:

B_1 y B_2 son las ponderaciones de las variables independientes.

1.12.3.2. Modelo Lineal

El modelo lineal “Establece la linealidad en los parámetros en la relación entre la variable endógena (a explicar) y las exógenas (explicativas).” (Universidad Complutense de Madrid, 2013). La ecuación del modelo lineal es:

$$Y = B_0 + B_1X_1 + B_2X_2$$

1.12.3.3. Modelo Logit

Al modelo Logit también se lo conoce como Modelo Logístico. “Este modelo permite, además de obtener estimaciones de la probabilidad de un suceso, identificar los factores de riesgo que determinan dichas probabilidades, así como la influencia o peso relativo que éstos tienen sobre las mismas.” (Llano Laura y Mosquera Viardin, 2006).

Es importante mencionar que “el objetivo de que sean coherentes los modelos probabilísticos debe cumplirse que: a medida que aumente X, aumente la probabilidad P_1 , pero que nunca salga del intervalo entre 0 y 1” (Universidad Autónoma de México, sin año), es decir, son excluyentes entre sí. La fórmula del modelo es:

$$P_j = \frac{e^{Z_j}}{1 + e^{Z_j}}$$

Donde:

$$Z_j = \pm B_0 \pm B_1Z_1 \pm B_2Z_2 \pm \dots \pm B_pZ_p$$

B_p = Coeficientes estimados o pesos de cada variable

Z_p = Puntuaciones de la observación

CAPÍTULO 2

DIAGNÓSTICO DE LA SITUACIÓN ACTUAL DE LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO SAN VALENTÍN

2.1. Descripción de la Cooperativa

Logo de la cooperativa



Figura 10

Fuente: Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín

2.1.1. Antecedentes

A mediados del año 2010, un grupo de amigos, se reúne con la finalidad de organizar y estructurar una institución financiera que les permita atender las más urgentes necesidades económicas de sus miembros; con esta visión se da inicio a la conformación de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín; la directiva provisional trabajó duro para hacer realidad su sueño, toda vez que el Ministerio de Inclusión Económica y Social (MIES), no estaba atendiendo con normalidad los trámites para la conformación de nuevas cooperativas, por el advenimiento de una nueva Ley.

Finalmente, la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín, fue creada mediante Acuerdo Ministerial No. 0052-DNC-MIES-11, de fecha 31 de Marzo de 2011, en el cual el Ministerio de Inclusión Económica y Social a través de la Dirección Nacional de Cooperativas le aprueba los Estatutos y le concede la Personería Jurídica, con un total de 11 socios fundadores y un capital social de 500.00 dólares de los Estados Unidos de Norteamérica.

En el Registro Oficial No. 444 del 10 de Mayo de 2011, se promulgó la Ley Orgánica de la Economía Popular y Solidaria y del Sector Financiero Popular y Solidario y su Reglamento.

Con la creación de esta nueva Ley se crea también La Superintendencia de la Economía Popular y Solidaria (SEPS) en el año 2012 ente encargado de la supervisión y control de las Organizaciones del Sector Financiero Popular y Solidario, este organismo resuelve expedir en ese mismo año mediante la Junta de Regulación: La Segmentación de las Cooperativas de Ahorro y Crédito utilizando los siguientes parámetros de segmentación: Nivel de Activos, Número de Cantones en los que Opera y Número de Socios.

Mediante resolución No. SEPS-ROEPS-2013-000940, de fecha 11 de Marzo de 2013, la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, aprueba el Estatuto de la Cooperativa debidamente adecuado a la Ley Orgánica de la Economía Popular y Solidaria y del Sector Financiero Popular y Solidario, derogando con este al primer Estatuto con el que se constituyó la Cooperativa.

Bajo estos parámetros iniciales la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín pertenecía al segmento uno⁴ pero, con la aprobación del Código Orgánico Monetario y Financiero en septiembre del 2014 se creó también la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera misma que actualmente es responsable de establecer la Segmentación de las entidades del Sector Financiero Popular y Solidario. Esta Junta estableció que la Cooperativa según su territorio de operación y su información financiera con fecha de corte del 31 de Diciembre del año 2013 pertenece ahora al segmento cuatro⁵.

Al 31 de Diciembre del 2013, la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín, registra 1,137 Socios, un Activo Total de 1'452,639.30 dólares americanos y un Patrimonio de 141,673.25 dólares americanos; este crecimiento es sostenido y continuo teniendo una aceptación positiva por parte de la sociedad.

2.1.2. Misión y visión⁶

Misión:

⁴ Segmento Uno: Cooperativas con un nivel de activos de 0 a 1,100,000 dólares, presencia en un sólo Cantón y hasta 700 socios.

⁵ Segmento Cuatro: Cooperativas con un nivel de activos mayor a 1,000,000 hasta 5,000,000 de dólares y presencia en un sólo Cantón.

⁶ Información obtenida del plan estratégico de la cooperativa

Ofrecer a nuestros asociados en forma ágil, oportuna, equitativa y con responsabilidad social, nuestros servicios y productos financieros, con un alto valor agregado.

Visión:

Ser una institución de reconocido prestigio y solvencia dentro del sistema de la Economía Popular y Solidaria y del Sector Financiero Popular y Solidario en el mediano plazo, comprometidos en la búsqueda permanente del bienestar social y económico de nuestros socios.

2.1.3. Estructura Organizacional

Al ser una Cooperativa que realiza todas sus operaciones en su matriz ya que no tiene sucursales además de ser relativamente nueva ha mantenido una estructura interna que se apega a las exigencias básicas de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria.

Su Asamblea General mediante juntas elige cada cuatro años a sus distintos representantes, consejos y gerencia general determinando la permanencia o cambios en sus distintos niveles

En este sentido, la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín presenta el siguiente organigrama institucional:

Estructura Organizacional

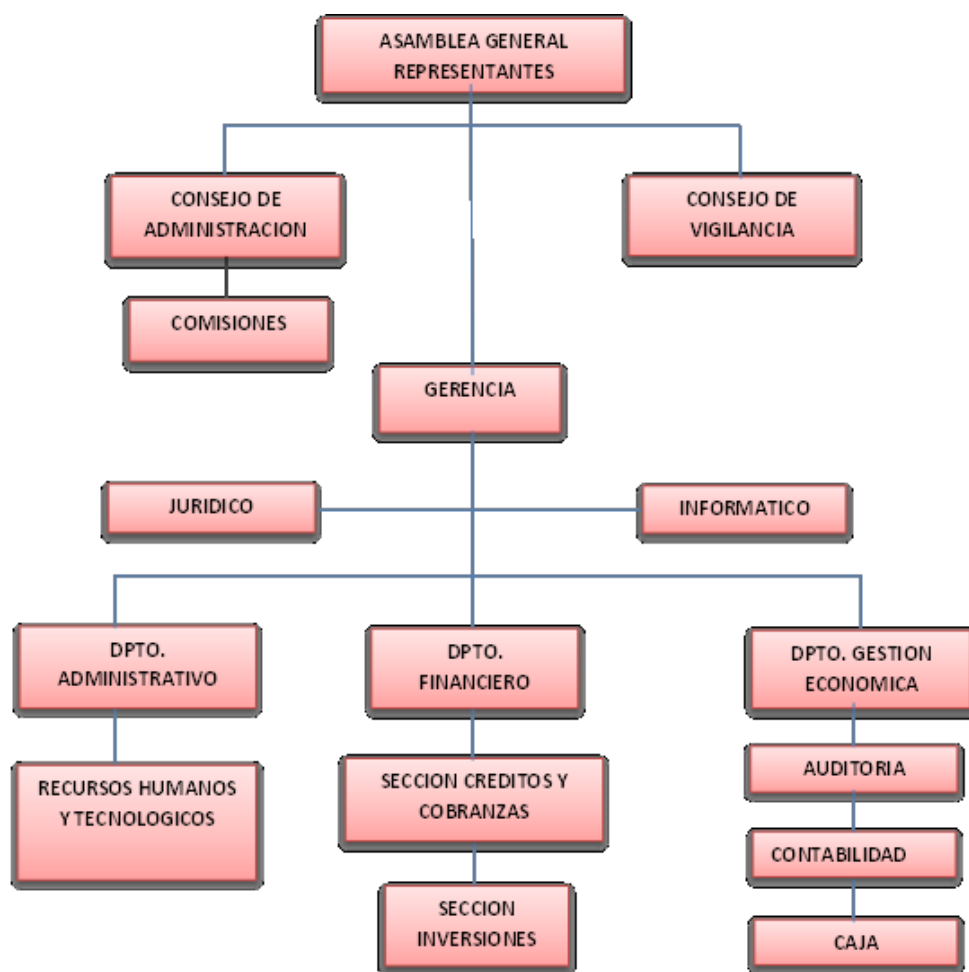


Figura 11

Fuente: Plan Estratégico 2014-2018

Autor: Gerencia General

2.1.4. Principales productos y servicios

Los productos y servicios que la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín pone a disposición tienen la característica de mantener una equidad entre el beneficio social hacia el socio y la rentabilidad hacia la cooperativa.

Bajo este contexto los productos y servicios que son ofertados por la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín en lo referente a captación de fondos o recursos son los siguientes:

Captación o Ahorro:

- **Ahorro a la Vista:** Valores que el socio mantiene en su cuenta de ahorros y que dispone de ellos en cualquier momento.
- **Ahorro especial:** Valores que el socio mantiene en la Cooperativa a un determinado plazo, la tasa de interés que se le paga a este ahorro varía en función del plazo.

- **Ahorro Encaje:** Valores que el socio deposita en su cuenta, con la finalidad de proporcionar capital de trabajo a la cooperativa, es la base para la obtención del crédito, este valor no puede ser retirado mientras el socio mantenga vigente un crédito.
- **Ahorro Certificados de Aportación:** Son aportaciones que hace el socio para fortalecer el patrimonio de la institución, dichos valores son variables y solo serán devueltos al socio, cuando éste cierra definitivamente la cuenta de ahorros en la Cooperativa.

En lo referente a los créditos que la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín dispone tenemos:

Créditos:

- **De consumo:** Son aquellos créditos que se entrega al socio para satisfacer sus diversas necesidades; la Fuente de repago de este crédito son los ingresos mensuales que el socio tiene de su trabajo o empleo; el valor máximo es de 3,500.00 dólares americanos.
- **Microcréditos:** Son aquellos créditos destinados apoyar en emprendimientos y el desarrollo de sus negocios o actividades económicas; la Fuente principal de repago son los ingresos generados por su actividad económica; el valor máximo es de 35,000.00 dólares americanos.

Algo muy importante de mencionar es el de los beneficios que las personas reciben al convertirse en socios de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín, entre estos tenemos:

Beneficios:

- Manejo de la cuenta de ahorros sin costo.
- El socio recibe la mejor tasa de interés en sus ahorros.
- Auto-seguro de desgravamen.
- Ayuda mortuoria para:
 - Socios 700.00 dólares americanos
 - Cónyuge 500.00 dólares americanos
 - Hijos menores de edad 400.00 dólares americanos
 - Padre o Madre 250.00 dólares americanos

2.1.5. Factores críticos de éxito

Los factores críticos de éxito en que la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín fija su funcionamiento actual y con los que busca el desarrollo están dados por sus valores y principios, siendo estos los siguientes:

Principios:

- Libertad de ingreso y salida
- Control democrático de los miembros
- Participación económica de los miembros
- Promover el Buen Vivir entre los socios
- Auto Gestión
- Relación del trabajo sobre el capital
- Rendición de cuentas claras a Socios
- Rendición de cuentas claras a entes regulatorios
- Cumplimiento constante de observaciones realizadas por entes reguladores.

Valores:

- La Solidaridad
- La Honestidad
- Ética
- Trabajo en Equipo

2.1.6. Contexto macroeconómico

El Ecuador en la actualidad es uno de los países de América Latina que evidencia desarrollo a nivel país, esto se ve reflejado en la disminución de niveles de pobreza y de desempleo que obedece principalmente a la estabilidad política que tiene el país en los últimos años en contraste con los frecuentes cambios de gobiernos que antecedieron al actual.

Actualmente la economía del país ha crecido en 4.5% (Producto Interno Bruto), con una inflación de 4.19% que se ha mantenido relativamente constante, esto ligado a que las tasa de interés activa y pasiva se han mantenido ciertamente estables y de mayor accesibilidad gracias a la intervención del estado mediante sus organismos de control.

En este ambiente la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín ha estado desarrollando sus operaciones aportando al sector de las microfinanzas según sus propios alcances.

2.1.7. El sector de las microfinanzas

En los años siguientes a la dolarización (año 2000) hubo un proceso de establecimiento y recuperación lentos que no permitían el desarrollo adecuado y deseado por parte de la población que en caso de necesidad de recursos monetarios no tenían un acceso total para recurrir a Instituciones Financieras grandes (Bancos) en busca de estos recursos.

En contraste a esto, las cooperativas de ahorro y crédito presentaban una mejor accesibilidad para las personas que necesitaban de recursos básicos para pequeños emprendimientos.

Es así como en los últimos años el país ha visto incrementar sus niveles de intermediación financiera especialmente gracias al desarrollo de las microfinanzas.

Es necesario dejar en claro que las micro-finanzas más allá de entenderse como un crédito de pequeña escala hace referencia al destino que se le da a este microcrédito, es decir, un emprendimiento pequeño y la forma en que este será devuelto mediante la actividad productiva emprendida.

Esto se evidencia de mejor manera al notar que de la cartera bruta que manejan las cooperativas de ahorro y crédito 3,097 millones de dólares “la conformación porcentual de la cartera bruta estuvo liderada por la cartera de consumo con 50.8% seguida por la de microempresa con el 38.3%” (Superintendencia de Bancos y Seguros, 2012).

Las cooperativas de ahorro y crédito que presentan una mayor participación dentro de la cartera son: “JEP con 106 millones; Cooprogreso con 47 millones; Jardín Azuayo con 45 millones y 29 de Octubre con un aporte de 38 millones. Estas cuatro cooperativas participan con el 35.7% de la cartera total del sistema de cooperativas.” (Superintendencia de Bancos y Seguros, 2012).

La Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín actualmente se encuentra regulada por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS) bajo el segmento cuatro (S4) y centra sus operaciones financieras en la cartera de microcrédito, aproximadamente un 90% de su cartera total.

Cabe señalar que gracias a la ubicación estratégica de La Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín ubicada en el sur de la ciudad le permite gestionar de una mejor manera sus actividades de intermediación financiera y al ser el sector sur donde se centran la mayoría

de pequeños emprendimientos genera un gran aporte en lo relacionado al microcrédito y por ende a las micro finanzas.

2.1.8. Posicionamiento en el mercado

La Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín es una cooperativa relativamente nueva que desde el año 2013 trabaja bajo el control y supervisión de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria.

La Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín ofrece sus servicios financieros a personas con recursos insuficientes en la zona sur del Distrito Metropolitano de Quito parcela de la ciudad donde se concentran la mayoría de pequeños emprendimientos.

Es importante mencionar que, según la segmentación de la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín pertenece al segmento cuatro (S4) por sus niveles de activos y territorio que ocupa, por lo que sus principales competidores dentro de este mismo segmento son: Cooperativa de Ahorro y Crédito FENIX, WAYUNKA, Empleados de EDESA y ALSEC

Las cooperativas mencionadas también pertenecen al segmento cuatro y la forma de competencia no viene dada por mayores alcances con respecto a la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín sino por localización de estas cooperativas, es decir, se encuentran el mismo sector de la ciudad.

Las cooperativas de mayor competencia para la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín son las que pertenecen a los primeros segmentos, es decir, segmento tres⁷ en menor proporción, segmento dos⁸ y uno⁹. Estos competidores además de tener una localización cercana también se los considera por sus mayores alcances con respecto a la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín dado que estos cuentan con más de una agencia en toda la ciudad y por ende su nivel de captación es mayor. Estos son: Cooperativa de Ahorro y Crédito Virgen del Cisne, Cooprogreso, Finca, Manantial de Oro, Maquita Cushunchic,

⁷ Segmento tres: Cooperativas con un nivel de activos mayor a 5,000,000 hasta 20,000,000 de dólares y presencia en una sola provincia.

⁸ Segmento dos: Cooperativas con un nivel de activos mayor a 20,000,000 hasta 80,000,000 de dólares y sin límite de agencias.

⁹ Segmento uno: Cooperativas con un nivel de activos mayor a 80,000,000 de dólares y sin límite de agencias.

Fernando Daquilema y no podemos olvidar al Banco Codesarrollo primera cooperativa en convertirse en un banco con misión netamente cooperativista y social.

Las ventajas comparativas de la Cooperativa de Ahorro y Crédito “SAN VALENTÍN” frente a sus competidores directos, es decir, segmento uno y hasta el segmento dos son:

- Manejo de la cuenta sin costo
- Baja tasa de interés en créditos
- Rapidez en desembolso
- Plazos de pago de acuerdo a la situación del socio
- Convenio con la Corporación Nacional de Finanzas Populares y Solidarias
- Todo el personal mantiene un alto nivel de capacitación

Las principales desventajas comparativas de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín son las siguientes:

- Presencia limitada de la cooperativa pues no cuenta con más agencias en Quito ni en otra ciudad.
- Estrategias agresivas por parte de cooperativas más grandes como el diseño de nuevos productos y servicios financieros.
- No contar con un modelo de calificación de crédito experto como algunas cooperativas del segmento dos y uno.

Se puede evidenciar que a pesar de ser una Cooperativa joven se está posicionando poco a poco en el mercado debido a su localización y principalmente al sentido y nueva visión del cooperativismo.

2.1.9. Impacto social

La Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín no ha medido su nivel de impacto en niveles formales, sin embargo el aumento en su número de socios y sus niveles de activos y patrimonio demuestran un crecimiento sostenido que a los largo de su actividades se convierten en indicadores de impacto.

Son 1,137 Socios que mantienen relación con la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín los cuales se han visto beneficiados con los productos y servicios financieros que brinda la cooperativa mismos que han permitido mejorar la calidad de vida de los socios

siendo oportunos en el desembolso y generando confianza, seguridad y solidez en el manejo de los recursos captados.

El tener una visión real de cooperativismo es el mejor insumo para la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín puesto que no se puede aportar a la Economía Popular y Solidaria manteniendo una actitud de buscar únicamente rentabilidades y eso se hace evidente para sus socios quienes siguen confiando, creciendo y haciendo crecer a la institución.

Muchos nuevos negocios producto de pequeños emprendimientos han sido llevados a cabo gracias a la ayuda de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín convirtiéndose así en más que un intermediario financiero en un socio estratégico de pequeños empresarios y emprendedores del sector sur de la ciudad especialmente.

En conclusión, la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín está consolidándose en el sector, pero por la metodología subjetiva de calificación de crédito que aplica no le permite manejar de manera más eficiente el riesgo que implican sus operaciones de intermediación financiera generando que actualmente la Cooperativa no se pueda desarrollar totalmente y tenga más limitaciones en su operatividad de las que corresponden para su tipo de segmento.

CAPÍTULO 3

ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE UN CONJUNTO DE VARIABLES PARA EL DISEÑO DE UN MODELO DE CALIFICACIÓN DE CRÉDITO PARA LA CARTERA DE MICROCRÉDITO

3.1. Descripción de variables

Para el diseño de un modelo de calificación de crédito se necesita de una base de datos donde repose la información histórica de cada socio al que le fue otorgado un crédito y cuyo destino final fue el microcrédito siendo muy importante la calidad de la información que se obtenga de esta base de datos.

Los datos obtenidos serán los casos de estudio y se agruparan en variables tanto cualitativas como cuantitativas, es decir, de tipo numérico, texto y fechas según correspondan.

En este sentido la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín proporcionó una base de datos con 347 registros de las transacciones de la cartera de microcrédito desde el año 2012 al año 2014, esta base de datos contiene 51 variables las cuales se clasifican en variables de tipo numérico (cuantitativas), tipo texto (cualitativas) y fechas (date). La base se presenta a continuación:

Tabla 6
Variables Base de Datos Cartera de Microcrédito

No	VARIABLE	DESCRIPCIÓN	TIPO
1	FECHA_NACIMIENTO	Fecha de nacimiento del socio	Fecha
2	FECHA_AFILIACION	Fecha afiliación del socio	Fecha
3	FECHA_ADJUDICACION	Fecha adjudicación del crédito	Fecha
4	FECHA_VENCIMIENTO	Fecha de vencimiento del crédito	Fecha
5	NOMBRE	Nombre del socio	Texto
6	CEDULA	Identificación del socio	Texto
7	GENERO	Genero del socio	Texto
8	DESTINO_CREDITO	Destino del crédito	Texto
9	CENTRAL_RIESGO	Calificación del socio en central de riesgos	Texto
10	CALIFICACION_COAC	Calificación del socio en la cooperativa	Texto
11	ESTADO_CIVIL	Estado civil del socio	Texto
12	NIVEL_ESTUDIOS	Nivel de estudios del socio	Texto
13	TIPO_VIVIENDA	Tipo de vivienda del socio	Texto
14	No	Número del socio en la base de datos	Numérico
15	AÑO	Año otorgamiento del crédito	Numérico
16	NRO_SOCIO	Número de registro socio	Numérico
17	PERIODICIDAD	Periodicidad de pago cuota	Numérico
18	TASA_INTERES	Tasa de interés del crédito	Numérico
19	PV_DE_1_A_30_DIAS	Cartera por vencer de 1 a 30 días	Numérico
20	PV_DE_31_A_90_DIAS	Cartera por vencer de 31 a 90 días	Numérico
21	PV_DE_91_A_180_DIAS	Cartera por vencer de 91 a 180 días	Numérico
22	PV_DE_181_A_360_DIAS	Cartera por vencer de 181 a 360 días	Numérico
23	PV_MAS_DE_360_DIAS	Cartera por vencer mayor a 360 días	Numérico
24	ND_DE_1_A_30_DIAS	Cartera que no devenga interés de 1 a 30 días	Numérico
25	ND_DE_31_A_90_DIAS	Cartera que no devenga interés de 31 a 90 días	Numérico
26	ND_DE_91_A_180_DIAS	Cartera que no devenga interés de 91 a 180 días	Numérico
27	ND_DE_181_A_360_DIAS	Cartera que no devenga interés de 181 a 360 días	Numérico
28	ND_MAS_DE_360_DIAS	Cartera que no devenga interés mayor a 360	Numérico
29	VE_DE_1_A_30_DIAS	Cartera vencida de 1 a 30 días	Numérico
30	VE_DE_31_A_90_DIAS	Cartera vencida de 31 a 90 días	Numérico
31	VE_DE_91_A_180_DIAS	Cartera vencida de 91 a 180 días	Numérico

32	VE_DE_181_A_360_DIAS	Cartera vencida de 181 a 360 días	Numérico
33	VE_MAS_DE_360_DIAS	Cartera vencida mayor a 360 días	Numérico
34	INTERES_DEVENGADO	Interés devengado	Numérico
35	INTERES_SUSPENSO	Interés suspenso	Numérico
36	DIAS_VENCIDO	Días vencido acumulado	Numérico
37	ENCAJE	Encaje en crédito	Numérico
38	EDAD	Edad del socio	Numérico
39	CARGAS_FAMILIARES	Cargas familiares del socio	Numérico
40	INGRESOS	Ingresos socio	Numérico
41	EGRESOS	Egresos socios	Numérico
42	ACTIVOS	Activos del socio	Numérico
43	PASIVOS	Pasivos del socio	Numérico
44	PATRIMONIO	Patrimonio del socio	Numérico
45	NUMERO_CUOTA	Número de cuotas del crédito	Numérico
46	CUOTA	Valor de la cuota	Numérico
47	CAPITAL	Capital otorgado en crédito	Numérico
48	MONTO	Monto esperado por la cooperativa	Numérico
49	MORA_PROMEDIO	Mora promedio del socio	Numérico
50	MORA_MAXIMA	Mora máxima del socio	Numérico
51	SALDO_OPERATIVO	Saldo del socio en cta	Numérico

Nota: Base de Datos Cartera de Microcrédito Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

3.2. Definición de incumplimiento

Se define incumplimiento “Cuando un pago programado no se ha realizado dentro de un periodo determinado, o se efectúa con posterioridad a la fecha en que estaba programado dicho pago” (Sin autor, 2014). El incumplimiento es utilizado como la variable dependiente en los modelos de calificación de crédito ya que estos modelos se sustentan en el cálculo de la probabilidad de dicha variable.

En el modelo de calificación de crédito el incumplimiento debe diseñarse en función de variables cualitativas y cuantitativas que permitan asignar a un cliente un nivel de riesgo medido como probabilidad.

La explicación para que un modelo de calificación de crédito se base en el concepto de incumplimiento es que si los clientes adquieren una obligación con una institución financiera se están comprometiendo a pagar cuotas a una cierta periodicidad, pero pudieran dejar de lado el comportamiento del pago voluntario lo que implica que la institución financiera realice acciones de cobranza para evitar pérdidas.

Como ya se mencionó en párrafos anteriores la variable incumplimiento dentro del modelo de calificación de crédito será la variable dependiente, pues esta nos ayudará a discriminar o separar a los cliente buenos de los clientes malos para la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín.

3.3. Condición “tipo pagador”

La condición “tipo pagador” hace referencia a lo que se considera un buen cliente o mal cliente, pero es necesario mencionar que en las Cooperativas de Ahorro y Crédito generalmente utilizan el término “socio” para referirse a un cliente aunque estos socios realizan el mismo papel de un cliente de cualquier otra empresa, es decir, sólo cambia el término.

Para entender de mejor manera lo que es un buen cliente o un mal cliente es necesario definir a cliente como:

La persona, empresa u organización que adquiere o compra de forma voluntaria productos o servicios que necesita o desea para sí mismo, para otra persona o para una empresa u organización; por lo cual, es el motivo principal por el que se crean, producen, fabrican y comercializan productos y servicios (Thompson, I, 2012).

Un cliente puede considerarse bueno o malo basándose en el análisis de los días de morosidad en que este cliente cayó. Para esto las definiciones de buen cliente y mal cliente han sido establecidas de la siguiente manera:

Buen cliente¹⁰: Se considera como buen cliente a aquellos que presenten un rango de morosidad máxima fijado desde 0 hasta 15 días y un rango de morosidad promedio fijado desde 0 hasta 15 días.

Mal cliente: Se considerará como mal cliente a aquellos que presenten un rango de morosidad máxima mayor igual a 16 días y un rango de morosidad promedio mayor igual a 16 días.

En este sentido, las condiciones “tipo pagador” se resumen en la siguiente tabla:

¹⁰ Buen cliente: Información entregada por el oficial de crédito de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín.

Las dos definiciones dadas sobre buen cliente y mal cliente se representan en la siguiente matriz de contingencia donde se cruzan las variables Mora máxima y Mora promedio evidenciando la diferencia de clientes de la siguiente manera:

Tabla 7
Condición “Tipo Pagador”

TIPOS	RANGOS DE MOROSIDAD
Buen cliente	Mora máxima ≤ 15 Mora promedio ≤ 15
Mal Cliente	Mora máxima y promedio > 15

Nota: Oficial de crédito Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín
Autor: Analuisa A. y Paredes A.

Tabla 8
Matriz de Contingencia Condición “Tipo Pagador”

MORA PROMEDIO (DÍAS)	MORA MÁXIMA (DÍAS)					
	0	1 A 15	16 A 30	31 A 60	61 A 90	MÁS DE 90
0	BC	BC	MC	MC	MC	MC
1 A 15		BC	MC	MC	MC	MC
16 A 30			MC	MC	MC	MC
31 A 60				MC	MC	MC
61 A 90					MC	MC
MÁS DE 90						MC



Buen
Cliente



Mal
Cliente

Nota: Oficial de crédito Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín
Autor: Analuisa A. y Paredes A.

Ahora que ya se tiene definida la condición “tipo pagador” se puede crear una variable nueva que se añadirá a la base de datos descrita anteriormente, esta nueva variable se denomina INCUMPLIMIENTO que como se mencionó es la variable dependiente del modelo de calificación de crédito y pasará a ser la variable número 52 de la base de datos.

3.4. Análisis de las variables explicativas

Definida la condición “tipo pagador” y creada la variable dependiente del modelo de calificación de crédito es necesario analizar cada una de las demás variables que permanecen en la base de datos de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín con el fin de encontrar aquellas que mejor describan o expliquen el comportamiento de la variable INCUMPLIMIENTO, es decir, la variable dependiente del modelo.

Sabemos que la variable dependiente está en función de otras variables, es decir, hay variables tanto cualitativas como cuantitativas que combinadas entre ellas explican a la variable dependiente, pero no todas las variables existentes en la base de datos cumplirán esta característica, por esa razón es necesario realizar un primer análisis exploratorio de tipo univariante de las variables cualitativas como cuantitativas para desechar aquellas que a primera instancia no aportan al modelo de calificación de crédito.

En este sentido, separaremos primero de la base de datos a las variables cualitativas de las cuantitativas para hacer un análisis de datos adecuado y nos apoyaremos en el paquete estadístico SPSS¹¹ para este primer análisis.

Para este primer análisis exploratorio se utilizarán los siguientes criterios de rechazo de variables:

- Variables con registros de características individuales constantes del cliente
- Variables con registros que presenten acumulación representativa
- Variables con registros relacionados a la maduración del crédito
- Variables que son referencia de otras variables que sí serán utilizadas

Con el uso de estos criterios, tanto para variables tipo cualitativas como cuantitativas obtendremos aquellas variables que Aportan y aquellas que No Aportan inicialmente al modelo. (Ver ANEXO 1).

¹¹ SPSS: Statistical Package for the Social Sciences.

3.5. Preparar Variables para un Modelo de Calificación de Crédito

3.5.1. Análisis de las Variables

Realizado el análisis exploratorio univariante (Ver ANEXO 1) se pudo identificar aquellas variables que a primera instancia no aportan al modelo de calificación y también aquellas que si lo hacen.

Inicialmente se presentaban 51 variables pero después del primer análisis exploratorio quedan ahora 19 variables (6 cualitativas y 13 cuantitativas) y como se mencionó en párrafos anteriores todas las variables que pasaron al primer análisis exploratorio serán sometidas a un análisis exploratorio bivalente que cruza las variables independientes con la variable dependiente INCUMPLIMIENTO permitiendo determinar las variables finales que aportan al modelo de calificación de crédito (Ver ANEXO 2).

Después de realizar el análisis exploratorio univariante y bivalente las variables finales serán sometidas a una regresión logística. El uso de la regresión logística viene dado por la característica que presenta la variable dependiente del modelo, es decir, es una variable binaria (0 y 1) y la regresión logit permite explicar y/o predecir mediante las variables independientes la probabilidad de ocurrencia de la variable dependiente ($0 \leq P_i \leq 1$) y este valor numérico que arroja el modelo ayudará a que el oficial de crédito pueda tomar una mejor decisión en lo referente a la colación de créditos en la cartera de microcrédito.

Se presenta a continuación las variables que después del análisis univariante y bivalente serán consideradas como variables finales y serán sometidas a la regresión logística.

Tabla 9
Variables Finales Después de Análisis Exploratorio Univariante y Bivalente

No	VARIABLE	DESCRIPCIÓN	TIPO	UNIVARIANTE	BIVARIANTE
1	FECHA_NACIMIENTO	Fecha de nacimiento del socio	Fecha	No Aporta	-
2	FECHA_AFILIACION	Fecha afiliación del socio	Fecha	No Aporta	-
3	FECHA_ADJUDICACION	Fecha adjudicación del crédito	Fecha	No Aporta	-
4	FECHA_VENCIMIENTO	Fecha de vencimiento del crédito	Fecha	No Aporta	-
5	No	Número del socio en la base de datos	Numérico	No Aporta	-
6	AÑO	Año otorgamiento del crédito	Numérico	No Aporta	-
7	NRO_SOCIO	Número de registro socio	Numérico	No Aporta	-
8	PERIODICIDAD	Periodicidad de pago cuota	Numérico	No Aporta	-
9	TASA_INTERES	Tasa de interés del crédito	Numérico	Aporta	Aporta

10	PV DE 1 A 30 DIAS	Cartera por vencer 1 a 30 días	Numérico	No Aporta	-
11	PV DE 31 A 90 DIAS	Cartera por vencer 31 a 90 días	Numérico	No Aporta	-
12	PV DE 91 A 180 DIAS	Cartera por vencer 91 a 180 días	Numérico	No Aporta	-
13	PV DE 181 A 360 DIAS	Cartera por vencer 181 a 360 días	Numérico	No Aporta	-
14	PV MAS DE 360 DIAS	Cartera por vencer mayor a 360 días	Numérico	No Aporta	-
15	ND DE 1 A 30 DIAS	Cartera que no devenga interés 1 a 30 días	Numérico	No Aporta	-
16	ND DE 31 A 90 DIAS	Cartera que no devenga interés 31 a 90 días	Numérico	No Aporta	-
17	ND DE 91 A 180 DIAS	Cartera que no devenga interés 91 a 180 días	Numérico	No Aporta	-
18	ND DE 181 A 360 DIAS	Cartera que no devenga interés 181 a 360 días	Numérico	No Aporta	-
19	ND MAS DE 360 DIAS	Cartera que no devenga interés mayor a 360	Numérico	No Aporta	-
20	VE DE 1 A 30 DIAS	Cartera vencida 1 a 30 días	Numérico	No Aporta	-
21	VE DE 31 A 90 DIAS	Cartera vencida 31 a 90 días	Numérico	No Aporta	-
22	VE DE 91 A 180 DIAS	Cartera vencida 91 a 180 días	Numérico	No Aporta	-
23	VE DE 181 A 360 DIAS	Cartera vencida 181 a 360 días	Numérico	No Aporta	-
24	VE MAS DE 360 DIAS	Cartera vencida mayor a 360 días	Numérico	No Aporta	-
25	INTERES DEVENGADO	Interés devengado	Numérico	No Aporta	-
26	INTERES SUSPENSO	Interés suspenso	Numérico	No Aporta	-
27	DIAS VENCIDO	Días vencido acumulado	Numérico	No Aporta	-
28	ENCAJE	Encaje en crédito	Numérico	Aporta	Aporta
29	EDAD	Edad del socio	Numérico	Aporta	Aporta
30	CARGAS FAMILIARES	Cargas familiares del socio	Numérico	Aporta	Aporta
31	INGRESOS	Ingresos socio	Numérico	Aporta	Aporta
32	EGRESOS	Egresos socios	Numérico	Aporta	No Aporta
33	ACTIVOS	Activos del socio	Numérico	Aporta	No Aporta
34	PASIVOS	Pasivos del socio	Numérico	Aporta	No Aporta
35	PATRIMONIO	Patrimonio del socio	Numérico	Aporta	No Aporta
36	NUMERO CUOTA	Número de cuotas del crédito	Numérico	Aporta	Aporta
37	CUOTA	Valor de la cuota	Numérico	Aporta	Aporta
38	CAPITAL	Capital otorgado en crédito	Numérico	Aporta	Aporta
39	MONTO	Monto esperado por la cooperativa	Numérico	No Aporta	-
40	MORA PROMEDIO	Mora promedio del socio	Numérico	-	-
41	MORA MAXIMA	Mora máxima del socio	Numérico	-	-
42	SALDO OPERATIVO	Saldo del socio en cta	Numérico	Aporta	No Aporta
43	NOMBRE	Nombre del socio	Texto	No Aporta	-
44	CEDULA	Identificación del socio	Texto	No Aporta	-
45	GENERO	Genero del socio	Texto	Aporta	Aporta
46	DESTINO CREDITO	Destino del crédito	Texto	No Aporta	-
47	CENTRAL RIESGO	Calificación del socio en central de riesgos	Texto	Aporta	Aporta
48	CALIFICACION COAC	Calificación del socio en la cooperativa	Texto	Aporta	Aporta
49	ESTADO CIVIL	Estado civil del socio	Texto	Aporta	No Aporta
50	NIVEL ESTUDIOS	Nivel de estudios del socio	Texto	Aporta	Aporta
51	TIPO VIVIENDA	Tipo de vivienda del socio	Texto	Aporta	No Aporta

Nota: Base de Datos Cartera de Microcrédito Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

La tabla anterior presenta como se han ido generando los cambios en las variables de la base de datos original entregadas por la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín, es decir, como algunas variables que no aportan se fueron eliminando desde el inicio con el análisis exploratorio univariante seguido de un análisis exploratorio bivariante dejando finalmente las variables que mejor aportan y/o explican a la variable dependiente INCUMPLIMIENTO pero además estas variables finales son de fácil acceso en el sentido de que la recolección de la información en la mayor parte de las variables se las puede encontrar en la solicitud de crédito que el socio presenta a la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín y que es verificada posteriormente por el Oficial de crédito.

En este sentido, las variables finales que serán sometidas a la regresión logística serán las siguientes:

Tabla 10
Variables Finales de Base de Datos Cartera de Microcrédito

No	VARIABLE	DESCRIPCIÓN
1	TASA_INTERES	Tasa de interés del crédito
2	ENCAJE	Encaje en crédito
3	EDAD	Edad del socio
4	CARGAS_FAMILIARES	Cargas familiares del socio
5	INGRESOS	Ingresos socio
6	NUMERO_CUOTA	Número de cuotas del crédito
7	CUOTA	Valor de la cuota
8	CAPITAL	Capital otorgado en crédito
9	GENERO	Genero del socio
10	CENTRAL_RIESGO	Calificación del socio en central de riesgos
11	CALIFICACION_COAC	Calificación del socio en la cooperativa
12	NIVEL_ESTUDIOS	Nivel de estudios del socio

Nota: Base de Datos Cartera de Microcrédito Cooperativa San Valentín
Autor: Analuisa A. y Paredes A.

3.5.2. Modelo de Calificación de Crédito

En los modelos de calificación de crédito es necesario determinar a la variable INCUMPLIMIENTO misma que dentro del modelo se define como la variable dependiente con el fin de identificar a los buenos y malos clientes.

Una vez identificados estos dos tipos de clientes mediante la variable INCUMPLIMIENTO se procede a realizar con la base de datos entregada por la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín un análisis exploratorio univariante, un análisis exploratorio bivariante donde todas las variables que pasaron al primer análisis exploratorio se cruzan con el INCUMPLIMIENTO y finalmente una regresión logística con las variables que pasaron al segundo análisis exploratorio.

Con la regresión logística obtendremos un modelo que permitirá calcular la probabilidad de incumplimiento de cualquier sujeto de crédito que quiera acceder al producto de microcrédito o la probabilidad de incumplimiento de cualquier sujeto de crédito al que la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín quiera colocar el producto de microcrédito.

En otras palabras mediante la metodología aplicada y desarrollada se está proporcionando un modelo de calificación de crédito adaptado y único para la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín en lo relacionado a la colocación de recursos de la cartera de microcrédito.

Para el desarrollo tanto del análisis exploratorio univariante, exploratorio bivariante y la regresión logística es de gran ayuda apoyarse en programas o paquetes estadísticos u hojas de cálculo eficientes. Para este caso utilizaremos el paquete SPSS versión 18 (SPSS V 18.0) y las hojas de cálculo de Excel con el fin de realizar un correcto análisis de las variables.

3.5.3. Ajuste al modelo Logístico

Con las variables finales se procede a hacer una regresión logística misma que arrojará la ecuación del modelo de calificación de crédito considerando a la variable INCUMPLIMIENTO como variable dependiente del modelo.

La ecuación del modelo logístico también llamado Logit se presenta con la siguiente fórmula.

$$P_j = \frac{e^{Z_j}}{1 + e^{Z_j}}$$

Donde:

$$Z_j = \pm B_0 \pm B_1 Z_1 \pm B_2 Z_2 \pm \dots \pm B_p Z_p$$

B_p = Coeficientes estimados o pesos de cada variable

Z_p = Puntuaciones de la observación

El tratamiento general que se debe dar a las variables finales al momento de realizar la regresión logística es el de ir incorporando una variable por corrida de la regresión. Al igual que en los primeros análisis univariante y bivalente se utilizará el criterio de usar o aceptar aquellas variables que cumplan principalmente con el nivel de confianza del 95%, es decir, que tengan una significancia o p-valor menor igual que 0.05 (sig. ≤ 0.05).

En forma específica las variables que sean de tipo cuantitativas o numéricas la incorporación será directa, es decir, su incorporación estará dada una por una.

En el caso de las variables tipo cualitativas además de su incorporación una por una a las otras variables del modelo es necesario codificarlas o transformarlas en tipo numérico con el fin de asignarle valores que puedan ser calculados al final. Esta codificación responderá a una transformación dicotómica de las variables cualitativas.

Todo el análisis referente a las corridas de la regresión logística se presenta más adelante (Ver ANEXO 3).

En la séptima regresión se evidencia la aparición de una nueva variable llamada Capacidad_Pago, esta variable indica la Capacidad de Pago del socio y se presenta agrupando dos variables cuantitativas anteriores como lo son Ingresos y Cuota.

El criterio para incorporar esta nueva variable es que un modelo de calificación de crédito debe presentar la menor cantidad de variables, pero que esta cantidad de variables sean las que mejor expliquen a la variable dependiente del modelo, es decir, el INCUMPLIMIENTO.

Las variables Ingreso y Cuota son variables que pasaron a la regresión logística pero basándose en el criterio anterior es mejor agrupar estas dos variables y crear una nueva que explique de mejor manera al INCUMPLIMIENTO y así se genera la Capacidad de Pago misma que está dada por la siguiente fórmula:

$$CP = \frac{(Ingresos - Gastos)}{Cuota}$$

Finalmente realizada la regresión logística se obtienen las variables independientes que forman el modelo de calificación de crédito con sus respectivos coeficientes beta que permitirán explicar el INCUMPLIMIENTO.

Tabla 11
Variables del Modelo de Calificación de Crédito en la Cartera de Microcrédito

No	VARIABLE	DESCRIPCIÓN	COEFICIENTE (B)	SIGNIFICANCIA
1	TASA_INTERES	Tasa de interés del crédito	,109	,019
2	ENCAJE	Encaje en crédito	-,004	,049
3	EDAD	Edad del socio	-,041	,025
4	CARGAS_FAMILI	Cargas familiares del socio	,390	,046
5	NUMERO_CUOTA	Número de cuotas del crédito	,069	,043
6	CAPITAL	Capital otorgado en crédito	,001	,027
7	CAPACIDAD_PAGO	Capacidad de pago del socio [(Ingresos-Egresos)/Cuota]	-,086	,050
8	GENE_RECOTD(1)	Genero del socio	-,762	,041
9	ESTUDIOS(1)	Nivel de estudios del socio	-,964	,044
10	CENT_RIES_RECOTD(1)	Calificación del socio en central de riesgos	-5,446	,001
11	CALIF_COAC_RECOTD(1)	Calificación del socio en la cooperativa	-3,264	,047
12	CONSTANTE	Constante de la regresión logística	1,696	,046

Nota: Base de Datos Cartera de Microcrédito Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

La primera columna (No) indica el orden, posición y cantidad de las variables que forman el modelo, la segunda columna (VARIABLE) indica el nombre de cada una de las variables que forman parte de modelo, la tercera (DESCRIPCION) describe a cada una de las variables que forman parte del modelo, la cuarta columna (COEFICIENTE B) indica el coeficiente estimado de la regresión, donde el signo de cada coeficiente señala hacia donde se mueve la probabilidad ante un aumento de la variable independiente correspondiente, mientras que el valor de dicho coeficiente estimado representa de manera general a la pendiente y especifica el cambio en la variable dependiente del modelo en este caso el INCUMPLIMIENTO cuando hay un cambio en la variable independiente correspondiente cuando las demás variables permanecen constantes, finalmente la quinta columna (SIGNIFICANCIA) indica la probabilidad de cometer un Error Tipo I, es decir, rechazar la hipótesis nula (Ho) cuando realmente es verdadera, para el caso de la regresión logística la hipótesis nula indica que los coeficientes estimados de las variables introducidas al modelo son iguales a cero, si el nivel de significancia es mayor a 0.05 se aceptaría Ho y de cumplirse esta hipótesis no tendría sentido utilizar aquellas variables pero si el nivel de significancia es menor igual a 0.05 se rechaza Ho lo que implica que es correcto utilizar estas variables pues aportan al modelo.

Ahora que ya se tienen definidos los coeficientes correspondientes a cada una de las variables seleccionadas se puede establecer la ecuación final que representa al modelo de calificación de crédito. La ecuación entonces queda definida por:

$$Z_j = \pm B_0 \pm B_1 Z_1 \pm B_2 Z_2 \pm \dots \pm B_p Z_p$$

$$\begin{aligned} Z_j = & 1.696 + 0.109 * TASA_INTERES - 0.004 * ENCAJE - 0.041 * EDAD \\ & + 0.390 * CARGAS_FAMILI + 0.069 * NUMERO_CUOTA + 0.001 \\ & * CAPITAL - 0.086 * CAPACIDAD_PAGO - 0.762 * GENE_RECOD(1) \\ & - 0.964 * ESTUDIOS - 5.446 * CENT_RIES_RECOD(1) - 3.264 \\ & * CALIF_COAC_RECOD(1) \end{aligned}$$

La ecuación anterior permite calcular un score o puntaje para el sujeto de crédito que quiera acceder al producto de microcrédito pero el resultado de esta ecuación no está definido por una probabilidad ($0 \leq P_i \leq 1$) así que ahora para obtener una probabilidad hay que aplicar la siguiente formula a la ecuación anterior:

$$P_j = \frac{e^{Z_j}}{1 + e^{Z_j}}$$

Con esta fórmula obtendremos una probabilidad donde si el valor es más cercano a cero existe menor probabilidad de que el sujeto de crédito tenga INCUMPLIMIENTO en sus obligaciones con la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín que si el valor se acerca más a uno.

3.5.4. Desarrollar un Demo en Visual Basic 6.0 del Modelo de Calificación de Crédito

Una vez realizada la estimación del modelo de calificación de crédito adaptado para la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín, la fase final es implementar los elementos del modelo a un simulador.

Existen muchas plataformas en las que se puede realizar esta última fase, para nuestro caso lo desarrollaremos en Visual Basic Versión 6.0 (Vb V6.0) por la facilidad que este software proporciona siendo amigable con el usuario y al mismo tiempo permitiendo generar un simulador que también será amigable para los usuarios o encargados de manejar el demo del modelo de calificación de crédito dentro de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín.

3.5.5. Manual de usuario

El siguiente manual servirá de guía inicial para los usuarios que utilizarán el demo sean estos el oficial de crédito, el comité de crédito, gerencia general u otros.

El demo presenta un fácil acceso y una fácil aplicación o uso lo que indica que no se necesita tener una experiencia grande en el área de crédito para poder manejar el presente demo.

La constitución del demo viene dado por dos formularios principales donde el primer formulario está diseñado para servir de acceso al modelo, para salir de la aplicación y como portada principal del demo. El segundo formulario está compuesto por las variables finales del modelo de calificación de crédito y los botones de comandos principales.

Una vez definido esto se presenta los pasos principales para el correcto uso del demo. En el primer formulario se debe realizar lo siguiente:

1. En la portada del demo seleccionar la pestaña OPCIONES
2. Seleccionar la opción Calificar Socio

Paso 1 - Paso 2



Figura 12

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

Realizado los pasos anteriores se despliega el segundo formulario en el que tenemos que seguir los siguientes pasos:

3. Llenar cada uno de los campos indicados en el formato del formulario.
4. Una vez lleno el formulario escoger el comando EJECUTAR
5. Los resultados aparecerán como Z_j que es la sumatoria de las variables con sus respectivos coeficientes y P_i como la probabilidad de incumplimiento del sujeto de crédito. En el ejemplo la probabilidad de incumplimiento P_i es de 0.15029 o el 15.03 %.

Paso 3 – Paso 4 – Paso 5

CALIFICACION SOCIO

COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO SAN VALENTÍN

DEMO: MODELO DE CALIFICACION DE CRÉDITO - CARTERA MICROCRÉDITO

NOMBRE SOCIO: ELENA GABRIELA VARGAS ARIAS

CEDULA: 1721186466

GENERO: FEMENINO

EDAD: 26

NIVEL ACADEMICO: SECUNDARIA

CAPITAL: 3500

CUOTA: 320.879975171803

ENCAJE: 350

INGRESOS: 650

GASTOS: 300

PUNTAJE EQUIFAX: 949

CALIFICACION COAC: NO REGISTRA

CARGAS FAMILIARES: 1

TASA DE INTERES: 18

PLAZO: 12

$$P_j = \frac{e^{Z_j}}{1 + e^{Z_j}} \quad Z_j = B_0 + B_1Z_1 + B_2Z_2 + \dots + B_pZ_p$$

$Z_i = -1.73232795685632$

$P_i = 0.15029$

EJECUTAR NUEVO IMPRIMIR

SALIR

"SAN VALENTÍN"
COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO
"Fomentando el ahorro y el crédito
para el desarrollo del emprendedor"

Figura 13

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

6. Si se desea ingresar a un nuevo sujeto de crédito escoger el comando NUEVO

7. Si no hay más sujetos de crédito que calificar escoger el comando SALIR

Paso 6 – Paso 7



Figura 14

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

8. Si se desea imprimir el formulario del sujeto de crédito escoger el comando IMPRIMIR.

Paso 8

CALIFICACION SOCIO

COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO SAN VALENTÍN

DEMO: MODELO DE CALIFICACION DE CRÉDITO - CARTERA MICROCRÉDITO



"SAN VALENTÍN"
COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO
"Trabajando juntos para un mejor futuro de la República"

NOMBRE SOCIO: ELENA GABRIELA VARGAS ARIAS

CEDULA: 1721186466

GENERO: FEMENINO

EDAD: 26

NIVEL ACADÉMICO: SECUNDARIA

CAPITAL: 3500

CUOTA: 320.879975171803

ENCAJE: 350

INGRESOS: 650

GASTOS: 300

PUNTAJE EQUIFAX: 949

CALIFICACION COAC: NO REGISTRA

CARGAS FAMILIARES: 1

TASA DE INTERES

$$P_j = \frac{e^x}{1 + e^x} \quad Z_j = B_0 + B_1Z_1 + B_2Z_2 + \dots + B_pZ_p$$

SCORING DICE...

EL DOCUMENTO SE HA ENVIADO A LA IMPRESORA

Aceptar

P 1 = 0.15029

EJECUTAR

NUEVO

IMPRIMIR

SALIR

Figura 15

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

CONCLUSIONES

- El elemento principal para el diseño de un modelo de calificación de crédito es la madurez de la base de datos que entrega la institución, sin embargo al momento del diseño se encontraron inconsistencias en algunos registros de ciertas variables generando que la etapa de análisis de los datos tome más tiempo en su análisis y que en ciertos casos distorsione los resultados finales
- El presente modelo ha sido diseñado bajo parámetros netamente estadísticos que dan evidencia de una correcta aplicación de la técnica para el diseño de modelos de calificación de crédito, pero por inconsistencias en la base de datos se concluye que el modelo debe ser usado como una variable, es decir, no se debería usar como única herramienta en lo referente a la decisión de colocar o no un crédito sino como un complemento que junto a la experiencia del área de crédito permita generar una óptima colocación de créditos.

- La Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín no lleva un registro de datos completo sobre la información del socio que solicita un crédito lo cual está dado por la falta de control del personal del área de crédito, mismos que no basan sus actividades en una guía o metodología de crédito definida, pues la Cooperativa aún no cuenta con un manual de crédito propio.

RECOMENDACIONES

- La Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín debería solicitar a los nuevos socios que soliciten un crédito llenar adecuadamente la información requerida en la solicitud de crédito para poder tener datos consistentes para mejorar la información de la base de datos y el asesor debe verificar que la solicitud contenga la información coherente y correcta.
- Es necesario que al modelo desarrollado en la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín sea sometido a un back testing en un periodo de 6 a 9 meses utilizando el mismo código de SPSS en el cual mejorarían la base de datos contando ahora con información más consistentes para mejorar el modelo o actualizar según nuevas normativas que puedan presentarse en la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS) u otros organismos de control.
- La Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín debería a futuro diseñar un modelo de calificación de crédito a las demás carteras como por ejemplo la de consumo, hipotecario,

etc. para tener una herramienta que le ayude a la minimización del riesgo de crédito, ya que el modelo desarrollado le servirá exclusivamente para la cartera de microcrédito.

LISTA DE REFERENCIAS

ACTIBVA. (2013). *Scoring, el programa que aprueba tu crédito*. Recuperado el 20 de Julio de 2014, de <http://www.actibva.com/magazine/productos-financieros/scoring-el-programa-que-aprueba-tu-credito>.

IEPS. (2012, pág. 46). *Ley Orgánica de Economía Popular y Solidaria y del Sector Financiero Popular y Solidario y Su Reglamento*. Quito: Sin editorial.

IEPS. (2012, pág. 11). *Ley Orgánica de Economía Popular y Solidaria y del Sector Financiero Popular y Solidario y su Reglamento*. Quito: Sin editorial.

Coraggio, J. L. (2011, pág. 13). *ECONOMIA SOCIAL El trabajo antes del capital*. Quito: Abya-Yala.

BANCAFACIL. (s.f.). *Qué es el crédito?*. Recuperado el 13 de octubre de 2014, de BANCAFACIL:<http://www.bancafacil.cl/bancafacil/servlet/Contenido?indice=1.2&idPublicacion=30000000000000027&idCategoria=5>

Belaunde, G. (2012). *El riesgo de crédito, ese desconocido*. Recuperado el 10 de octubre de 2014, de GESTION: <http://blogs.gestion.pe/riesgosfinancieros/2012/01/el-riesgo-de-credito-ese-desco.html>

López Dominguez, I. (2012). *Basilea, Acuerdos*. Recuperado el 7 de octubre de 2014, de Expansión.com: <http://www.expansion.com/diccionario-economico/basilea-acuerdos.html>

IDE. (2007). *Credit Scoring: Decisiones seguras en tiempos inciertos*. Recuperado el 20 de Julio de 2014, de <http://investiga.ide.edu.ec/index.php/revista-mayo-2007/687-credit-scoring-decisiones-seguras-en-tiempos-inciertos>

Sin Autor. (2012). *Análisis discriminante: El procedimiento Discriminante*. Recuperado el 25 de 10 de 2014, de http://pendientedemigracion.ucm.es/info/socivmyt/paginas/D_departamento/materiales/analisis_datosyMultivariable/23discr_SPSS.pdf.

Córdova, M. (2003, pág. 2). *ESTADISTICA Descriptiva e Inferencial Aplicaciones*. (5ta. Edición) Lima: Moshera SRI.

Córdova, M. (2003, pág. 3). *ESTADISTICA Descriptiva e Inferencial Aplicaciones*. (5ta. Edición) Lima: Moshera SRI.

Córdova, M. (2003, pág. 5). *ESTADISTICA Descriptiva e Inferencial Aplicaciones*. (5ta Edición) Lima: Moshera SRI.

Córdova, M. (2003, pág. 8). *ESTADISTICA Descriptiva e Inferencial Aplicaciones*. (5ta Edición) Lima: Moshera SRI.

E-CENTRO. (2014). *Modelo estadístico, Definición formal, Comparación entre modelos, Un ejemplo, Clasificación*. Recuperado el 20 de 10 de 2014, de http://centrodeartigos.com/articulos-enciclopedicos/article_93454.html

Figueras, S. y Gargallo, P. (2003). *ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS*. Recuperado el 21 de 10 de 2014, de [5campus.com: http://www.5campus.com/leccion/aed](http://www.5campus.com/leccion/aed).

Guamán, M. (2011). *Gestión de Riesgo de Crédito de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Maquita Cushunchic - Análisis y Preparación Estadística de Variables para el Diseño de un Modelo Credit Score de Cartera de Consumo*. Tesis de Maestría en Finanzas y Gestión de Riesgos. Quito: Universidad Andina Simón Bolívar.

Guamán, M. (2011). *Gestión de Riesgo de Crédito de la Coperativa de Ahorro y Crédito Maquita Cushunchic - Análisis y Preparación Estadística de Variables para el Diseño de un Modelo Credit Score de Cartera de Consumo*. Tesis de Maestría en Finanzas y Gestión de Riesgos. Quito: Universidad Andina Simón Bolívar.

Llano, L. y Mosquera, V. (2006). *EL MODELO LOGIT UNA ALTERNATIVA PARA MEDIR PROBABILIDAD DE PERMANENCIA ESTUDIANTIL*. Tesis de Especialista en Ingeniería Financiera. Manizales: Universidad Nacional de Colombia.

Mendoza, H., & Bautista, G. (2002). *Probabilidad y Estadística*. Recuperado el 25 de 10 de 2014, de Universidad Nacional de Colombia: http://www.virtual.unal.edu.co/cursos/ciencias/2001065/html/un1/cont_107_07.html

Sáez, A. (2012, pág. 20). *Apuntes de Estadística para Ingenieros*. (Versión 1.3) Jaén: Creative Commons.

Webster, A. (2000, pág. 10). *Estadística aplicada a los negocios y la economía*. (3ra. Edición) Bogotá: McGraw-Hill.

Webster, A. (2000, pág. 12). *Estadística aplicada a los negocios y la economía*. (3ra. Edición) Bogotá: McGRAW-HILL.

Domenech, J. (sin año). *CALIDAD*. Recuperado el 12 de 10 de 2014, de maneliga.es:maneliga.es/PDF/Administrativo/Calidad/Diagrama_de_Pareto.pdf,

Aaron, G. (2012). *Estadística y probabilidad*. Recuperado el 12 de 10 de 2014, de dme.ufro.cl:http://dme.ufro.cl/clinicamatematica/images/Libros/Estadistica_y_Probabilidad/Estadistica%20y%20Probabilidad.pdf

E8Dsoluciones.es. (2012). *Análisis estadístico*. Recuperado el 12 de Noviembre de 2014, de www.e8dsoluciones.es: [www.e8dsoluciones.es /analisis_estadistico_que_es.htm](http://www.e8dsoluciones.es/analisis_estadistico_que_es.htm)

Sin autor.(2012). Recuperado el 25 de 10 de 2014, de pendienteemigracion.ucm.es: http://pendienteemigracion.ucm.es/info/socivmyt/paginas/D_departamento/materiales/analisis_datosyMultivariable/23discr_SPSS.pdf

Arriaza, M. (2006, pág.48). *Guia Practica de Analisis de Datos*. Cordoba: Idiagonal Diseño Grafico.

Guarati, D., & Porter, D. (2010, pág. 2). *Manual de Econometria* (Quinta). Mexico. McGraw-Hill.

Guarati, D., & Porter, D. (2010, pág. 3). *Manual de Econometria* (Quinta). Mexico. McGraw-Hill.

Guamán, M. (2011). *Gestión de Riesgo de Crédito de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Maquita Cushunchic - Análisis y Preparación Estadística de Variables para el Diseño de un Modelo Credit Score de Cartera de Consumo*. Quito:Universidad Andina Simon Bolivar.

Guamán, M. (2011). *Gestión de Riesgo de Crédito de la Coperativa de Ahorro y Crédito Maquita Cushunchic - Análisis y Preparación Estadística de Variables para el Diseño de un Modelo Credit Score de Cartera de Consumo*. Quito:Universidad Andina Simon Bolivar.

Hernandez, Z. (2006, pág. 31). *Métodos de Análisis de Datos: Apuntes*. Universidad de la Rioja: Servicio de Publicaciones.

UNIVERSIDAD AUTONOMA DE MADRID (2013). *Modelo lineal general: Hipotesis y estimacion*. Obtenido de www.uam.es :
https://www.uam.es/personal_pdi/economicas/sgarcia/logit.pdf

Sin autor (sin año). *Estadística y probabilidad*. Recuperado el 13 de Noviembre de 2014, de recursostic.educacion.es:
<http://recursostic.educacion.es/secundaria/edad/1esomatematicas/1quincena12/1quincena12.pdf>

Rodriguez, L. (2007, pág 17). *PROBABILIDAD Y ESTADÍSTICA BASICA PARA INGENIEROS*(Primera). Guayaquil: Escuela Superior Politecnica del Litoral.

Rodriguez, L. (2007, pág 32). *PROBABILIDAD Y ESTADÍSTICA BASICA PARA INGENIEROS*(Primera). Guayaquil: Escuela Superior Politecnica del Litoral.

Rodriguez, L. (2007, pág 37). *PROBABILIDAD Y ESTADÍSTICA BASICA PARA INGENIEROS*(Primera). Guayaquil: Escuela Superior Politecnica del Litoral.

Sáez, A. (2012, pág. 21-22). *Apuntes de Estadística para Ingenieros*.(version 1.3) Jaén: Creative Commons.

Diarte, J. (sin año). *Estadística y probabilidad*. Recuperado el 12 de Noviembre de 2014, de es.slideshare.net: <http://es.slideshare.net/josediar71/estadistica-y-probabilidad-2011>

Vergara, J. (2010). *Estadística basica con aplicaciones en excel*. Recuperado el 12 de 10 de 2014, de es.slideshare.net :<http://es.slideshare.net/juancarlosvergaras/libro-estadistica-basica-con-aplicaciones-en-ms-excel>

Vinces, J., & Medina, E. (2015). *Analisis de datos cualitativos*. Recuperado el 12 de 10 de 2014, de www.uam.es:
https://www.uam.es/personal_pdi/economicas/eva/pdf/tab_conting.pdf

Webster, A. (2000, pág.160). *Estadística aplicada a los negocios y la economía*. Bogotá: McGraw-Hill.

Superintendencia de Bancos y Seguros. (2012). ANÁLISIS FINANCIERO DEL SISTEMA DE COOPERATIVAS DE AHORRO Y CRÉDITO. Recuperado el 26 de 10 de 2014, de SBS:
http://www.sbs.gob.ec/medios/PORTALDOCS/downloads/articulos_financieros/Estudios%20Tecnicos/2012/AT32_2012.pdf

Thompson, I. (2012). *Definición de Cliente*. Recuperado el 9 de 12 de 2014, de PromonegocioS.net: <http://www.promonegocios.net/clientes/cliente-definicion.html>.

ANEXOS

ANEXO 1: ANÁLISIS EXPLORATORIO UNIVARIANTE DE LAS VARIABLES CUALITATIVAS Y CUANTITATIVAS DE LA BASE DE DATOS ENTREGADA POR LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO SAN VALENTÍN

Análisis Variables Cualitativas: Siendo las variables cualitativas a las que realizaremos nuestro primer análisis se presenta los siguientes resultados de aceptación y rechazo en base a un primer análisis estadístico.

Tabla A1.1
Variables Cualitativas de Base de Datos Cartera de Microcrédito

No.	VARIABLE	DESCRIPCIÓN	TIPO
43	NOMBRE	Nombre del socio	Texto
44	CÉDULA	Identificación del socio	Texto
45	GÉNERO	Genero del socio	Texto
46	DESTINO_CRÉDITO	Destino del crédito	Texto
47	CENTRAL_RIESGO	Calificación del socio en central de riesgos	Texto
48	CALIFICACIÓN_COAC	Calificación del socio en la cooperativa	Texto
49	ESTADO_CIVIL	Estado civil del socio	Texto
50	NIVEL_ESTUDIOS	Nivel de estudios del socio	Texto
51	TIPO_VIVIENDA	Tipo de vivienda del socio	Texto

Fuente: Base de Datos Cartera de Microcrédito Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

VARIABLE NOMBRE: Indica el nombre del socio a quien le fue otorgado el crédito. Esta variable no aporta ninguna característica al modelo pues sólo sirve de indicador referencial de otras variables tanto cualitativas como cuantitativas. Estadísticamente se lo puede presentar de la siguiente manera.

NOMBRE

N	Válidos	347
	Perdidos	0

VARIABLE CÉDULA: Indica el número de cédula del socio. Esta variable no aporta ninguna característica al modelo pues sólo sirve de indicador referencial de otras variables tanto cualitativas como cuantitativas por esta razón se descarta.

CÉDULA

N	Válidos	347
	Perdidos	0

VARIABLE GÉNERO: Variable que indica el sexo del socio. La variable género en este primer barrido se determina que aporta y pasará a la etapa de un segundo barrido más riguroso de selección ya que no presenta una acumulación importante en cualquiera de las dos opciones de esta variable como se ve en su tabla de frecuencias, además de que podría explicar en alguna forma a la variable dependiente del modelo.

GÉNERO

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos F	124	35,7	35,7	35,7
M	223	64,3	64,3	100,0
Total	347	100,0	100,0	

VARIABLE DESTINO_CRÉDITO: Indica el destino en el que el socio utilizó los recursos otorgados. Esta variable no aporta por la razón de que el presente modelo de calificación de crédito está dirigido a la propia cartera de microcrédito. Estadísticamente se lo puede representar de la siguiente manera.

DESTINO_CRÉDITO

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido MICROCREDITO	347	100,0	100,0	100,0

VARIABLE CENTRAL_RIESGO: Calificación del socio en la central de riesgo. Esta variable aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo. Estadísticamente se la puede representar de la siguiente manera.

CENTRAL_RIESGO

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos A	266	76,7	76,7	76,7
B	29	8,4	8,4	85,0
C	11	3,2	3,2	88,2
D	8	2,3	2,3	90,5
E	33	9,5	9,5	100,0
Total	347	100,0	100,0	

VARIABLE CALIFICACIÓN_COAC: Representa la calificación interna del socio por parte de la Cooperativa. Esta variable aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo. Estadísticamente se la puede representar de la siguiente manera.

CALIFICACIÓN_COAC

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
A	243	70,0	70,0	70,0
B	9	2,6	2,6	72,6
C	22	6,3	6,3	79,0
D	7	2,0	2,0	81,0
E	52	15,0	15,0	96,0
NO REGISTRA	14	4,0	4,0	100,0
Total	347	100,0	100,0	

VARIABLE ESTADO_CIVIL: Esta variable aporta y será sometida a un segundo barrido pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo.

ESTADO_CIVIL

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos CASADO	196	56,5	56,5	56,5
DIVORCIADO	37	10,7	10,7	67,1
SOLTERO	95	27,4	27,4	94,5
UNION LIBRE	11	3,2	3,2	97,7
VIUDO	8	2,3	2,3	100,0
Total	347	100,0	100,0	

VARIABLE NIVEL_ESTUDIOS: El nivel de estudios del socio es una variable que aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues el nivel de escolaridad del socio podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo.

NIVEL_ESTUDIOS

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido NO REGISTRA	3	,9	,9	,9
PRIMARIA	53	15,3	15,3	16,1
SECUNDARIA	189	54,5	54,5	70,6
SUPERIOR	102	29,4	29,4	100,0
Total	347	100,0	100,0	

VARIABLE TIPO_VIVIENDA: Indica el tipo de vivienda del socio. Esta variable no presenta acumulación importante en alguna de las opciones de la variable en consecuencia la variable aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo.

TIPO_VIVIENDA

	Frecuenci	Porcent	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válido ARRENDADA	53	15,3	15,3	15,3
FISCAL	5	1,4	1,4	16,7
HEREDADA	1	,3	,3	17,0
NO REGISTRA	19	5,5	5,5	22,5
OTRO	2	,6	,6	23,1
PROPIA	182	52,4	52,4	75,5
VIVE CON FAMILIARES	85	24,5	24,5	100,0
Total	347	100,0	100,0	

Análisis Variables Cuantitativas: Para este tipo de variables en el primer análisis se establecen las medidas de tendencia central además de sus respectivos Figuras para guiarnos estadísticamente. Entonces tenemos:

Tabla A1.2

Variables Cuantitativas de Base de Datos Cartera de Microcrédito

No	VARIABLE	DESCRIPCIÓN	TIPO
5	No	Número del socio en la base de datos	Numérico
6	AÑO	Año otorgamiento del crédito	Numérico
7	NRO_SOCIO	Número de registro socio	Numérico
8	PERIODICIDAD	Periodicidad de pago cuota	Numérico
9	TASA_INTERÉS	Tasa de interés del crédito	Numérico
10	PV_DE_1_A_30_DÍAS	Cartera por vencer de 1 a 30 días	Numérico
11	PV_DE_31_A_90_DÍAS	Cartera por vencer de 31 a 90 días	Numérico
12	PV_DE_91_A_180_DÍAS	Cartera por vencer de 91 a 180 días	Numérico
13	PV_DE_181_A_360_DÍAS	Cartera por vencer de 181 a 360 días	Numérico
14	PV_MAS_DE_360_DÍAS	Cartera por vencer mayor a 360 días	Numérico
15	ND_DE_1_A_30_DÍAS	Cartera que no devenga interés de 1 a 30 días	Numérico
16	ND_DE_31_A_90_DÍAS	Cartera que no devenga interés de 31 a 90 días	Numérico
17	ND_DE_91_A_180_DÍAS	Cartera que no devenga interés de 91 a 180 días	Numérico
18	ND_DE_181_A_360_DÍAS	Cartera que no devenga interés de 181 a 360 días	Numérico
19	ND_MAS_DE_360_DÍAS	Cartera que no devenga interés mayor a 360	Numérico
20	VE_DE_1_A_30_DÍAS	Cartera vencida de 1 a 30 días	Numérico
21	VE_DE_31_A_90_DÍAS	Cartera vencida de 31 a 90 días	Numérico
22	VE_DE_91_A_180_DÍAS	Cartera vencida de 91 a 180 días	Numérico
23	VE_DE_181_A_360_DÍAS	Cartera vencida de 181 a 360 días	Numérico
24	VE_MAS_DE_360_DÍAS	Cartera vencida mayor a 360 días	Numérico
25	INTERÉS_DEVENGADO	Interés devengado	Numérico
26	INTERÉS_SUSPENSO	Interés suspenso	Numérico
27	DÍAS_VENCIDO	Días vencido acumulado	Numérico
28	ENCAJE	Encaje en crédito	Numérico
29	EDAD	Edad del socio	Numérico
30	CARGAS_FAMILIARES	Cargas familiares del socio	Numérico
31	INGRESOS	Ingresos socio	Numérico
32	EGRESOS	Egresos socios	Numérico
33	ACTIVOS	Activos del socio	Numérico
34	PASIVOS	Pasivos del socio	Numérico
35	PATRIMONIO	Patrimonio del socio	Numérico
36	NÚMERO_CUOTA	Número de cuotas del crédito	Numérico

37	CUOTA	Valor de la cuota	Numérico
38	CAPITAL	Capital otorgado en crédito	Numérico
39	MONTO	Monto esperado por la cooperativa	Numérico
40	MORA_PROMEDIO	Mora promedio del socio	Numérico
41	MORA_MÁXIMA	Mora máxima del socio	Numérico
42	SALDO_OPERATIVO	Saldo del socio en cta	Numérico

Fuente: Base de Datos Cartera de Microcrédito Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

VARIABLE No: Representa la posición del socio dentro de la base de datos. Esta variable no aporta al modelo ya que es referencial de otras variables tanto cualitativas como cuantitativas por esta razón se descarta.

Estadísticos

No

N	Válidos	347
	Perdidos	0

VARIABLE AÑO: Indica el año en que fue otorgado el crédito al socio. Esta variable no aporta ninguna característica al modelo pues sólo sirve de indicador referencial de otras variables tanto cualitativas como cuantitativas por esta razón se descarta.

Estadísticos

AÑO

N	Válidos	347
	Perdidos	0

VARIABLE NRO_SOCIO: Representa el número que tiene socio dentro de la Cooperativa. Esta variable no aporta ninguna característica al modelo pues sólo sirve de indicador referencial de otras variables tanto cualitativas como cuantitativas por esta razón se descarta.

Tabla A1.3
Estadísticos Descriptivos de Variables Cuantitativas

	N	Mínimo	Máximo	Suma	Media	Desv. típ.	Varianza
No	347	1	347	60378	174.00	100.315	10063.000
AÑO	347	2012	2014	698712	2013.58	.614	.377
NRO_SOCIO	347	9	1503	317636	915.38	421.256	177456.507
PERIODICIDAD	347	30	30	10410	30.00	.000	.000
TASA_INTERÉS	347	17.00	29.00	7398.96	21.3227	3.04047	9.244
PV_1_A_30_DÍAS	347	.00	1457.27	58301.64	168.0163	204.71268	41907.281
PV_31_A_90_DÍAS	347	.00	2491.87	95034.37	273.8743	327.32704	107142.992
PV_91_A_180_DÍAS	347	.00	3915.29	147437.60	424.8922	522.23555	272729.966
PV_181_A_360_DÍAS	347	.00	5951.45	261664.12	754.0753	899.62913	809332.569
PV_MAYOR_360_DÍAS	347	.00	9002.49	529743.07	1526.6371	2175.17224	4731374.257
ND_1_A_30_DÍAS	347	.00	950.89	22605.18	65.1446	166.24684	27638.012
ND_31_A_90_DÍAS	347	.00	976.16	20536.17	59.1820	163.50735	26734.653
ND_91_A_180_DÍAS	347	.00	1524.22	31564.46	90.9639	259.73168	67460.546
ND_181_A_360_DÍAS	347	.00	3142.63	52579.74	151.5266	483.53965	233810.593
ND_MAYOR_360_DÍAS	347	.00	10828.01	60082.60	173.1487	840.13504	705826.890
VE_1_A_30_DÍAS	347	.00	466.93	9832.47	28.3356	74.77163	5590.797
VE_31_A_90_DÍAS	347	.00	886.47	9004.19	25.9487	90.88032	8259.232
VE_91_A_180_DÍAS	347	.00	1121.13	6980.07	20.1155	101.66454	10335.679
VE_181_A_360_DÍAS	347	.00	2123.67	7505.87	21.6307	131.39145	17263.712
VE_MAYOR_360_DÍAS	347	.00	986.23	10249.51	29.5375	129.62149	16801.731
INTERÉS_DEVENGADO	347	.00	550.18	17050.14	49.1359	69.88407	4883.783
INTERÉS_SUSPENSO	347	.00	5338.31	18097.41	52.1539	303.28153	91979.689
DÍAS_VENCIDO	347	0	830	22265	64.16	164.742	27140.045
ENCAJE	347	.00	2250.00	48006.97	138.3486	314.04102	98621.760
EDAD	347	19	71	14485	41.74	12.189	148.561
CARGAS_FAMILI	347	0	6	381	1.10	1.151	1.326
INGRESOS	347	.00	16500.00	706265.97	2035.3486	2063.78944	4259226.833
EGRESOS	347	.00	8600.00	169962.15	489.8045	759.10739	576244.022
ACTIVOS	347	.00	955000.00	30830223.47	88847.9063	139927.10899	19579595831.656
PASIVOS	347	.00	150000.00	1967566.86	5670.2215	14347.82870	205860188.322
PATRIMONIO	347	.00	947000.00	28902547.47	83292.6440	134386.03083	18059605281.537
NÚMERO_CUOTA	347	4	48	8021	23.12	9.070	82.270
CUOTA	347	33.76	1376.99	87258.13	251.4644	193.78034	37550.818
CAPITAL	347	312.96	28302.40	1674411.41	4825.3931	3693.73843	13643703.611
MONTO	347	335.55	39223.50	2155568.81	6212.0138	5043.87603	25440685.397
MORA_PROMEDIO	347	.00	28.62	1152.04	3.3200	7.04463	49.627
MORA_MÁXIMA	347	0	30	2212	6.37	10.582	111.969
SALDO_OPERATIVO	347	.00	3081.44	15459.23	44.5511	207.16655	42917.979
N válido (según lista)	347						

Fuente: Base de Datos Cartera de Microcrédito Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín

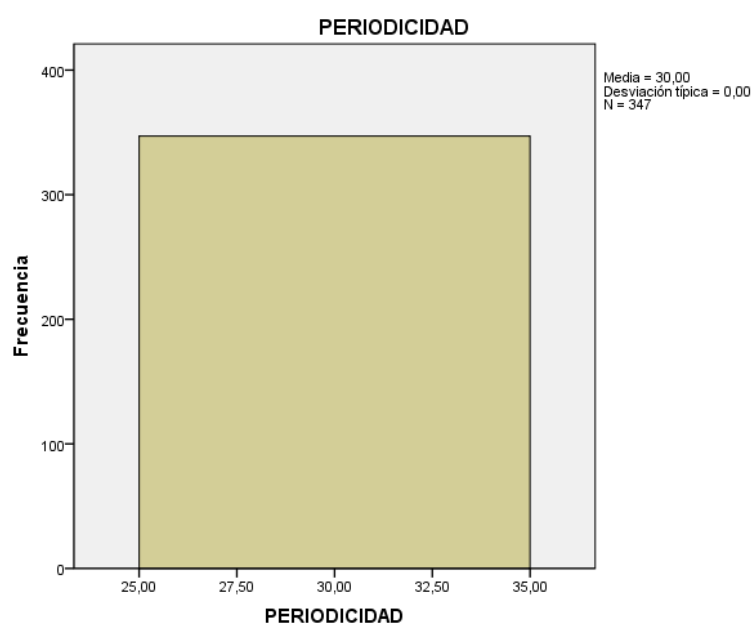
Autor: Analuisa A. y Paredes A.

Estadísticos

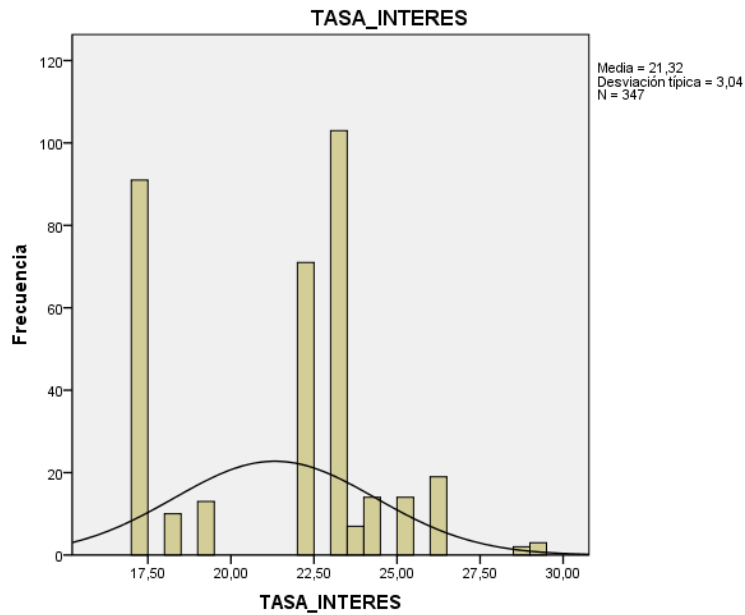
NRO_SOCIO

N	Válidos	347
	Perdidos	0

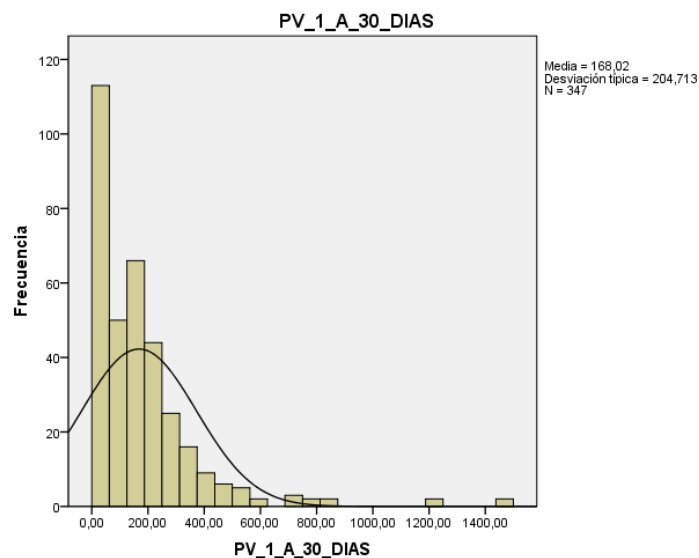
VARIABLE PERIODICIDAD: Representa el periodo de pago de las cuotas del crédito. Esta variable no aporta al modelo ya que todos los crédito tienen la misma periodicidad por esta razón se descarta.



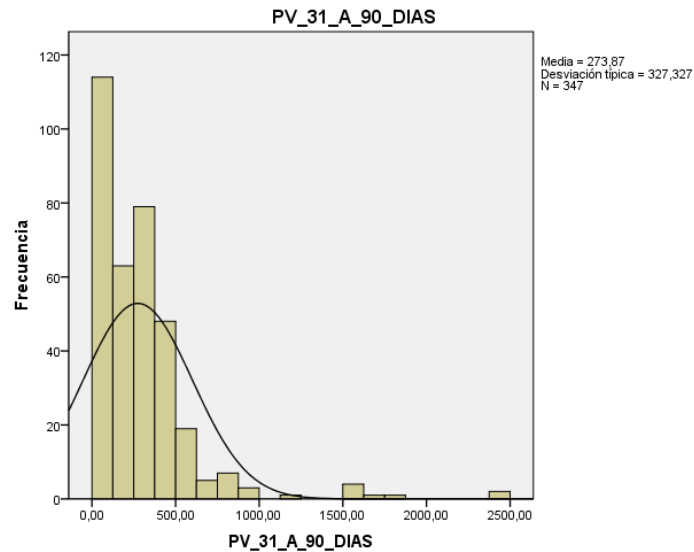
VARIABLE TASA_INTERÉS: Indica la tasa de interés a la que fue otorgado el crédito. Esta variable aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo.



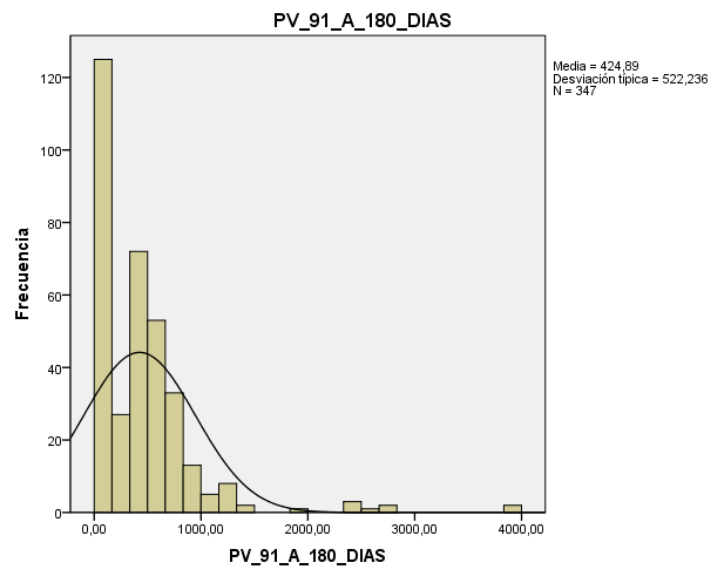
VARIABLE PV_DE_1_A_30_DÍAS: Explica la cartera que está por vencer de 1 a 30 días. Esta variable no aporta al modelo ya que se presenta según el tiempo transcurrido del crédito, es decir, maduración del crédito y no se puede predecir.



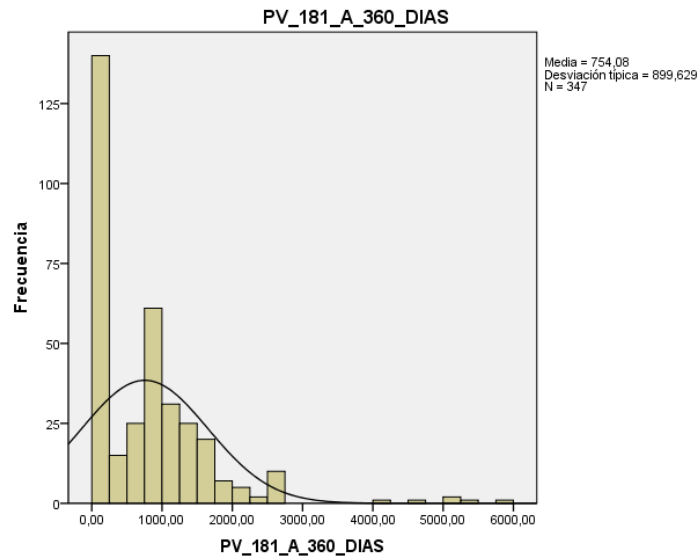
VARIABLE PV_DE_31_A_90_DÍAS: Explica la cartera que está por vencer de 31 a 90 días. Esta variable no aporta al modelo ya que se presenta según el tiempo transcurrido del crédito, es decir, maduración del crédito y no se puede predecir.



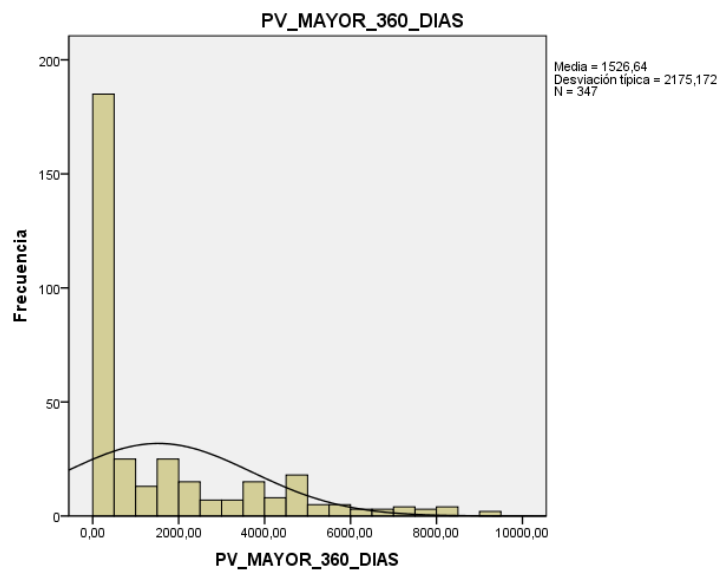
VARIABLE PV_DE_91_A_180_DÍAS: Explica la cartera que está por vencer de 91 a 180 días. Esta variable no aporta al modelo ya que se presenta según el tiempo transcurrido del crédito, es decir, maduración del crédito y no se puede predecir.



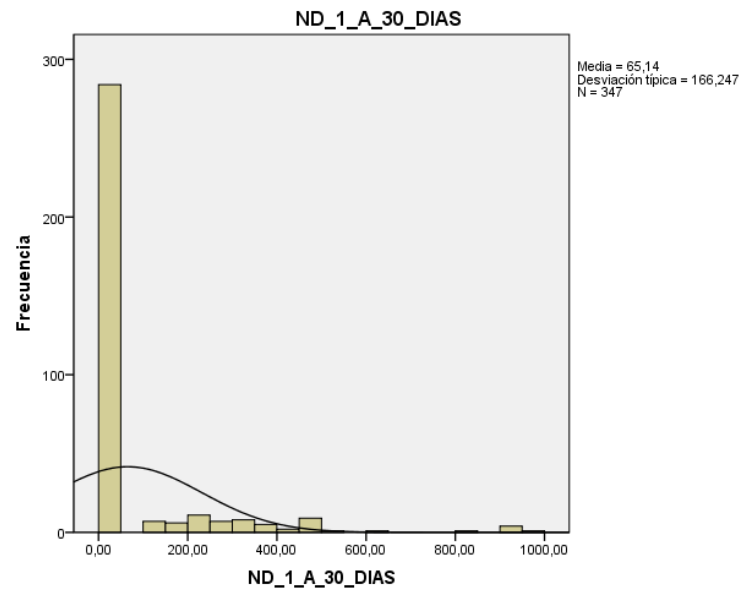
VARIABLE PV_DE_181_A_360_DÍAS: Explica la cartera que está por vencer de 181 a 360 días. Esta variable no aporta al modelo ya que se presenta según el tiempo transcurrido del crédito, es decir, maduración del crédito y no se puede predecir.



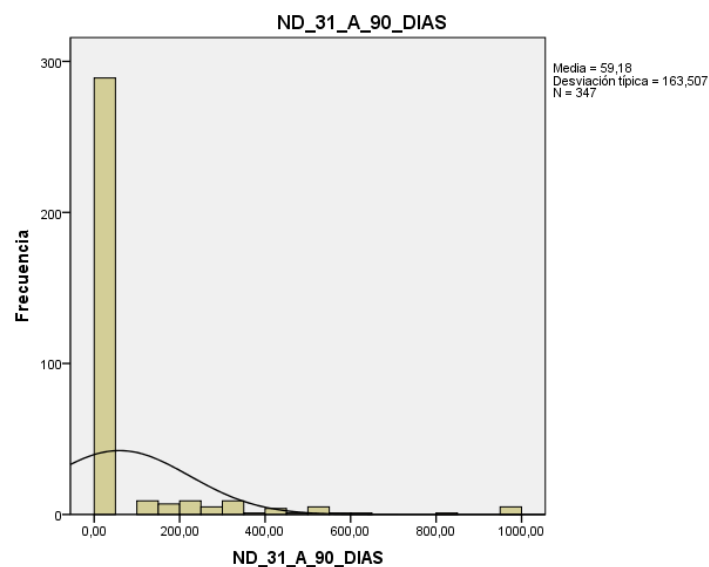
VARIABLE PV_MAS_DE_360_DÍAS: Explica la cartera que está por vencer mayor a 360 días. Esta variable no aporta al modelo ya que se presenta según el tiempo transcurrido del crédito, es decir, maduración del crédito y no se puede predecir.



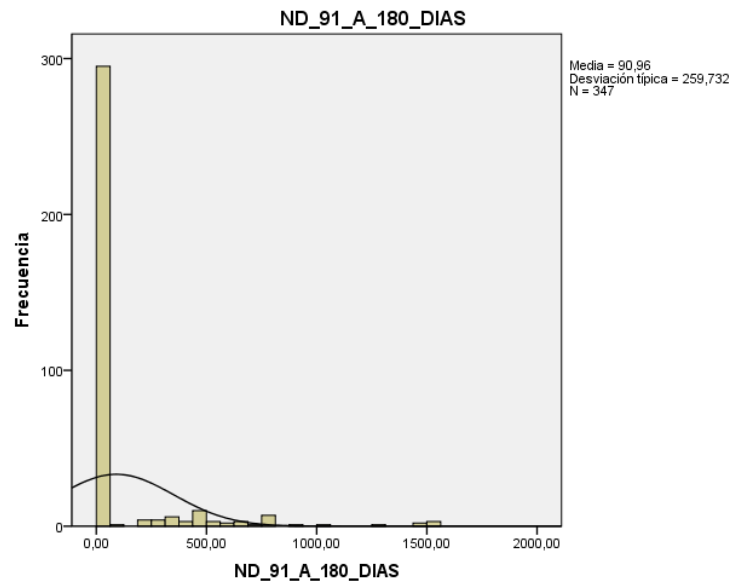
VARIABLE ND_DE_1_A_30_DÍAS: Representa la cartera que no devenga interés de 1 a 30 días. Esta variable no aporta al modelo ya que se presenta según el tiempo transcurrido del crédito, es decir, maduración del crédito y no se puede predecir. Además de que existe una acumulación del 81,8% en el valor cero.



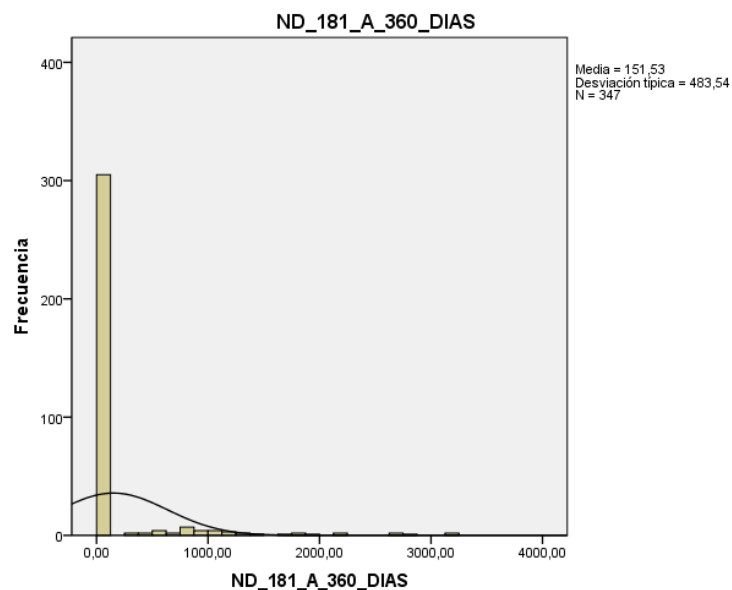
VARIABLE ND_DE_31_A_90_DÍAS: Representa la cartera que no devenga interés de 31 a 90 días. Esta variable no aporta al modelo ya que se presenta según el tiempo transcurrido del crédito, es decir, maduración del crédito y no se puede predecir. Además de que existe una acumulación del 83,3% en el valor cero.



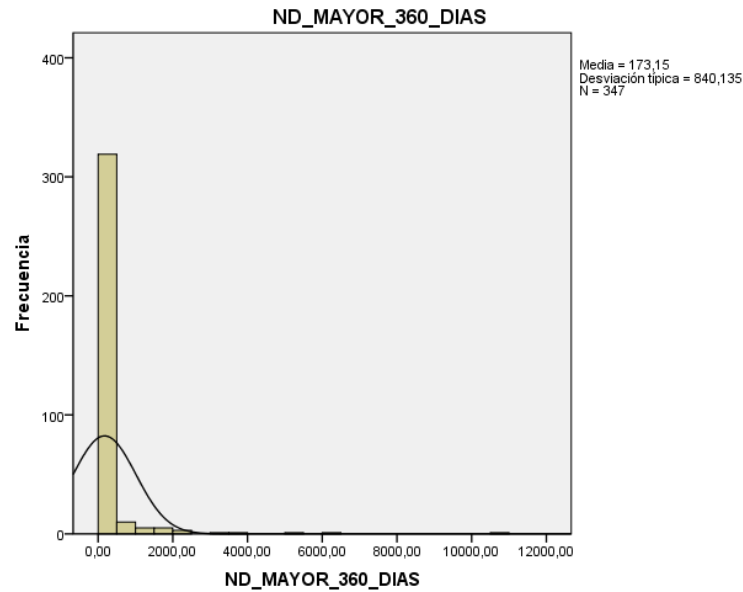
VARIABLE ND_DE_91_A_180_DÍAS: Representa la cartera que no devenga interés de 91 a 180 días. Esta variable no aporta al modelo ya que se presenta según el tiempo transcurrido del crédito, es decir, maduración del crédito y no se puede predecir. Además de que existe una acumulación del 85% en el valor cero.



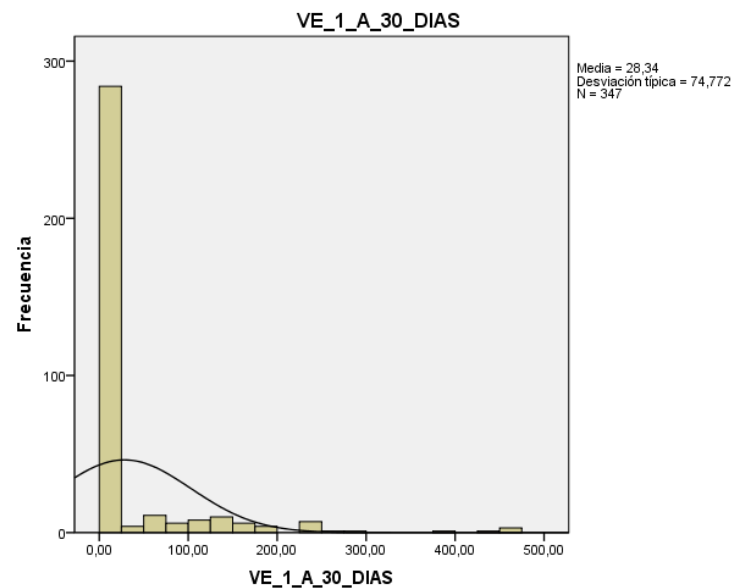
VARIABLE ND_DE_181_A_360_DÍAS: Representa la cartera que no devenga interés de 181 a 360 días. Esta variable no aporta al modelo por ser de uso más de tipo contable por esta razón se descarta. Además de que existe una acumulación del 87,3% en el valor cero.



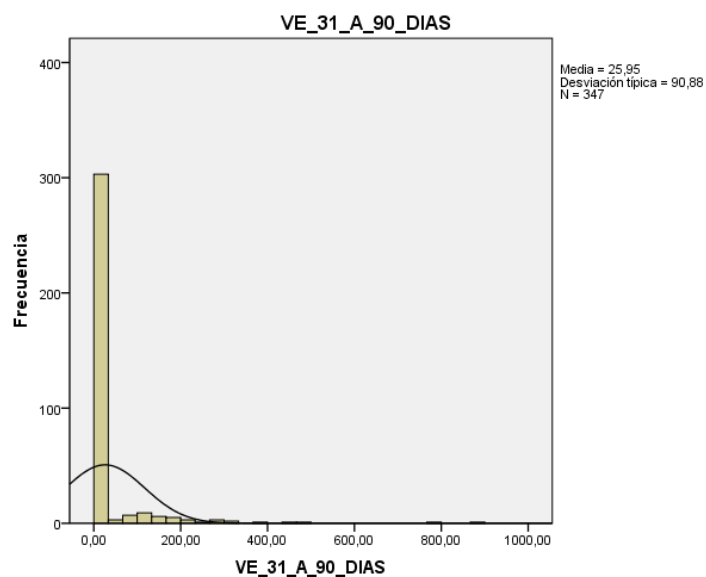
VARIABLE ND_MAS_DE_360_DÍAS: Representa la cartera que no devenga interés mayor de 360 días. Esta variable no aporta al modelo ya que se presenta según el tiempo transcurrido del crédito, es decir, maduración del crédito y no se puede predecir. Además de que existe una acumulación del 91,1% en el valor cero.



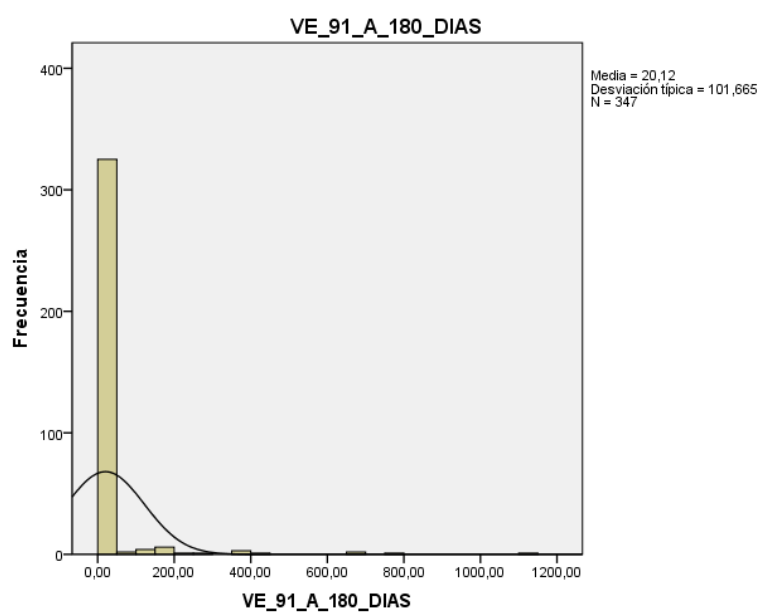
VARIABLE VE_DE_1_A_30_DÍAS: Indica la cartera vencida de 1 a 30 días. Esta variable no aporta al modelo ya que se presenta según el tiempo transcurrido del crédito, es decir, maduración del crédito y no se puede predecir. Además de que existe una acumulación del 80,4% en el valor cero.



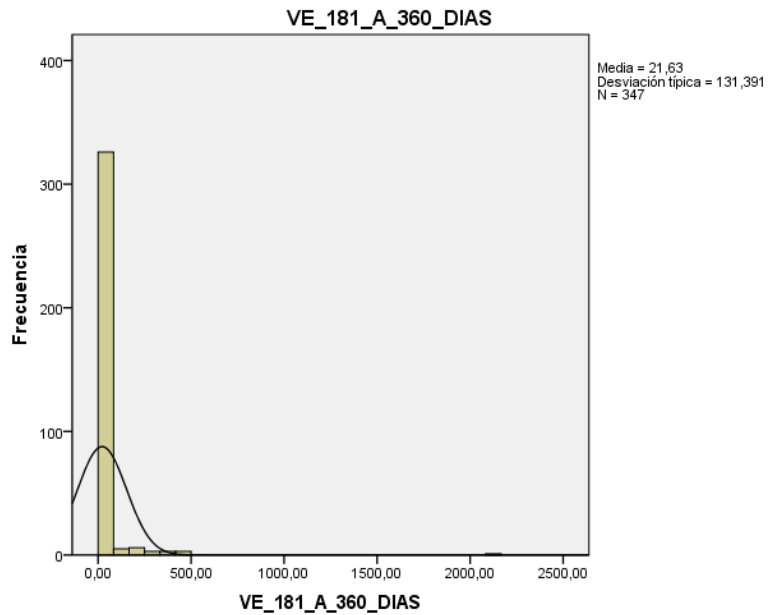
VARIABLE VE_DE_31_A_90_DÍAS: Indica la cartera vencida de 31 a 90 días. Esta variable no aporta al modelo ya que se presenta según el tiempo transcurrido del crédito, es decir, maduración del crédito y no se puede predecir. Además de que existe una acumulación del 86,2% en el valor cero.



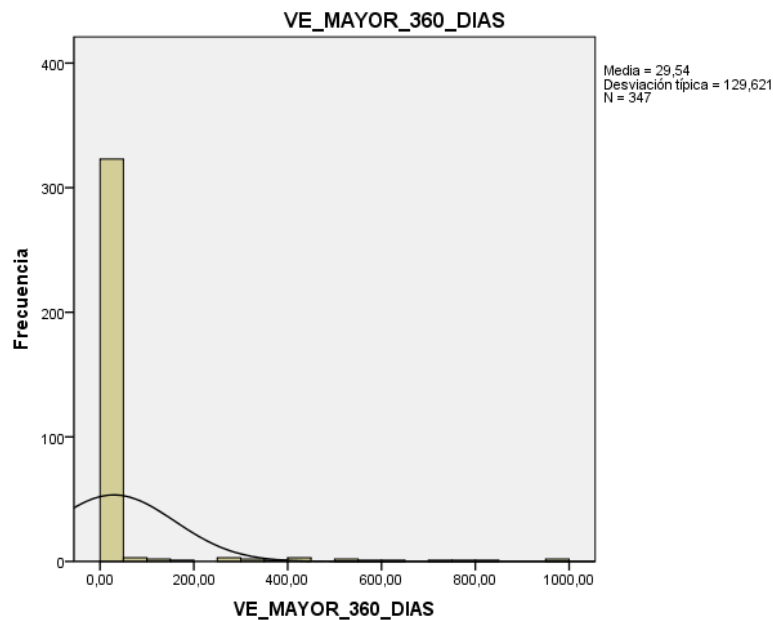
VARIABLE VE_DE_91_A_180_DÍAS: Indica la cartera vencida de 91 a 180 días. Esta variable no aporta al modelo ya que se presenta según el tiempo transcurrido del crédito, es decir, maduración del crédito y no se puede predecir. Además de que existe una acumulación del 93,4% en el valor cero.



VARIABLE VE_DE_181_A_360_DÍAS: Indica la cartera vencida de 181 a 360 días. Esta variable no aporta al modelo ya que se presenta según el tiempo transcurrido del crédito, es decir, maduración del crédito y no se puede predecir. Además de que existe una acumulación del 92,8% en el valor cero.

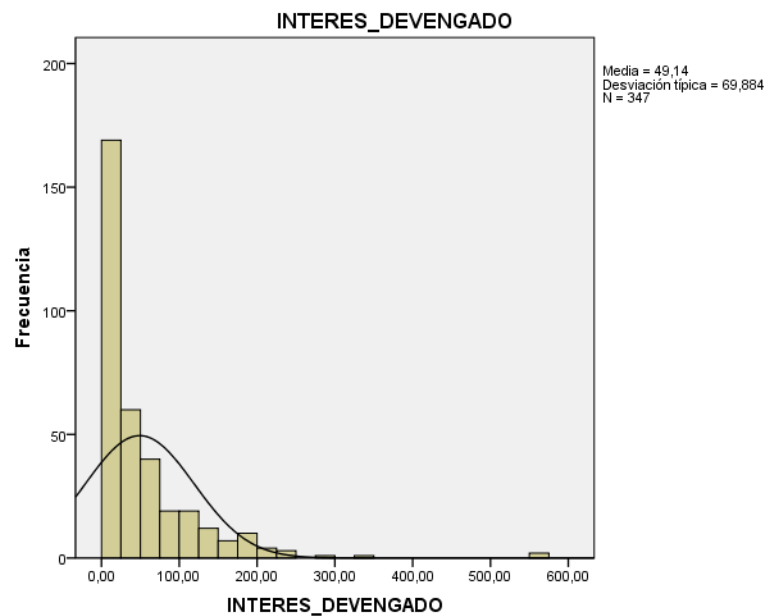


VARIABLE VE_MAS_DE_360_DÍAS: Indica la cartera vencida mayor de 360 días. Esta variable no aporta al modelo ya que se presenta según el tiempo transcurrido del crédito, es decir, maduración del crédito y no se puede predecir. Además de que existe una acumulación del 92,8% en el valor cero.

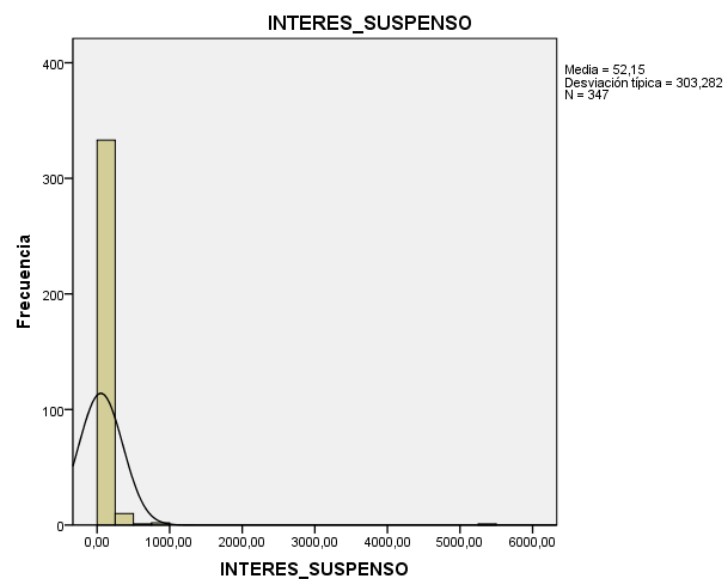


VARIABLE INTERÉS_DEVENGADO: Representa el interés que aún no ha sido efectivizado. Esta variable no aporta al modelo ya que se presenta según el tiempo transcurrido del crédito, es decir, maduración del crédito y no se puede predecir. Además de

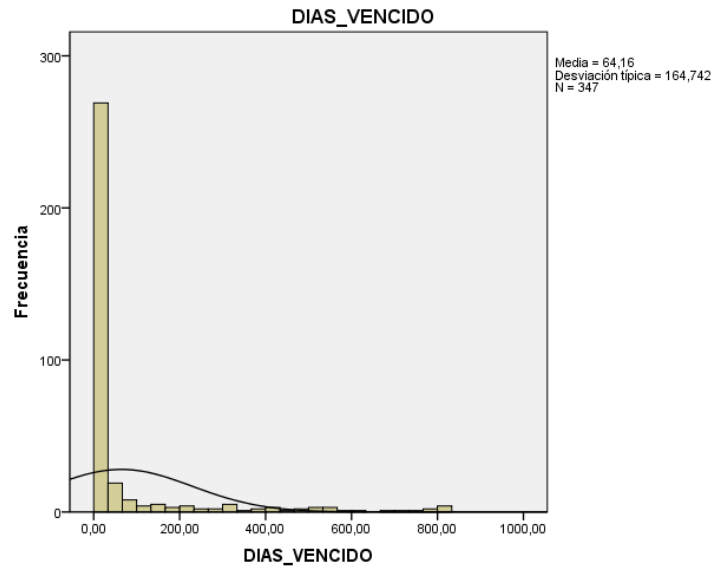
que existe una acumulación del 30% en el valor cero y considerando la cantidad de categorías que tiene esta variable el 30% es significativo.



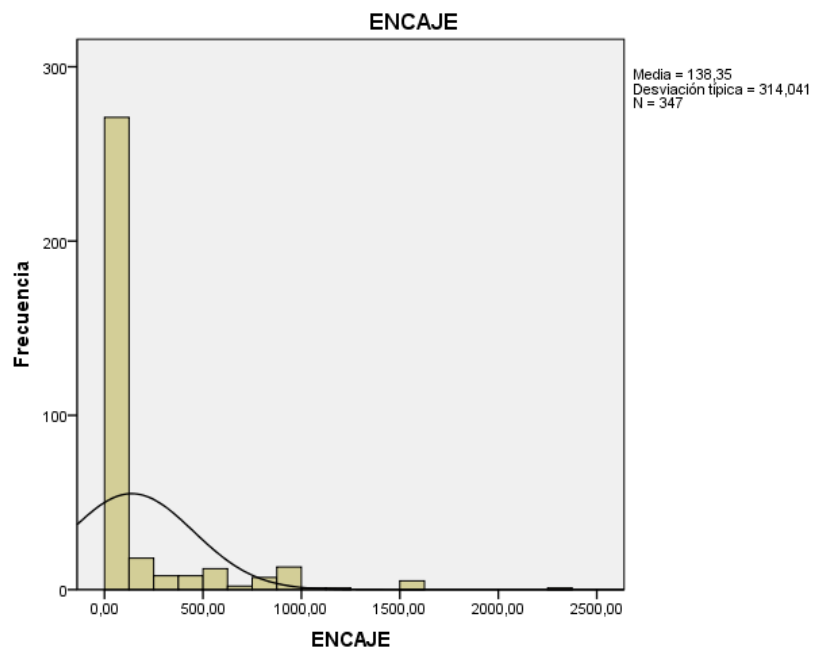
VARIABLE INTERÉS_SUSPENSO: Indica el interés detenido cuando el socio se encuentra en mora. Esta variable no aporta al modelo ya que se presenta según el tiempo transcurrido del crédito, es decir, maduración del crédito y no se puede predecir. Además de que existe una acumulación del 70,6% en el valor cero y considerando la cantidad de categorías que tiene esta variable el 70,6% es significativo.



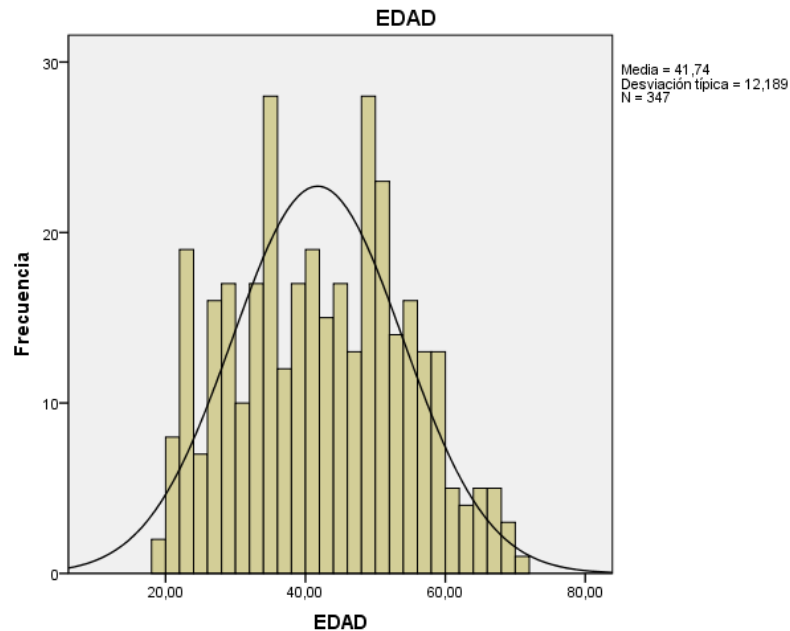
VARIABLE DÍAS_VENCIDO: Indica los días vencidos acumulados en que cayó el socio. Esta variable no aporta al modelo porque es referencial de otras variables cuantitativas por esta razón se descarta.



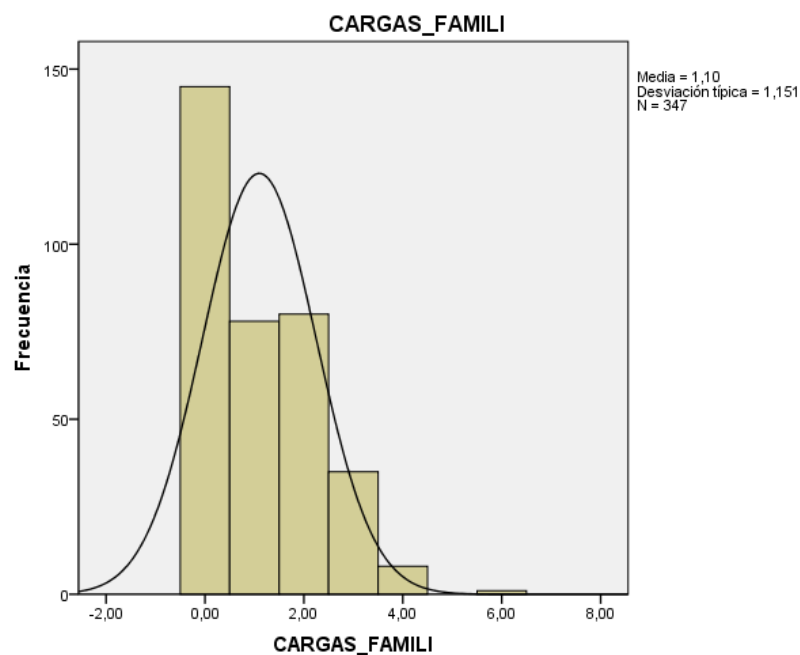
VARIABLE ENCAJE: Representa al encaje correspondiente al crédito del socio. Esta variable aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo.



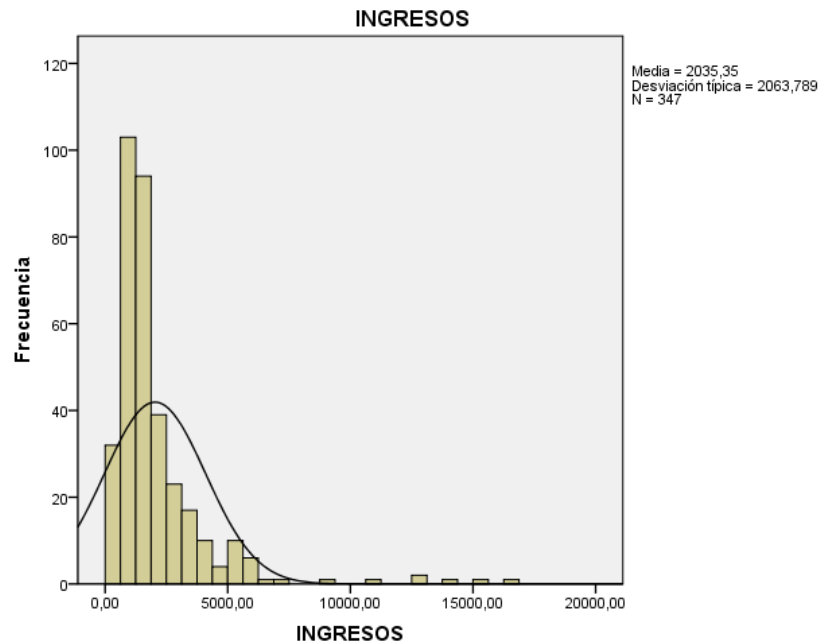
VARIABLE EDAD: Indica la edad del socio. Esta variable aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo.



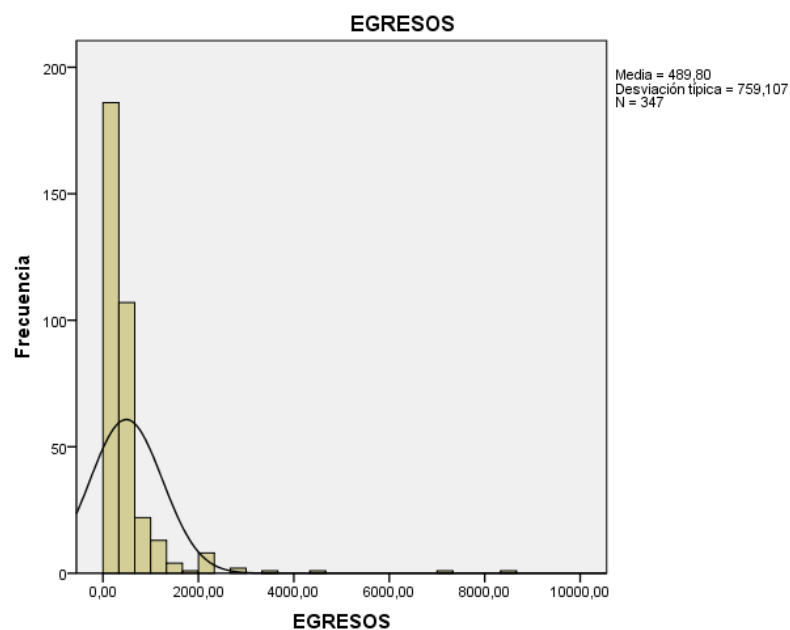
VARIABLE CARGAS_FAMILIARES: Indica las cargas familiares del socio. Esta variable aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo.



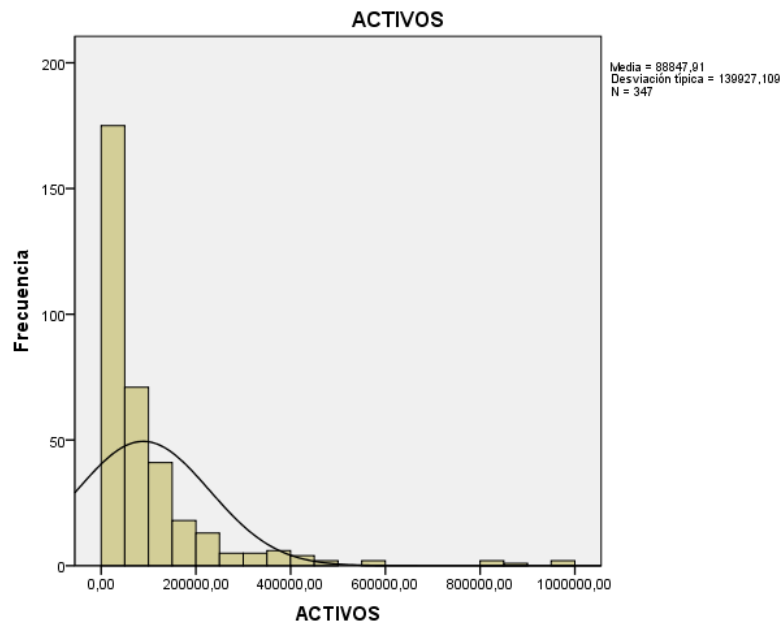
VARIABLE INGRESOS: Representa el nivel de ingreso del socio. Esta variable aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo.



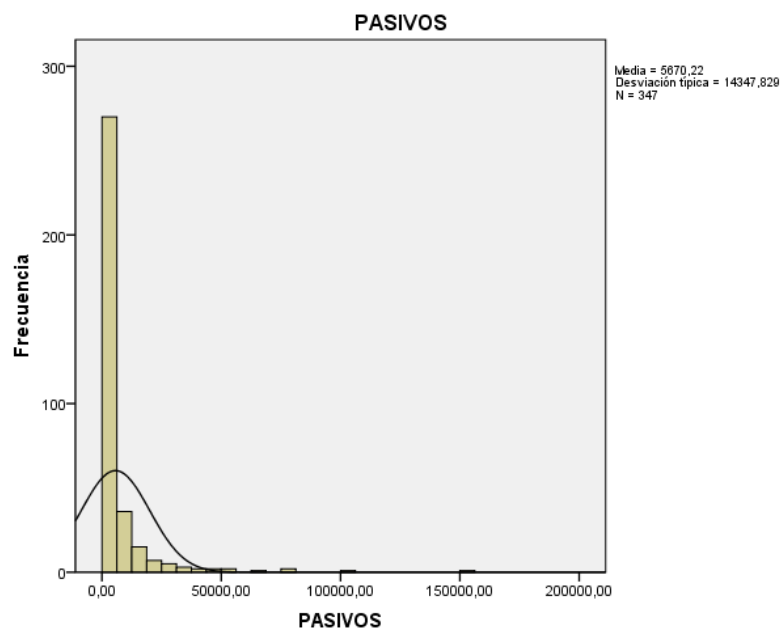
VARIABLE EGRESOS: Indica el nivel de gastos del socio. Esta variable aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo.



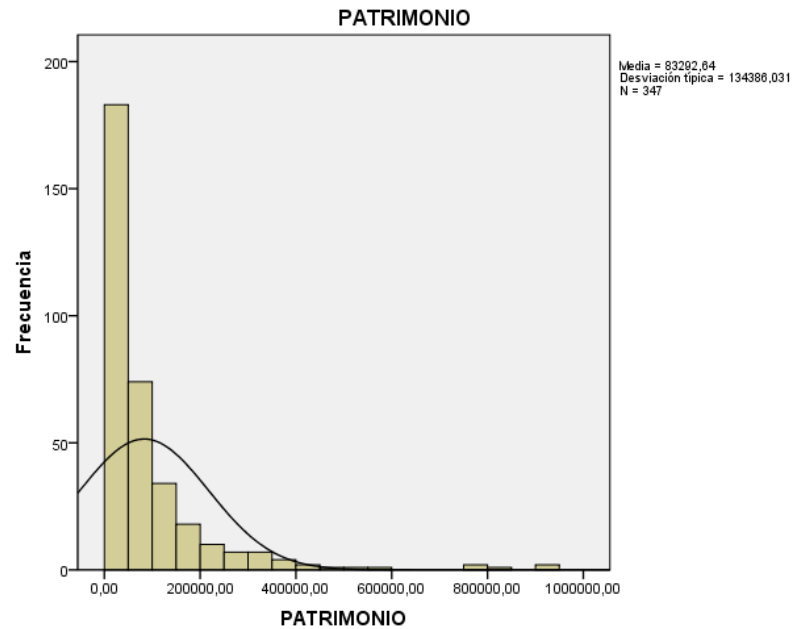
VARIABLE ACTIVOS: Representa los valores y propiedades del socio. Esta variable aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo.



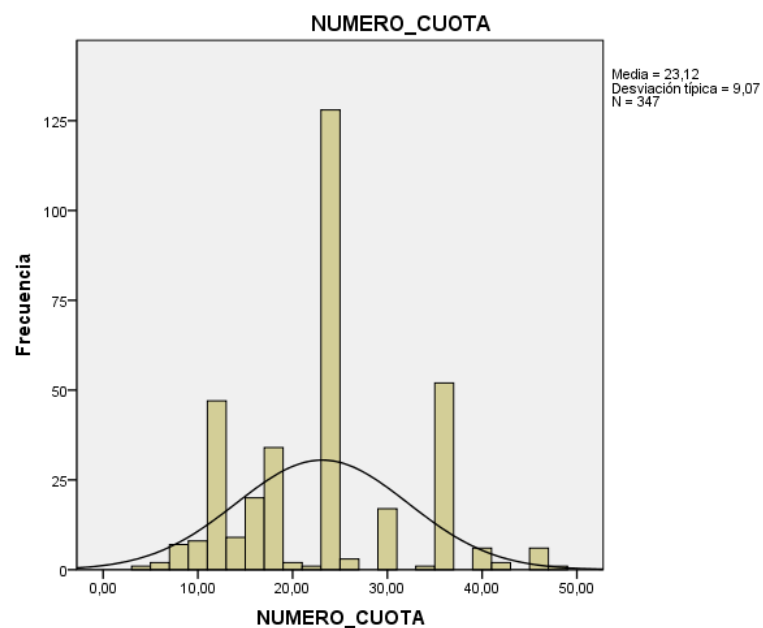
VARIABLE PASIVOS: Indica las deudas activas que tiene el socio. Esta variable aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo.



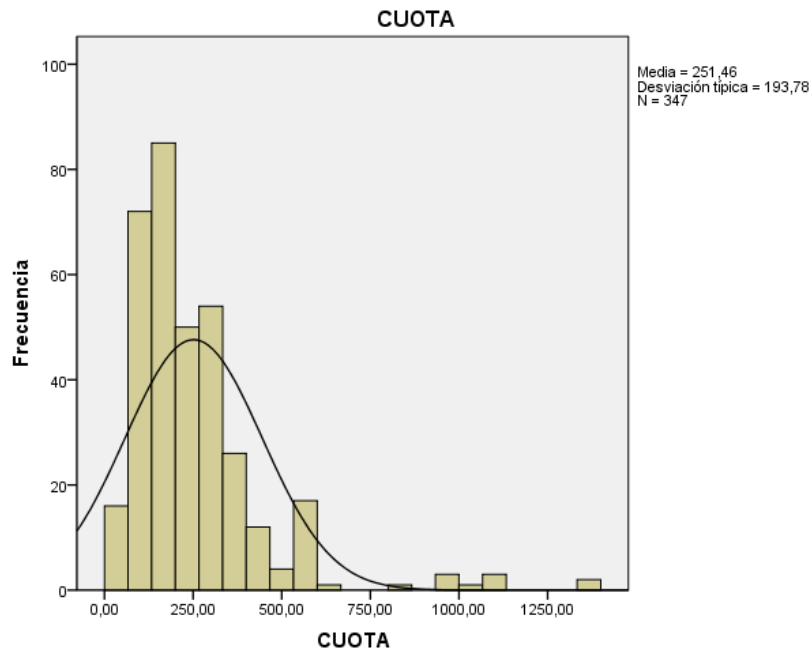
VARIABLE PATRIMONIO: Representa los valores y propiedades del socio descontando sus pasivos. Esta variable aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo.



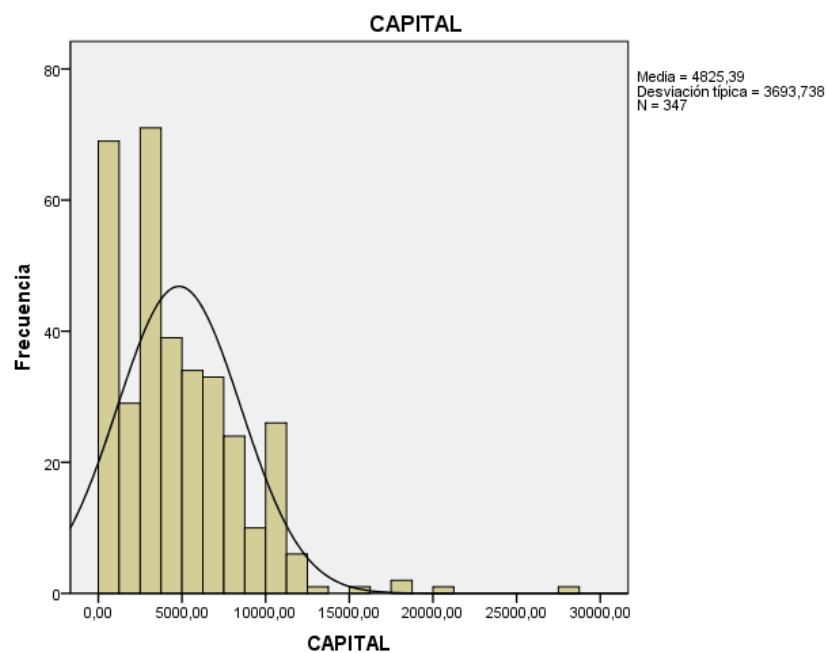
VARIABLE NÚMERO_CUOTA: Indica en cuantas cuotas el crédito debe ser cancelado. Esta variable aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo.



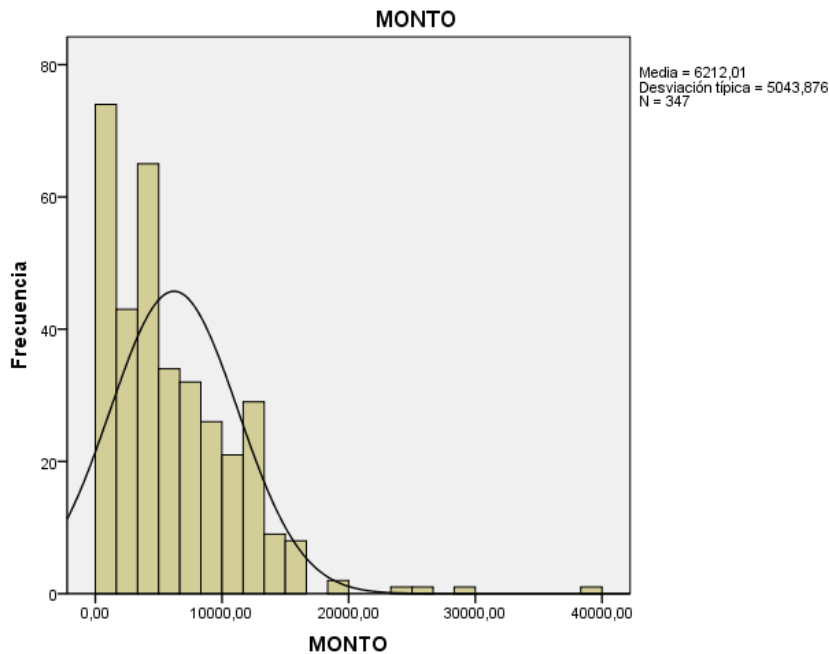
VARIABLE CUOTA: Es el valor de la cuota del crédito. Esta variable aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo.



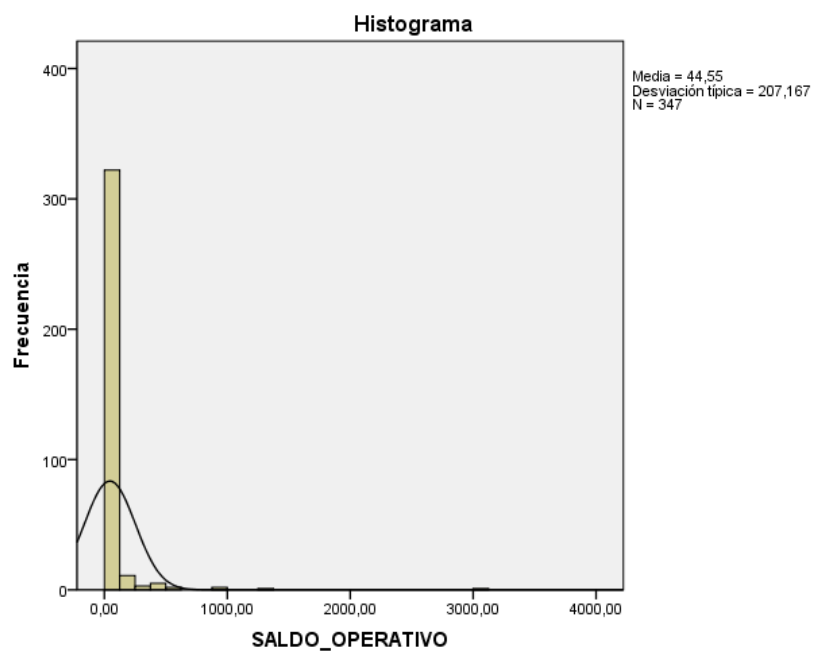
VARIABLE CAPITAL: Es la cantidad monetaria otorgada en el crédito al socio. Esta variable aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo.



VARIABLE MONTO: Es la cantidad monetaria que la Cooperativa recibirá al final del crédito. Esta variable no aporta al modelo porque refleja un valor esperado por la cooperativa a futuro por esta razón se descarta.

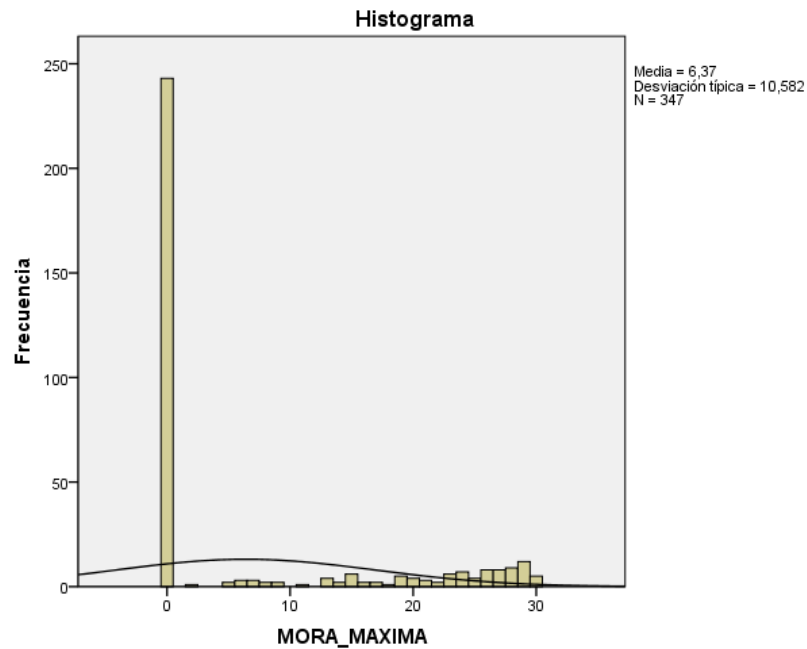


VARIABLE SALDO_OPERATIVO: Indica el saldo en la cuenta actual del socio. Esta variable aporta y será sometida a un segundo barrido más riguroso de selección pues podría explicar el comportamiento de la variable dependiente del modelo.

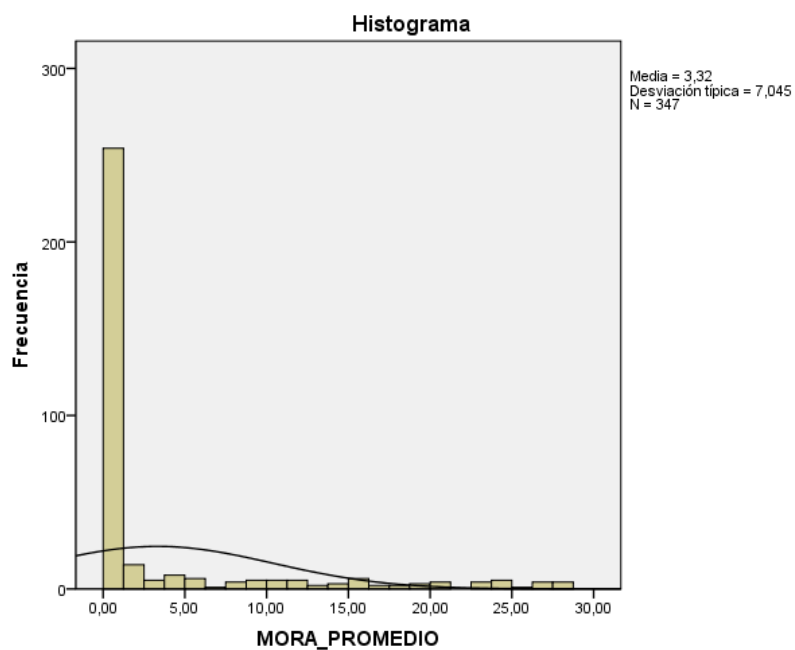


La variable INCUMPLIMIENTO se crea con las variables Mora Máxima y Mora Promedio y por esta razón pasan a eliminarse pues su función era la de crear la nueva variable, sin embargo se presentan sus respectivos histogramas junto con el de la variable INCUMPLIMIENTO para un mejor entendimiento de su comportamiento.

VARIABLE MORA_MÁXIMA: Indica la cantidad máxima de días en que el socio estuvo en mora con su crédito.



VARIABLE MORA_PROMEDIO: Indica la cantidad promedio de días en que el socio estuvo en mora con su crédito.



Además con la variable INCUMPLIMIENTO creada con las dos variables anteriores permite distinguir como se encuentra estructurada la cartera de microcrédito de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín.

INCUMPLIMIENTO

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	BUEN CLIENTE	269	77,5	77,5	77,5
	MAL CLIENTE	78	22,5	22,5	100,0
	Total	347	100,0	100,0	

ANEXO 2: ANÁLISIS EXPLORATORIO BIVARIANTE DE LAS VARIABLES CUALITATIVAS Y CUANTITATIVAS DE LA BASE DE DATOS ENTREGADA POR LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO SAN VALENTÍN

Realizado el primer análisis tanto de las variables cualitativas como cuantitativas se obtuvieron aquellas variables que fueron aceptadas, es decir, aquellas que a primera instancia podrían aportar al modelo o explicar el comportamiento de la variable dependiente “INCUMPLIMIENTO”.

La base de datos inicial presentaba 51 variables, pero luego del primer análisis ahora se cuenta con 19 variables de las cuales 6 son de tipo cualitativo y 13 de tipo cuantitativo. A estas variables que podrían explicar el comportamiento de la variable dependiente es necesario someterlas a un análisis estadístico más riguroso de aceptación o rechazo para establecer las variables finales que aportarán al modelo. Para este tipo de análisis es de mucha utilidad apoyarse en un paquete estadístico que para nuestro caso será SPSS.

La forma de hacer el análisis bivalente es cruzar a la variable dependiente “INCUMPLIMIENTO” con cada una de las variables previamente aceptadas.

Análisis Variables Cualitativas: Para cruzar este tipo de variables con el “INCUMPLIMIENTO” se utilizará la prueba Ji cuadrado de Pearson. Este estadístico de prueba basa su hipótesis nula (H_0) en el supuesto de que hay independencia entre las variables, es decir, no hay relación o interpretada como NO APORTA en nuestro modelo de calificación de crédito. Este tipo de análisis utiliza las discrepancias entre las frecuencias observadas y frecuencias esperadas. La fórmula del estadístico de prueba Ji cuadrado es la siguiente:

$$\chi^2 = \sum \frac{(f_o - f_e)^2}{f_e}$$

Tabla A2.1
Variables Cualitativas de Base de Datos Cartera de Microcrédito

No.	VARIABLE	DESCRIPCIÓN	TIPO
45	GÉNERO	Genero del socio	Texto
47	CENTRAL_RIESGO	Calificación del socio en central de riesgos	Texto
48	CALIFICACIÓN_COAC	Calificación del socio en la cooperativa	Texto
49	ESTADO_CIVIL	Estado civil del socio	Texto

50	NIVEL_ESTUDIOS	Nivel de estudios del socio	Texto
51	TIPO_VIVIENDA	Tipo de vivienda del socio	Texto

Fuente: Base de Datos Cartera de Microcrédito Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

Ahora se procede con el cruce de variables cualitativas de la tabla 12 con la variable dependiente arrojando los siguientes resultados:

VARIABLE GÉNERO vs INCUMPLIMIENTO: El cruce de estas variables mediante el estadístico Ji cuadrado nos permite concluir que hay evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula, es decir, hay diferencias significativas entre las variables, por lo tanto la variable género SI explica a la variable dependiente del modelo.

Tabla de contingencia GÉNERO * INCUMPLIMIENTO

			INCUMPLIMIENTO		
			BUEN CLIENTE	MAL CLIENTE	
GÉNERO	F	Recuento	106	18	124
		Frecuencia esperada	96,1	27,9	124,0
	M	Recuento	163	60	223
		Frecuencia esperada	172,9	50,1	223,0
Total		Recuento	269	78	347
		Frecuencia esperada	269,0	78,0	347,0

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	7,020 ^a	1	,008
Razón de verosimilitudes	7,388	1	,007
N de casos válidos	347		

VARIABLE CENTRAL_RIESGO vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable calificación del socio en central de riesgos con el incumplimiento, el estadístico Ji cuadrado nos permite concluir que hay evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula, es decir, hay diferencias significativas entre las variables, por lo tanto la variable central de riesgo SI explica a la variable dependiente del modelo.

Tabla de contingencia CENTRAL_RIESGO * INCUMPLIMIENTO

			INCUMPLIMIENTO		Total
			BUEN CLIENTE	MAL CLIENTE	
CENTRAL_RIESGO	A	Recuento	264	2	266
		Frecuencia esperada	206,2	59,8	266,0
	B	Recuento	5	24	29
		Frecuencia esperada	22,5	6,5	29,0
	C	Recuento	0	11	11
		Frecuencia esperada	8,5	2,5	11,0
	D	Recuento	0	8	8
		Frecuencia esperada	6,2	1,8	8,0
	E	Recuento	0	33	33
		Frecuencia esperada	25,6	7,4	33,0
Total	Recuento	269	78	347	
	Frecuencia esperada	269,0	78,0	347,0	

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	311,863 ^a	4	,000
Razón de verosimilitudes	319,622	4	,000
N de casos válidos	347		

a. 2 casillas (20.0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 1.80.

VARIABLE CALIFICACIÓN_COAC vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable calificación del socio en la Cooperativa con el incumplimiento, el estadístico Ji cuadrado nos permite concluir que hay evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula, es decir, hay diferencias significativas entre las variables, por lo tanto la variable calificación del socio en la Cooperativa SI explica a la variable dependiente del modelo.

Tabla de contingencia CALIFICACIÓN_COAC * INCUMPLIMIENTO

			INCUMPLIMIENTO		Total
			BUEN CLIENTE	MAL CLIENTE	
CALIFICACIÓN_COAC	A	Recuento	242	1	243
		Frecuencia esperada	188,4	54,6	243,0
	B	Recuento	8	1	9
		Frecuencia esperada	7,0	2,0	9,0
	C	Recuento	5	17	22
		Frecuencia esperada	17,1	4,9	22,0
	D	Recuento	0	7	7
		Frecuencia esperada	5,4	1,6	7,0
	E	Recuento	0	52	52
		Frecuencia esperada	40,3	11,7	52,0
	NO REGISTRA	Recuento	14	0	14
		Frecuencia esperada	10,9	3,1	14,0
Total	Recuento	269	78	347	
	Frecuencia esperada	269,0	78,0	347,0	

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	314,012 ^a	5	,000
Razón de verosimilitudes	326,987	5	,000
N de casos válidos	347		

a. 4 casillas (33.3%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5.

VARIABLE ESTADO_CIVIL vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable estado civil del socio con el incumplimiento, el estadístico Ji cuadrado nos permite concluir que no hay evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula, es decir, no hay diferencias significativas entre las variables, por lo tanto la variable estado civil del socio NO explica a la variable dependiente del modelo.

Tabla de contingencia ESTADO_CIVIL * INCUMPLIMIENTO

			INCUMPLIMIENTO		Total
			BUEN CLIENTE	MAL CLIENTE	
ESTADO_CIVIL	CASADO	Recuento	149	47	196
		Frecuencia esperada	151,9	44,1	196,0
	DIVORCIADO	Recuento	29	8	37
		Frecuencia esperada	28,7	8,3	37,0
	SOLTERO	Recuento	77	18	95
		Frecuencia esperada	73,6	21,4	95,0
	UNIÓN LIBRE	Recuento	7	4	11
		Frecuencia esperada	8,5	2,5	11,0
	VIUDO	Recuento	7	1	8
		Frecuencia esperada	6,2	1,8	8,0
	Total	Recuento	269	78	347
		Frecuencia esperada	269,0	78,0	347,0

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	2,623 ^a	4	,623
Razón de verosimilitudes	2,579	4	,631
N de casos válidos	347		

a. 2 casillas (20.0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 1.80.

VARIABLE NIVEL_ESTUDIOS vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable nivel de estudios del socio con el incumplimiento, el estadístico Ji cuadrado nos permite concluir que hay evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula, es decir, hay diferencias significativas entre las variables, por lo tanto la variable nivel de estudios del socio SI explica a la variable dependiente del modelo.

Tabla de contingencia NIVEL_ESTUDIOS * INCUMPLIMIENTO

			INCUMPLIMIENTO		
			BUEN CLIENTE	MAL CLIENTE	
NIVEL_ESTUDIOS	NO REGISTRA	Recuento	1	1	2
		Frecuencia esperada	1,6	,4	2,0
	PRIMARIA	Recuento	40	13	53
		Frecuencia esperada	41,1	11,9	53,0
	SECUNDARIA	Recuento	136	54	190
		Frecuencia esperada	147,3	42,7	190,0
	SUPERIOR	Recuento	92	10	102
		Frecuencia esperada	79,1	22,9	102,0
Total	Recuento	269	78	347	
	Frecuencia esperada	269,0	78,0	347,0	

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	14,251 ^a	3	,003
Razón de verosimilitudes	15,755	3	,001
N de casos válidos	347		

a. 2 casillas (25.0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es .45.

TIPO_VIVIENDA vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable tipo de vivienda del socio con el incumplimiento, el estadístico Ji cuadrado nos permite concluir que no hay evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula, es decir, no hay diferencias significativas entre las variables, por lo tanto la variable tipo de vivienda del socio NO explica a la variable dependiente del modelo.

Tabla de contingencia TIPO_VIVIENDA * INCUMPLIMIENTO

			INCUMPLIMIENTO		Total
			BUEN CLIENTE	MAL CLIENTE	
TIPO_VIVIENDA	ARRENDADA	Recuento	38	15	53
		Frecuencia esperada	41,1	11,9	53,0
	FISCAL	Recuento	4	1	5
		Frecuencia esperada	3,9	1,1	5,0
	HEREDADA	Recuento	1	0	1
		Frecuencia esperada	,8	,2	1,0
	NO REGISTRA	Recuento	16	3	19
		Frecuencia esperada	14,7	4,3	19,0
	OTRO	Recuento	1	1	2
		Frecuencia esperada	1,6	,4	2,0
	PROPIA	Recuento	145	37	182
		Frecuencia esperada	141,1	40,9	182,0
	VIVE CON FAMILIARES	Recuento	64	21	85
		Frecuencia esperada	65,9	19,1	85,0
Total	Recuento	269	78	347	
	Frecuencia esperada	269,0	78,0	347,0	

Pruebas de chi-cuadrado

	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	3,420 ^a	6	,755
Razón de verosimilitudes	3,485	6	,746
N de casos válidos	347		

a. 7 casillas (50.0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es .22.

Análisis Variables Cuantitativas: Para cruzar este tipo de variables con el “INCUMPLIMIENTO” se utilizará el Análisis de Varianzas (ANOVA). Este tipo de análisis base su hipótesis nula (Ho) en el supuesto en que las medias son iguales, es decir, que existe independencia entre las variables o interpretada como NO APORTA en nuestro modelo de calificación de crédito. Para este tipo de análisis las medias deben ser diferentes para poder ser discriminantes y tomarlas como aporte al modelo. Se obtienen los siguientes resultados:

Tabla A2.2
Variables Cuantitativas de Base de Datos Cartera de Microcrédito

No.	VARIABLE	DESCRIPCIÓN	TIPO
9	TASA_INTERÉS	Tasa de interés del crédito	Numérico
28	ENCAJE	Encaje en crédito	Numérico
29	EDAD	Edad del socio	Numérico
30	CARGAS_FAMILIARES	Cargas familiares del socio	Numérico
31	INGRESOS	Ingresos socio	Numérico
32	EGRESOS	Egresos socios	Numérico
33	ACTIVOS	Activos del socio	Numérico
34	PASIVOS	Pasivos del socio	Numérico
35	PATRIMONIO	Patrimonio del socio	Numérico
36	NÚMERO_CUOTA	Número de cuotas del crédito	Numérico
37	CUOTA	Valor de la cuota	Numérico
38	CAPITAL	Capital otorgado en crédito	Numérico
42	SALDO_OPERATIVO	Saldo del socio en cta	Numérico

Fuente: Base de Datos Cartera de Microcrédito Cooperativa de Ahorro y Crédito San Valentín

Autor: Analuisa A. y Paredes A.

VARIABLE TASA_INTERÉS vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable Tasa de Interés con el incumplimiento mediante el análisis de las medias y varianzas se concluye que existen evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula (H_0), es decir, la variable presenta diferencias en sus medias, por lo tanto la variable Tasa de Interés SI explica a la variable dependiente del modelo.

TASA_INTERÉS

INCUMPLIMIENTO	Media	N	Desv. típ.
BUEN CLIENTE	22,0772	269	2,53726
MAL CLIENTE	18,7203	78	3,20683
Total	21,3227	347	3,04047

Tabla de ANOVA

		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
TASA_INTERÉS * INCUMPLIMIENTO	Inter-grupos (Combinadas)	681,425	1	681,425	93,396	,000
	Intra-grupos	2517,154	345	7,296		
	Total	3198,579	346			

VARIABLE ENCAJE vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable Encaje con el incumplimiento mediante el análisis de las medias y varianzas se concluye que existen evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula (H_0), es decir, la

variable presenta diferencias en sus medias, por lo tanto la variable Encaje SI explica a la variable dependiente del modelo.

ENCAJE

INCUMPLIMIENTO	Media	N	Desv. típ.
BUEN CLIENTE	108,9228	269	277,48725
MAL CLIENTE	239,8301	78	402,12335
Total	138,3486	347	314,04102

Tabla de ANOVA

			Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
ENCAJE * INCUMPLIMIENTO	Inter-grupos	(Combinadas)	1036204,924	1	1036204,924	10,805	,001
	Intra-grupos		33086924,057	345	95904,128		
	Total		34123128,981	346			

VARIABLE EDAD vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable Edad con el incumplimiento mediante el análisis de las medias y varianzas se concluye que existen evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula (Ho), es decir, la variable presenta diferencias en sus medias, por lo tanto la variable Edad SI explica a la variable dependiente del modelo.

EDAD

INCUMPLIMIENTO	Media	N	Desv. típ.
BUEN CLIENTE	42,69	269	12,455
MAL CLIENTE	38,47	78	10,663
Total	41,74	347	12,189

Tabla de ANOVA

			Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
EDAD * INCUMPLIMIENTO	Inter-grupos	(Combinadas)	1075,334	1	1075,334	7,372	,007
	Intra-grupos		50326,839	345	145,875		
	Total		51402,173	346			

VARIABLE CARGAS_FAMILIA vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable Cargas Familiares con el incumplimiento mediante el análisis de las medias y varianzas se concluye que existen evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis

nula (Ho), es decir, la variable presenta diferencias en sus medias, por lo tanto la variable Cargas Familiares SI explica a la variable dependiente del modelo.

CARGAS_FAMILI

INCUMPLIMIENTO	Media	N	Desv. típ.
BUEN CLIENTE	,98	269	1,061
MAL CLIENTE	1,51	78	1,346
Total	1,10	347	1,151

Tabla de ANOVA

		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
CARGAS_FAMILI * INCUMPLIMIENTO	Inter-grupos (Combinadas)	17,315	1	17,315	13,535	,000
	Intra-grupos	441,353	345	1,279		
	Total	458,669	346			

VARIABLE INGRESOS vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable Ingresos con el incumplimiento mediante el análisis de las medias y varianzas se concluye que existen evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula (Ho), es decir, la variable presenta diferencias en sus medias, por lo tanto la variable Ingresos SI explica a la variable dependiente del modelo.

INGRESOS

INCUMPLIMIENTO	Media	N	Desv. típ.
BUEN CLIENTE	2181,0232	269	2178,19997
MAL CLIENTE	1532,9582	78	1515,10297
Total	2035,3486	347	2063,78944

Tabla de ANOVA

		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
INGRESOS * INCUMPLIMIENTO	Inter-grupos (Combinadas)	25395366,308	1	25395366,308	6,049	,014
	Intra-grupos	1448297117,874	345	4197962,661		
	Total	1473692484,182	346			

VARIABLE EGRESOS vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable Egreso con el incumplimiento mediante el análisis de medias y varianzas se concluye que no existen evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula, es decir, la variable

no presenta diferencias en sus medias, por lo tanto la variable Egreso NO explica a la variable dependiente del modelo.

Informe

EGRESOS

INCUMPLIMIENTO	Media	N	Desv. típ.
BUEN CLIENTE	517,5545	269	825,17551
MAL CLIENTE	394,1026	78	455,46858
Total	489,8045	347	759,10739

Tabla de ANOVA

			Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
EGRESOS * INCUMPLIMIENTO	Inter-grupos	(Combinadas)	921537,351	1	921537,351	1,602	,206
	Intra-grupos		198458894,404	345	575243,172		
	Total		199380431,756	346			

VARIABLE ACTIVOS vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable Activos con el incumplimiento mediante el análisis de las medias y varianzas se concluye que no existen evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula (Ho), es decir, la variable no presenta diferencias en sus medias, por lo tanto la variable Activos NO explica a la variable dependiente del modelo.

ACTIVOS

INCUMPLIMIENTO	Media	N	Desv. típ.
BUEN CLIENTE	103176,0519	269	151796,61934
MAL CLIENTE	39434,1733	78	67760,88758
Total	88847,9063	347	139927,10899

Tabla de ANOVA

			Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
ACTIVOS * INCUMPLIMIENTO	Inter-grupos	(Combinadas)	245678484580,658	1	245678484580,658	12,982	,062
	Intra-grupos		6528861673172,12	345	18924236733,833		
	Total		6774540157752,78	346			

VARIABLE PASIVOS vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable Pasivos con el incumplimiento mediante el análisis de medias y varianzas se concluye que no existen evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula, es decir, la variable

no presenta diferencias en sus medias, por lo tanto la variable Pasivos NO explica a la variable dependiente del modelo.

PASIVOS

INCUMPLIMIENTO	Media	N	Desv. típ.
BUEN CLIENTE	6473,9867	269	15748,40714
MAL CLIENTE	2898,2619	78	7195,96184
Total	5670,2215	347	14347,82870

Tabla de ANOVA

			Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
PASIVOS * INCUMPLIMIENTO	Inter-grupos	(Combinadas)	773117639,895	1	773117639,895	3,786	,053
	Intra-grupos		70454507519,4	345	204215963,824		
	Total		71227625159,2	346			

VARIABLE PATRIMONIO vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable Patrimonio con el incumplimiento mediante el análisis de las medias y varianzas se concluye que no existen evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula (H_0), es decir, la variable no presenta diferencias en sus medias, por lo tanto la variable Patrimonio NO explica a la variable dependiente del modelo.

PATRIMONIO

INCUMPLIMIENTO	Media	N	Desv. típ.
BUEN CLIENTE	96722,2138	269	145729,50245
MAL CLIENTE	36977,8455	78	66572,30237
Total	83292,6440	347	134386,03083

Tabla de ANOVA

			Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
PATRIMONIO * INCUMPLIMIENTO	Inter-grupos	(Combinadas)	215829773612,846	1	215829773612,846	12,343	,091
	Intra-grupos		6032793653798,930	345	17486358416,809		
	Total		6248623427411,780	346			

VARIABLE NÚMERO_CUOTA vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable Numero Cuota con el incumplimiento mediante el análisis de las medias y varianzas se concluye que existen evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula (H_0), es decir, la variable presenta diferencias en sus medias, por lo tanto la variable Numero Cuota SI explica a la variable dependiente del modelo.

NUMERO_CUOTA

INCUMPLIMIENTO	Media	N	Desv. típ.
BUEN CLIENTE	24,65	269	8,855
MAL CLIENTE	17,83	78	7,767
Total	23,12	347	9,070

Tabla de ANOVA

		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
NÚMERO_CUOTA * INCUMPLIMIENTO	Inter-grupos (Combinadas)	2807,106	1	2807,106	37,744	,000
	Intra-grupos	25658,283	345	74,372		
	Total	28465,389	346			

VARIABLE CUOTA vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable Cuota con el incumplimiento mediante el análisis de las medias y varianzas se concluye que existen evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula (H_0), es decir, la variable presenta diferencias en sus medias, por lo tanto la variable Cuota SI explica a la variable dependiente del modelo.

CUOTA

INCUMPLIMIENTO	Media	N	Desv. típ.
BUEN CLIENTE	282,0138	269	200,75758
MAL CLIENTE	146,1079	78	118,12222
Total	251,4644	347	193,78034

Tabla de ANOVA

		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
CUOTA * INCUMPLIMIENTO	Inter-grupos (Combinadas)	1116846,959	1	1116846,959	32,445	,000
	Intra-grupos	11875736,227	345	34422,424		
	Total	12992583,186	346			

VARIABLE CAPITAL vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable Capital con el incumplimiento mediante el análisis de las medias y varianzas se concluye que existen evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula (Ho), es decir, la variable presenta diferencias en sus medias, por lo tanto la variable Capital SI explica a la variable dependiente del modelo.

CAPITAL

INCUMPLIMIENTO	Media	N	Desv. típ.
BUEN CLIENTE	5467,5431	269	3623,96741
MAL CLIENTE	2610,7990	78	3031,37436
Total	4825,3931	347	3693,73843

Tabla de ANOVA

		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
CAPITAL * INCUMPLIMIENTO	(Combinadas)	493469243,467	1	493469243,467	40,274	,000
	Inter-grupos	4227252206,104	345	12252904,945		
	Intra-grupos	4720721449,571	346			
	Total					

VARIABLE SALDO_OPERATIVO vs INCUMPLIMIENTO: Al cruzar la variable Saldo Operativo con el incumplimiento mediante el análisis de medias y varianzas se concluye que no existen evidencias estadísticamente significativas para rechazar la hipótesis nula, es decir, la variable no presenta diferencias en sus medias, por lo tanto la variable Saldo Operativo NO explica a la variable dependiente del modelo.

SALDO_OPERATIVO

INCUMPLIMIENTO	N	Media	Desv. típ.	Error típ. de la media
BUEN CLIENTE	269	53,1497	231,84584	14,13589
MAL CLIENTE	78	14,8968	67,94497	7,69325
Total	347	44,5511	207,16655	11,12128

Tabla de ANOVA

		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
SALDO_OPERATIVO * INCUMPLIMIENTO	Inter-grupos (Combinadas)	88480,416	1	88480,416	2,068	,151
	Intra-grupos	1,476E7	345	42785,914		
	Total	1,485E7	346			

ANEXO 3: REGRESIÓN LOGÍSTICA (LOGIT) DE LAS VARIABLES INDEPENDIENTES FINALES DE LA BASE DE DATOS ENTREGADA POR LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO SAN VALENTÍN

Después de los análisis exploratorios univariante y bivalente tenemos un grupo de variables finales con las cuales se procede a hacer una regresión logística misma que arrojará la ecuación del modelo de calificación de crédito considerando a la variable

INCUMPLIMIENTO como variable dependiente del modelo y que estimará la probabilidad de ocurrencia de esta variable.

Entonces las corridas de la regresión vienen dadas de la siguiente manera:

Primera Regresión: LOGISTIC REGRESSION VARIABLES INCUMPLIMIENTO
 /METHOD = ENTER TASA_INTERES
 /SAVE = PRED PGROUP RESID
 /PRINT= GOODFIT CORR SUMMARY
 /CRITERIA = PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Variables en la ecuación BLOQUE 0

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 0 Constante	-1,289	,143	80,756	1	,000

Variables que no están en la ecuación

	Puntuación	gl	Sig.
Paso 0 Variables TASA_INTERES	55,814	1	,000
Estadísticos globales	55,814	1	,000

Variables en la ecuación BLOQUE 1

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 1ª TASA_INTERES	,393	,057	47,314	1	,000
Constante	6,738	1,131	35,479	1	,000

Segunda Regresión: LOGISTIC REGRESSION VARIABLE INCUMPLIMIENTO
 /METHOD = ENTER TASA_INTERES ENCAJE
 /SAVE = PRED PGROUP RESID
 /PRINT= GOODFIT CORR SUMMARY
 /CRITERIA = PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Variables en la ecuación BLOQUE 0

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 0 Constante	-1,289	,143	80,756	1	,000

Variables que no están en la ecuación

			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	TASA_INTERES	55,814	1	,000
		ENCAJE	3,776	1	,052
		Estadísticos globales	61,989	2	,000

Variables en la ecuación BLOQUE 1

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 1ª	TASA_INTERES	,513	,073	49,357	1	,000
	ENCAJE	-,002	,001	7,616	1	,006
	Constante	9,484	1,520	38,931	1	,000

Tercera Regresión: LOGISTIC REGRESSION VARIABLES INCUMPLIMIENTO
/METHOD = ENTER TASA_INTERES ENCAJE EDAD
/SAVE = PRED PGROUP RESID
/PRINT= GOODFIT CORR SUMMARY
/CRITERIA = PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Variables en la ecuación BLOQUE 0

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 0	Constante	-1,289	,143	80,756	1	,000

Variables que no están en la ecuación

			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	TASA_INTERES	55,814	1	,000
		ENCAJE	3,776	1	,052
		EDAD	8,251	1	,004
		Estadísticos globales	69,445	3	,000

Variables en la ecuación BLOQUE 1

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 1ª	TASA_INTERES	,515	,074	48,586	1	,000
	ENCAJE	-,002	,001	6,248	1	,012
	EDAD	-,040	,014	8,196	1	,004
	Constante	11,113	1,679	43,803	1	,000

Cuarta Regresión: LOGISTIC REGRESSION VARIABLES INCUMPLIMIENTO
/METHOD = ENTER TASA_INTERES ENCAJE EDAD
CARGAS_FAMILI
/SAVE = PRED PGROUP RESID
/PRINT= GOODFIT CORR SUMMARY
/CRITERIA = PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Variables en la ecuación BLOQUE 0

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 0 Constante	-1,289	,143	80,756	1	,000

Variables que no están en la ecuación

	Puntuación	gl	Sig.
Paso 0 Variables TASA_INTERES	55,814	1	,000
ENCAJE	3,776	1	,052
EDAD	8,251	1	,004
CARGAS_FAMILI	14,355	1	,000
Estadísticos globales	77,553	4	,000

Variables en la ecuación BLOQUE 1

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 1ª TASA_INTERES	,490	,075	43,128	1	,000
ENCAJE	-,001	,001	4,365	1	,037
EDAD	-,043	,015	8,198	1	,004
CARGAS_FAMILI	,395	,146	7,359	1	,007
Constante	10,194	1,707	35,655	1	,000

Quinta Regresión: LOGISTIC REGRESSION VARIABLES INCUMPLIMIENTO
 /METHOD = ENTER TASA_INTERES ENCAJE EDAD
 CARGAS_FAMILI NUMERO_CUOTA
 /SAVE = PRED PGROUP RESID
 /PRINT= GOODFIT CORR SUMMARY
 /CRITERIA = PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Variables en la ecuación BLOQUE 0

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 0 Constante	-1,289	,143	80,756	1	,000

Variables que no están en la ecuación

			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	TASA_INTERES	55,814	1	,000
		ENCAJE	3,776	1	,052
		EDAD	8,251	1	,004
		CARGAS_FAMILI	14,355	1	,000
		NUMERO_CUOTA	28,804	1	,000
	Estadísticos globales		89,771	5	,000

Variables en la ecuación BLOQUE 1

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 1ª	TASA_INTERES	,397	,075	28,113	1	,000
	ENCAJE	-,001	,001	,849	1	,038
	EDAD	-,041	,016	7,019	1	,008
	CARGAS_FAMILI	,395	,152	6,765	1	,009
	NUMERO_CUOTA	,080	,024	10,842	1	,001
	Constante	9,848	1,713	33,064	1	,005

Sexta Regresión: LOGISTIC REGRESSION VARIABLES INCUMPLIMIENTO
/METHOD = ENTER TASA_INTERES ENCAJE EDAD
CARGAS_FAMILI NUMERO_CUOTA CAPITAL
/SAVE = PRED PGROUP RESID
/PRINT= GOODFIT CORR SUMMARY
/CRITERIA = PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Variables en la ecuación BLOQUE 0

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 0	Constante	-1,289	,143	80,756	1	,000

Variables que no están en la ecuación

			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	TASA_INTERES	55,814	1	,000
		ENCAJE	3,776	1	,052
		EDAD	8,251	1	,004
		CARGAS_FAMILI	14,355	1	,000
		NUMERO_CUOTA	28,804	1	,000
		CAPITAL	33,338	1	,000
	Estadísticos globales		94,533	6	,000

Variables en la ecuación BLOQUE 1

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 1ª TASA_INTERES	,315	,076	17,273	1	,001
ENCAJE	-,001	,001	,461	1	,035
EDAD	-,049	,017	8,783	1	,003
CARGAS_FAMILI	,342	,155	4,837	1	,028
NUMERO_CUOTA	,017	,036	,213	1	,009
CAPITAL	,000	,000	5,470	1	,019
Constante	8,166	1,765	21,412	1	,009

Séptima Regresión: LOGISTIC REGRESSION VARIABLES INCUMPLIMIENTO
/METHOD = ENTER TASA_INTERES ENCAJE EDAD
CARGAS_FAMILI NUMERO_CUOTA CAPITAL
CAPACIDAD_PAGO
/SAVE = PRED PGROUP RESID
/PRINT= GOODFIT CORR SUMMARY
/CRITERIA = PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Variables en la ecuación BLOQUE 0

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 0 Constante	-1,289	,143	80,756	1	,000

Variables que no están en la ecuación

	Puntuación	gl	Sig.
Paso 0 Variables TASA_INTERES	55,814	1	,000
ENCAJE	3,776	1	,052
EDAD	8,251	1	,004
CARGAS_FAMILI	14,355	1	,000
NUMERO_CUOTA	28,804	1	,000
CAPITAL	33,338	1	,000
CAPACIDAD_PAGO	2,739	1	,098
Estadísticos globales	94,568	7	,000

Variables en la ecuación BLOQUE 1

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 1ª	TASA_INTERES	,315	,076	17,200	1	,000
	ENCAJE	-,001	,001	,466	1	,039
	EDAD	-,049	,017	8,400	1	,004
	CARGAS_FAMILI	,342	,155	4,834	1	,028
	NUMERO_CUOTA	,017	,037	,218	1	,018
	CAPITAL	,000	,000	5,406	1	,020
	CAPACIDAD_PAGO	-,002	,031	,006	1	,100
	Constante	8,180	1,776	21,219	1	,014

Octava Regresión: LOGISTIC REGRESSION VARIABLES INCUMPLIMIENTO
/METHOD = ENTER TASA_INTERES ENCAJE EDAD
CARGAS_FAMILI NUMERO_CUOTA CAPITAL
CAPACIDAD_PAGO GENE_RECOD
/SAVE = PRED PGROUP RESID
/PRINT= GOODFIT CORR SUMMARY
/CRITERIA = PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Variables en la ecuación BLOQUE 0

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 0	Constante	-1,289	,143	80,756	1	,000

Variables que no están en la ecuación

			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	TASA_INTERES	55,814	1	,000
		ENCAJE	3,776	1	,052
		EDAD	8,251	1	,004
		CARGAS_FAMILI	14,355	1	,000
		NUMERO_CUOTA	28,804	1	,000
		CAPITAL	33,338	1	,000
		CAPACIDAD_PAGO	2,739	1	,098
		GENE_RECOD(1)	4,444	1	,035
	Estadísticos globales		96,006	8	,000

Variables en la ecuación BLOQUE 1

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 1ª	TASA_INTERES	,311	,075	17,032	1	,000
	ENCAJE	-,001	,001	,512	1	,048
	EDAD	-,055	,017	9,779	1	,002
	CARGAS_FAMILI	,329	,158	4,344	1	,037
	NUMERO_CUOTA	,021	,037	,313	1	,011
	CAPITAL	,000	,000	5,145	1	,023
	CAPACIDAD_PAGO	-,008	,032	,066	1	,089
	GENE_RECOD(1)	-,617	,425	2,105	1	,147
	Constante	8,018	1,777	20,360	1	,023

Novena Regresión: LOGISTIC REGRESSION VARIABLES INCUMPLIMIENTO
/METHOD = ENTER TASA_INTERES ENCAJE EDAD
CARGAS_FAMILI NUMERO_CUOTA CAPITAL
CAPACIDAD_PAGO GENE_RECOD ESTUDIOS
/SAVE = PRED PGROUP RESID
/PRINT= GOODFIT CORR SUMMARY
/CRITERIA = PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Variables en la ecuación BLOQUE 0

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 0 Constante	-1,289	,143	80,756	1	,000

Variables que no están en la ecuación

			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	TASA_INTERES	55,814	1	,000
		ENCAJE	3,776	1	,052
		EDAD	8,251	1	,004
		CARGAS_FAMILI	14,355	1	,000
		NUMERO_CUOTA	28,804	1	,000
		CAPITAL	33,338	1	,000
		CAPACIDAD_PAGO	2,739	1	,098
		GENE_RECOD(1)	4,444	1	,035
		ESTUDIOS(1)	,173	1	,078
	Estadísticos globales		97,707	9	,000

Variables en la ecuación BLOQUE 1

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 1ª	TASA_INTERES	,320	,077	17,401	1	,017
	ENCAJE	-,001	,001	,567	1	,046
	EDAD	-,060	,018	11,179	1	,001
	CARGAS_FAMILI	,345	,158	4,753	1	,029
	NUMERO_CUOTA	,007	,039	,034	1	,027
	CAPITAL	,000	,000	5,438	1	,020
	CAPACIDAD_PAGO	-,001	,032	,000	1	,076
	GENE_RECOD(1)	-,745	,443	2,831	1	,115
	ESTUDIOS(1)	-,793	,528	2,256	1	,133
	Constante	7,883	1,802	19,145	1	,031

Décima Regresión: LOGISTIC REGRESSION VARIABLES INCUMPLIMIENTO
 /METHOD = ENTER TASA_INTERES ENCAJE EDAD
 CARGAS_FAMILI NUMERO_CUOTA CAPITAL
 CAPACIDAD_PAGO GENE_RECOD ESTUDIOS
 CENT_RIES_RECOD
 /SAVE = PRED PGROUP RESID
 /PRINT= GOODFIT CORR SUMMARY
 /CRITERIA = PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Variables en la ecuación BLOQUE 0

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 0	Constante	-1,289	,143	80,756	1	,000

Variables que no están en la ecuación^a

			Puntuación	gl	Sig.
Paso 0	Variables	TASA_INTERES	55,814	1	,000
		ENCAJE	3,776	1	,052
		EDAD	8,251	1	,004
		CARGAS_FAMILI	14,355	1	,000
		NUMERO_CUOTA	28,804	1	,000
		CAPITAL	33,338	1	,000
		CAPACIDAD_PAGO	2,739	1	,098
		GENE_RECOD(1)	4,444	1	,035
		ESTUDIOS(1)	,173	1	,078
		CENT_RIES_RECOD(1)	248,045	1	,000

Variables en la ecuación BLOQUE 1

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 1 ^a	TASA_INTERES	,065	,196	,111	1	,023
	ENCAJE	-,005	,002	4,614	1	,032
	EDAD	-,035	,043	,676	1	,010
	CARGAS_FAMILI	,242	,435	,310	1	,035
	NUMERO_CUOTA	,116	,097	1,450	1	,042
	CAPITAL	,001	,000	7,052	1	,008
	CAPACIDAD_PAGO	-,084	,075	1,275	1	,061
	GENE_RECOD(1)	-,760	1,230	,382	1	,093
	ESTUDIOS(1)	-,458	1,428	,103	1	,080
	CENT_RIES_RECOD(1)	-8,146	1,357	36,013	1	,000
	Constante	2,638	4,500	,344	1	,046

Décimo Primer Regresión: LOGISTIC REGRESSION VARIABLE INCUMPLIMIENTO
 /METHOD = ENTER TASA_INTERES ENCAJE EDAD
 CARGAS_FAMILI NUMERO_CUOTA CAPITAL
 CAPACIDAD_PAGO GENE_RECOD
 ESTUDIOS CENT_RIES_RECOD CALIF_COAC_RECOD
 /SAVE = PRED PGROUP RESID
 /PRINT= GOODFIT CORR SUMMARY
 /CRITERIA = PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).

Variables en la ecuación BLOQUE 0

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 0	Constante	-1,289	,143	80,756	1	,000

Variables que no están en la ecuación^a

			Puntuación	Gl	Sig.
Paso 0	Variables	TASA_INTERES	55,814	1	,000
		ENCAJE	3,776	1	,052
		EDAD	8,251	1	,004
		CARGAS_FAMILI	14,355	1	,000
		NUMERO_CUOTA	28,804	1	,000
		CAPITAL	33,338	1	,000
		CAPACIDAD_PAGO	2,739	1	,098
		GENE_RECOD(1)	4,444	1	,035
		ESTUDIOS(1)	,173	1	,078
		CENT_RIES_RECOD(1)	248,045	1	,000
		CALIF_COAC_RECOD(1)	182,504	1	,000

Variables en la ecuación BLOQUE 1

		B	E.T.	Wald	gl	Sig.
Paso 1 ^a	TASA_INTERES	,109	,199	,300	1	,019
	ENCAJE	-,004	,002	3,646	1	,049
	EDAD	-,041	,048	,730	1	,025
	CARGAS_FAMILI	,390	,493	,624	1	,046
	NUMERO_CUOTA	,069	,092	,554	1	,043
	CAPITAL	,001	,000	5,663	1	,027
	CAPACIDAD_PAGO	-,086	,077	1,239	1	,050
	GENE_RECOD(1)	-,762	1,304	,342	1	,041
	ESTUDIOS(1)	-,964	1,597	,364	1	,044
	CENT_RIES_RECOD(1)	-5,446	1,703	10,228	1	,001
	CALIF_COAC_RECOD(1)	-3,264	1,825	3,197	1	,047
	Constante	1,696	4,649	,133	1	,046