

**Modelo de cálculo de la Probabilidad de Recuperación de la Cartera Castigada en la
Agencia de Financiera Comultrasan en San Gil**

Wilmer Ariel Méndez Anaya

Mario Alexander Galvis Jurado

German Alberto Ardila Medina

Universidad Autónoma De Bucaramanga

Facultad de Ingenierías Administrativas

Programa de Ingeniería Financiera UNAB Extensión Unisangil

San Gil

2019

**Modelo de cálculo de la Probabilidad de Recuperación de la Cartera Castigada en la
Agencia de Financiera Comultrasan en San Gil**

Wilmer Ariel Méndez Anaya

Mario Alexander Galvis Jurado

German Alberto Ardila Medina

Ing Gloria Inés Macías Villalba

Asesor

Universidad Autónoma De Bucaramanga

Facultad de Ingenierías Administrativas

Programa de Ingeniería Financiera UNAB Extensión Unisangil

San Gil

2019

Tabla de Contenido

Introducción	9
Objetivos	10
Objetivo General	10
Objetivos Específicos.....	10
Situación Problemática	10
Capitulo Uno.....	11
Análisis del Comportamiento de la Cartera Castigada	11
Política de Otorgamiento de Crédito.....	12
Líneas de Crédito de La Cooperativa.....	13
Condiciones Financieras	15
Tasas de Interés.....	16
Sistema de Amortización	16
Límites de Cuantía	16
Medios de Pago.....	17
Destinos de Crédito.....	17
Provisión Inicial	18
Efecto de Garantías sobre Provisión	19
Efecto de Garantías sobre Provisiones Hipotecarias	19
Descripción de La Base de Datos 2018	19

Análisis de Variables Por Clasificación.....	23
Análisis Por Clasificación De Cartera	27
Capitulo Dos	31
Modelo de medición de probabilidad de recuperación de la cartera castigada en la Agencia Financiera Comultrasan San Gil	31
Modelo Logit	31
El Modelo Logit Dicotómico	33
Presenta las siguientes características principales	33
Un Modelo Logit De Respuesta Múltiple.....	34
Logit Multinomial.....	34
Logit ordinal.....	34
Forma del Modelo.....	34
Capitulo Tres.....	38
Probabilidad de Recuperación de la Cartera Castigada con un Modelo de Cálculo.....	38
Análisis Descriptivo.....	38
Guia para la Modelacion del Aplicativo Gretl	46
Análisis de Modelización con el Aplicativo Gretl	48
Análisis de Modelización con el Aplicativo Gretl	49
Análisis Modelación Inicial	50
Análisis Modelación Intermedia.....	51
Análisis Modelación Final	52
Validación Global del Modelo.....	53

Validación Individual.....	54
Porcentaje De Correctos	55
Validación Con Submuestra	56
Clasificación de Los Clientes por Probabilidad de Recuperación de Acuerdo a los Resultados del Modelo	57
Conclusiones	60
Sugerencias	62
Bibliografía	63

Lista de Graficas

Grafica 1 Grafica del Comportamiento Anual por Línea de Crédito.....	21
Grafica 2 Participación General por Variables	22
Grafica 3 Capital Vencido por Año	23
Grafica 4 Saldo a Capital vencido por modalidad de Cartera.....	24
Grafica 5 Saldo Interés Corriente Vencido	25
Grafica 6 Saldo Interés Mora	26
Grafica 7 Promedio días por mora por clasificación.....	27
Grafica 8 Participación anual de cada variable línea comercial	28
Grafica 9 Participación Anual de cada variable Línea Consumo	29
Grafica 10 Participación Anual de cada Variable Línea Microcrédito	30
Grafica 11 función del modelo logit	36

Lista de Tablas

Tabla 1 Número de agencias por departamento.....	12
Tabla 2 Plazo.....	15
Tabla 3 Líneas de Créditos	17
Tabla 4 Provisión Inicial.....	18
Tabla 5 Garantías sobre Provisiones.....	19
Tabla 6 Garantías sobre provisiones Hipotecarias.....	19
Tabla 7 Base de Datos Cartera Castigada.....	20
Tabla 8 Tabla Descriptiva.....	38
Tabla 9 Tabla Descriptiva de Variables Binarias.....	44
Tabla 10 Tabla Descriptiva de Variables por Rangos.....	44
Tabla 11 Interpretación de los coeficientes de las variables exploratorias del modelo optimo....	53
Tabla 12 Validación Global del Modelo.....	53
Tabla 13 Validación individual.....	54
Tabla 14 Porcentaje De Correctos	55
Tabla 15 Clasificación de Los Clientes por Probabilidad de Recuperación de Acuerdo a los Resultados del Modelo.....	58

Lista de Imágenes

Imagen 1 Modelacion Gretl paso 1	46
Imagen 2 Modelacion Gretl paso 2.....	46
Imagen 3 Modelacion Gretl paso 3.....	46
Imagen 4 Modelación Gretl paso 4.....	47
Imagen 5 Modelación Gretl paso 5.....	48
Imagen 6.....	48
Imagen 7.....	49
Imagen 8.....	50
Imagen 9.....	51
Imagen 10.....	52
Imagen 11 Juego de Hipótesis Nula y Alternad.....	55
Imagen 12.....	56

Introducción

La expresión “*castigar la cartera*” se refiere a una provisión de cartera, un procedimiento contable que reconoce en el gasto la cartera que se considera imposible de recuperar. Al realizar ventas a crédito o créditos financieros si el cliente no paga, la empresa puede considerar que nunca pagará y procede a “castigar” esa cartera contra el gasto, es decir, la pérdida de esa cartera pasa a ser un gasto para la empresa. Cada cierto tiempo las empresas analizan su cartera (cuentas por cobrar a clientes), la identifican y clasifican según el tiempo transcurrido desde cuando el cliente debió pagar. Para castigar la cartera hay dos métodos reconocidos por la ley colombiana: provisión general y provisión individual. La cartera castigada en una entidad financiera es muy importante porque impacta en los excedentes o rentabilidad o indicadores como el ROA, con costos de manejo que no se cuantifican y no se tiene certeza si se puede obtener una recuperación total o parcial.

El proyecto de investigación Modelo de cálculo de la probabilidad de recuperación de la cartera castigada en la en la agencia de Financiera Comultrasan en San Gil considera que se puede evaluar el comportamiento de los clientes en esta condición, con la base de datos de esta oficina que contiene información de los clientes con cartera castigada en un horizonte de cinco años. Con esta información se pretende evaluar la probabilidad de recuperación de dicha cartera, utilizando un modelo de cálculo que permita además pronosticar que clientes nuevos ingresados a la entidad, pueden ser de bajo o alto riesgo para llegar a esta condición. Cabe destacar que los factores que determinan el riesgo en instituciones financieras son factores internos, que dependen de cada empresa tales como volumen, políticas y mezcla de créditos y factores externos como inflación, depreciación monetaria, desastres, entre otros que comprometan la capacidad de pago de los prestatarios.

Objetivos

Objetivo General

Desarrollar un modelo que permita establecer la probabilidad de recuperación de los clientes de cartera castigada en la agencia de Financiera Comultrasan en San Gil.

Objetivos Específicos

- Analizar el comportamiento de los clientes de cartera castigada de los últimos cinco (5) años de la agencia de Financiera Comultrasan en San Gil.
- Identificar variables que inciden la probabilidad de recuperación de cartera castigada de la agencia financiera de San Gil.
- Determinar la probabilidad de recuperación de la cartera castigada con un modelo de cálculo para la clasificación de microcrédito.
- Probar el modelo en clientes de cartera castigada.

Situación Problemática

La cartera castigada en toda entidad financiera es de gran importancia, porque impacta directamente en los excedentes o rentabilidad o en indicadores como el ROA, cuyos costos de manejo no se cuantifican y no se tiene certeza cuando se pueda obtener una recuperación total o parcial. De allí surge la pregunta que describe la situación problemática ¿cómo usar el comportamiento de los clientes en condición de cartera castigada para generar alertas antes de que alcancen esa condición?

Considerando que es posible evaluar el comportamiento de los clientes en esta condición, se obtuvo la base de datos de la oficina de la agencia de Financiera Comultrasan en San Gil con información de clientes con cartera castigada en un horizonte de cinco años. A partir de esta

información se pretende diseñar un modelo de cálculo de la probabilidad de recuperación de la cartera castigada que permita además pronosticar qué clientes nuevos de la entidad, son de bajo o alto riesgo para llegar a esta condición.

Capítulo Uno

Análisis del Comportamiento de la Cartera Castigada

Razón Social: cooperativa de ahorro y crédito de Santander Ltda.

Siglas: Financiera Comultrasan

Cooperativa de ahorro y crédito vigilada por la superintendencia solidaria de Colombia.

Reseña Histórica

En 1962 un grupo de hombres con visión empresarial, pensaron en la necesidad de crear un organismo de carácter financiero que funcionara paralelamente a la Unión de trabajadores de Santander: Utrasan UTC. Fue así, como 33 asociados hicieron un aporte de \$350 de capital social y concretaron su sueño el 23 de noviembre del mismo año.

Estos santandereanos emprendedores, que formaban parte del grupo fundador, crearon otras cooperativas tales como las de confecciones, servicios asistenciales y educación. De este hecho nació la idea de agrupar en un solo bloque todas las cooperativas para que fueran de carácter MULTIACTIVA. Es así como el 21 de septiembre de 1979 en Asamblea Extraordinaria se adoptó el nombre de COOPERATIVA MULTIACTIVA DE TRABAJADORES DE SANTANDER “COOMULTRASAN”.

Después de 38 años, el 26 de julio de 2000, la Multiactiva y la Financiera se separaron por motivos estrictamente legales acordes con la ley 454 de 1998, en donde se exigía una especialización de actividades.

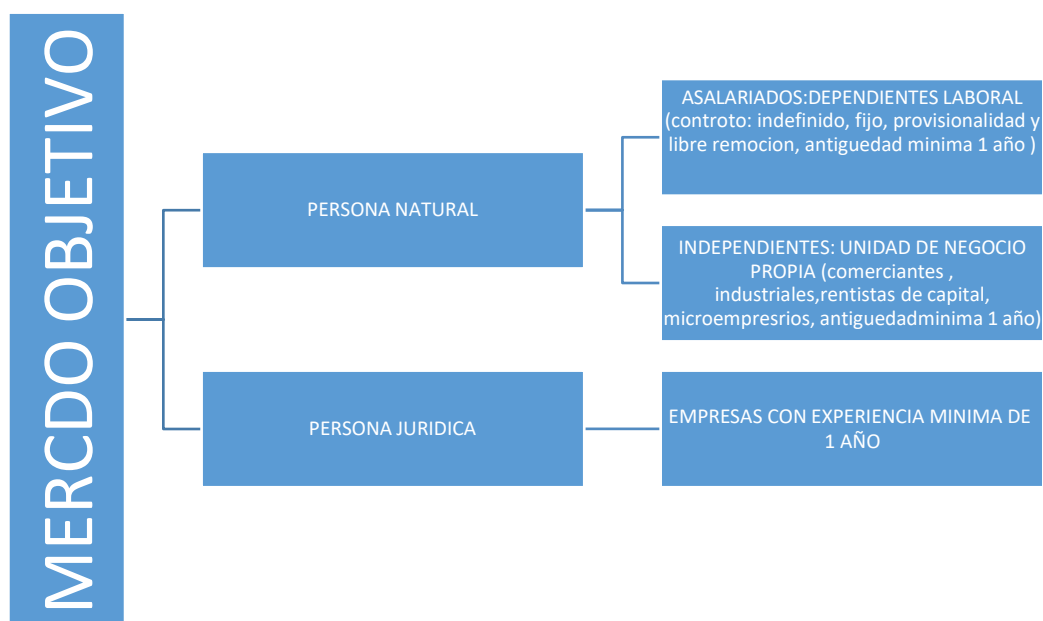
En el año 2003, Financiera Comultrasan es catalogada por un estudio de Ascoop-Asociación de Cooperativas de Colombia- como la primera cooperativa del país en número de asociados y la primera en activos y patrimonio entre las cooperativas de ahorro y crédito; gracias al compromiso que tiene con la gente, a su respaldo económico, al buen nombre que tiene en el mercado, al grado de importancia dado al asociado gracias a sus líderes quienes le apuestan al bienestar de sus funcionarios y al de la región en donde se encuentra.

Tabla 1 Número de agencias por departamento

Santander	Norte de Santander	Atlántico	Cesar	Boyacá	Cundinamarca
31	3	2	8	4	3

Fuente: Elaboración Propia

Política de Otorgamiento de Crédito



Fuente: Financiera Comultrasan

La cooperativa para atender a sus asociados actuales y potenciales mediante el servicio de crédito exige como requisito que el titular del crédito sea asociado a la cooperativa y que además se encuentre radicado o labore en zonas de influencia establecidas por la cooperativa.

Un asociado que posea crédito podrá acceder a otro crédito siempre y cuando sus créditos se encuentren al día, no ser codeudor de créditos vencidos, y tener la capacidad de pago.

Líneas de Crédito de La Cooperativa

EMPLEADOS Y PENSIONADOS

Línea de crédito dirigida a atender necesidad de financiar bienes de consumo y pago de servicios ,con medio de pago personal .

EMPLEADOS Y PENSIONADOS LIBRANZA

Línea de crédito dirigida a atender necesidad de financiar bienes de consumo y pago de servicios ,con medio de pago Libranza.

LIBRE INVERSION INDEPENDIENTES

Línea de crédito dirigida a atender necesidad de financiar bienes de consumo y pago de servicios a clientes independientes ,con medio de pago personal.

LIBRE INVERSION COMPRA DE ACTIVOS

Linea destinada para cubrir necesidades de reparacion, adquisicion, construccion y adquisicion de activos fijos.

CREDIAPORTES

Linea de credito que opera apartir del valor de los aportes sociales, su destinacion es libre inversion.

RECIPROCIDAD EN CDAT

Linea de credito que opera apartir del valor de CDTA destino libre inversion, el certificado permanecera congelado durante el tiempo del credito.

FINANCIACION DE ESTUDIO

Dirigida a los asociados personas naturales que requieran la financiacion de estudios.

COMPLEMENTARIA AL PAP

Linea de crédito dirigida a atender las necesidades de financiación de bienes de consumo y pago de servicios de los asalariados, pensionados e independientes, basados en el comportamiento del ahorro programado.

VIVIENDA PARA EMPLEADOS DE LA FINANCIERA

Linea de credito para compra, construcción o remodelación de vivienda y está dirigida exclusivamente a asociados que son empleados directos de la Financiera Comultrasan.

MICROCREDITO PRODUCTIVO

Linea de credito basada en la metodologia de microfinanzas, satisface las necesidades del microempresarioque ejecutan actividades de servicios industriales y comerciales con nivel de activos menores a 500 smmlv.

MICRO EMPRESARIAL

Linea de credito destinada a satisfacer las necesidades del microempresarioque ejecutan actividades de servicios agropecuarias, industriales,mineras y comerciales con nivel de activos menores a 500 smmlv

FINANCIACION DE ACTIVIDADES AGROPECUARIAS

Linea de credito basada en la metodologia de microfinanzas, satisface las necesidades del microempresarioque ejecutan actividades de servicios industriales y comerciales con nivel de activos menores a 500 smmlv

Fuente: Financiera Comultrasan

Condiciones Financieras

Las condiciones financieras para las líneas de crédito, se define teniendo en cuenta el plazo, tasa de interés, sistemas de amortización, límites de cuantía, medios de pago y destinos económicos.

Tabla 2 Plazo

Destino	Plazo Máximo
Financiación activos fijos	Hasta 180 meses
Operaciones con recursos de redescuento	Hasta 120 meses

Reestructuraciones	Hasta 120 meses
Adquisición de vehículo particular	Hasta 72 meses
Otros destinos	Hasta 84 meses

Fuente: Financiera Comultrasan

Tasas de Interés

- Establecen como tasa mínima para cualquier línea el costo promedio en efectivo del CDAT.
- La tasa de interés puede ser fija o variable en todo caso no puede ser superior al límite certificado por la superintendencia financiera de Colombia.
- El interés de mora será el calificado por la superintendencia financiera de Colombia.
- Para las líneas de crédito en donde no se define la tasa de interés, se establece como límite máximo la tasa certificada por la Superintendencia Financiera de Colombia.

Sistema de Amortización

Los sistemas de amortización son cuota variable, cuota fija o la combinación de las dos.

Límites de Cuantía

- La cuantía límite del endeudamiento de un asociado se fijará evitando que se produzca una excesiva exposición al riesgo individual.
- La cooperativa no podrá realizar con persona alguna, directa o indirectamente, operaciones activas de crédito que conjunta o separadamente, superen el 10% del patrimonio técnico de la cooperativa, si la única garantía de la operación es el patrimonio del deudor
- Los límites de exposición por líneas de crédito son los siguientes:

Tabla 3 Líneas de Créditos

Línea de Crédito	Monto mínimo	Monto máximo
Empleados y Pensionados		150 SMMLV
Empleados y Pensionados Libranza		150 SMMLV
Libre Inversión Independiente		117 SMMLV
Libre Inversión Compra de Activos	0.7 SMMLV	486 SMMLV
Cupo Presta Pronto		38 SMMLV
Crediaportes	0,35 SMMLV	20 SMMLV
Reciprocidad en CDAT		90% del CDAT
Financiación de Estudio		39 SMMLV
Complementaria al PAP		12 SMMLV
Vivienda para Empleados Financiera Comultrasan		200 SMMLV
Microcrédito Productivo	0.7 SMMLV	120 SMMLV
Microempresarial		120 SMMLV
Financiación de Actividades Agropecuarias		120 SMMLV
Financiación de Vivienda		108 SMMLV

Fuente: Financiera Comultrasan

Medios de Pago

- Libranza
- Personal

Destinos de Crédito

- En el reporte semanal emitido por la Vicepresidencia de riesgos, crédito y cartera se actualizan los destinos por línea de crédito

- Para las reestructuraciones se registrará el destino con el cual se aprobó inicialmente el crédito.

Provisión Inicial

A. Sin perjuicio de la provisión general, se debe mantener en todo tiempo una provisión inicial para la protección de los créditos clasificados en categorías de riesgos (B, C, D, E) en los porcentajes establecidos en la tabla 4. La decisión para constituir una provisión individual superior al mínimo exigido corresponde a una política adoptada por el consejo de administración.

Tabla 4 Provisión Inicial

	Comercial		Consumo		Vivienda		Microcrédito	
	Día	Provisión	Día	Provisión	Día	Provisión	Día	Provisión
A	0- 30	0%	0- 30	0%	0-60	0%	0-30	0%
B	31-90	19%	31-90	9%	61-150	9%	31-60	19%
C	91-180	49%	61-90	19%	151-360	19%	61-90	49%
D	181-360	99%	91-180	49%	361-540	29%	91-120	99%
E	> 360	100%	181-360	99%	541-720	59%	>120	100%
			> 360	100%	721-1080	99%		
					>1080	100%		

Fuente: Financiera Comultrasan

Efecto de Garantías sobre Provisione

Tabla 5 Garantías sobre Provisiones

Tiempo de mora del crédito	Porcentaje del valor de la garantía que se aplica
De 0 a 12 meses	70%
Más de 12 a 24 meses	50%
Más de 24 meses	0%

Fuente: Financiera Comultrasan

Efecto de Garantías sobre Provisiones Hipotecarias

Tabla 6 Garantías sobre provisiones Hipotecarias

Tiempo de mora del crédito	Porcentaje del valor de la garantía que se aplica
De 0 a 18 meses	70%
Más de 18 hasta 24 meses	50%
Más de 24 hasta 30 meses	30%
Más de 30 hasta 36 meses	15%
Más de 36 meses	0%

Fuente: Financiera Comultrasan

Descripción de La Base de Datos 2018

Se presenta la base de datos de la cartera castigada de la agencia de San Gil de Financiera Comultrasan desde el año 2014 hasta el 2018, la cual se compone de las siguientes variables:

Tabla 7 Base de Datos Cartera Castigada

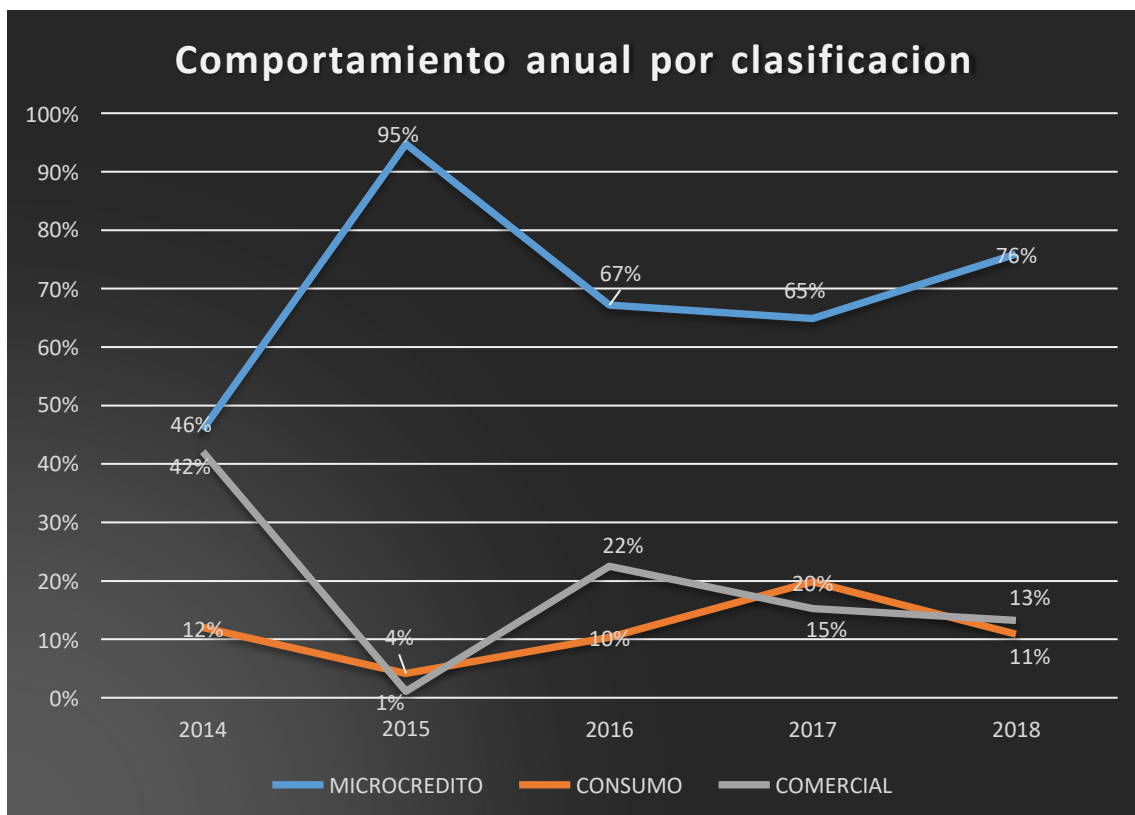
Variables	Definición
Días de mora	Refleja los días de mora de la obligación hasta la fecha de corte (Octubre 31 de 2018)
Saldo de crédito	Valor que registra el sistema a la fecha de corte (31 octubre de 2018) que corresponde al capital vencido.
Total vencido	Valor que corresponde a la sumatoria de saldo de crédito, intereses corrientes e intereses moratorios.
Nombre	Este campo se ha modificado por cumplimiento a la reserva bancaria.
Fecha de novedad	Corresponde a la fecha en la que la empresa aplico el castigo de cartera.
Valor inicial del crédito	Corresponde al capital prestado por la Financiera Comultrasan a cada cliente.
Valor cuota	Corresponde a la cuota pactada según condiciones negociadas.
Tasa de interés	Corresponde a la tasa de interés nominal anual aplicada a cada crédito.
Días de mora al cierre	Corresponde al número de días de mora totales desde el último pago hecho por el cliente hasta la fecha de novedad.
Capital vencido	Corresponde al capital total que se dejó de pagar por el cliente.
Total intereses corrientes vencidos	Corresponde a la sumatoria de intereses corrientes de cada cuota vencida no paga.
Total intereses por mora	Corresponde a la sumatoria de los intereses por mora del capital de cada cuota vencida no paga hasta la fecha de novedad.
Plazo	Corresponde al plazo máximo al que se otorgó el crédito.
Periodicidad	Corresponde a los días de periodicidad de pago desde el desembolso de crédito y entre una cuota y otra.
Fecha de desembolso	Corresponde a la fecha de inicio del crédito, o fecha de desembolso.
Fecha inicio de mora	Fecha en la que el cliente inicio a registrar días de mora o atraso.

Cuotas canceladas	Corresponde al total de las cuotas pagadas por el cliente a la financiera.
FRG	Corresponde al valor pagado por el FONDO REGIONAL DE GARANTÍAS a la Financiera Comultrasan, para el caso de créditos avalados por él.

Fuente: Elaboración Propia

Con los datos de cartera castigada se trabajara el comportamiento anual de cada línea de crédito con su respectiva participación

Grafica 1 Grafica del Comportamiento Anual por Línea de Crédito

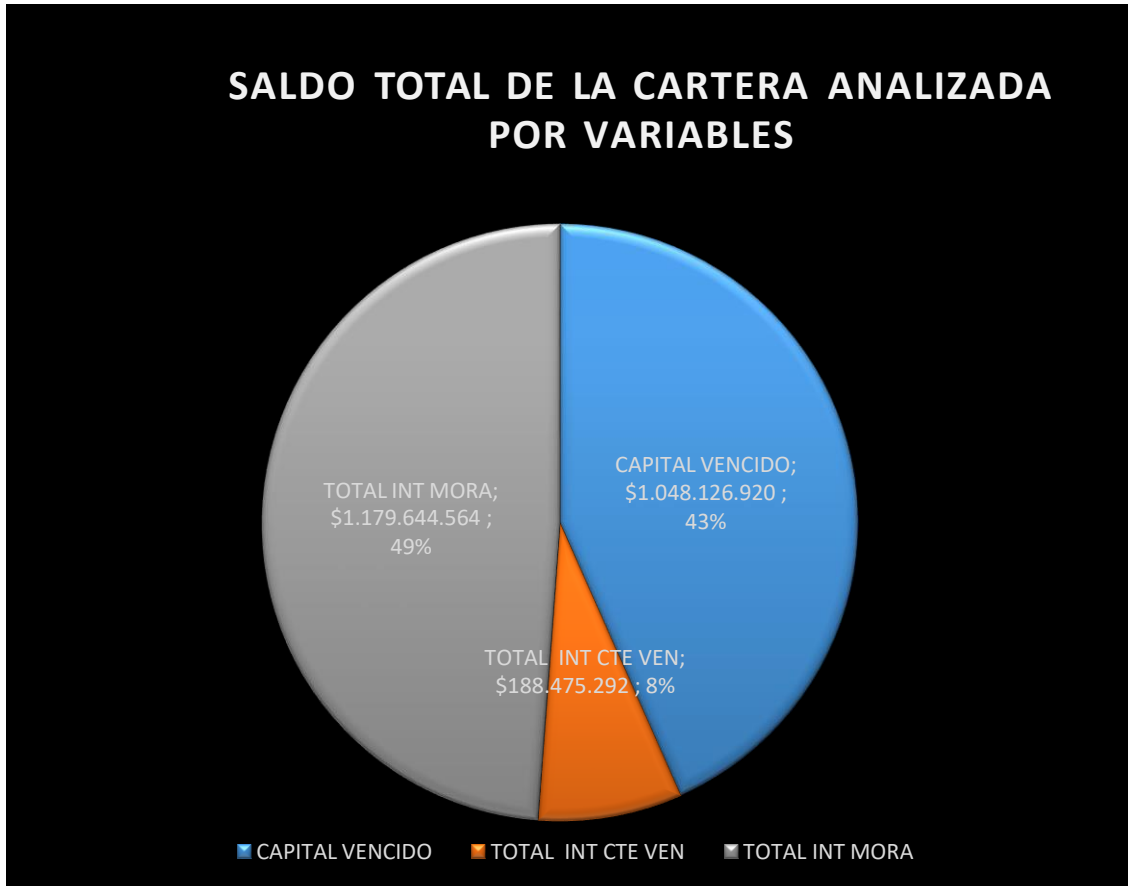


Fuente: Elaboración Propia

Se evidencia como para el 2014 las líneas de microcrédito y comercial comparten en iguales proporciones la participación en el 100% de la cartera castigada, y especialmente el año 2015 la clasificación de microcrédito representa el 95% del total de la cartera castigada ese año, y como la clasificación comercial pasa de un año a otro del 42% a solo el 1% de participación, a partir

del 2016 se evidencia un comportamiento más moderado en cada línea mostrando una tendencia creciente controlada para microcrédito, una tendencia disminuyente en la clasificación consumo y tendencia neutra para la clasificación comercial.

Grafica 2 Participación General por Variables



Fuente: Elaboración Propia

Del 100% del saldo total que se debiera recuperar por cartera castigada en la agencia, la variable intereses por mora tiene la participación más alta, esto debido a la altura de mora que en promedio para la actual base es de 1147 días o 3,14 años; cifra que es importante considerar, porque en cierta forma representa lo que la entidad hubiera obtenido de rentabilidad sobre el capital castigado.

De otra parte, se logra establecer que solo el 38% del capital prestado, fue cancelado oportunamente, y el 62% debió castigarse.

Grafica 3 Capital Vencido por Año



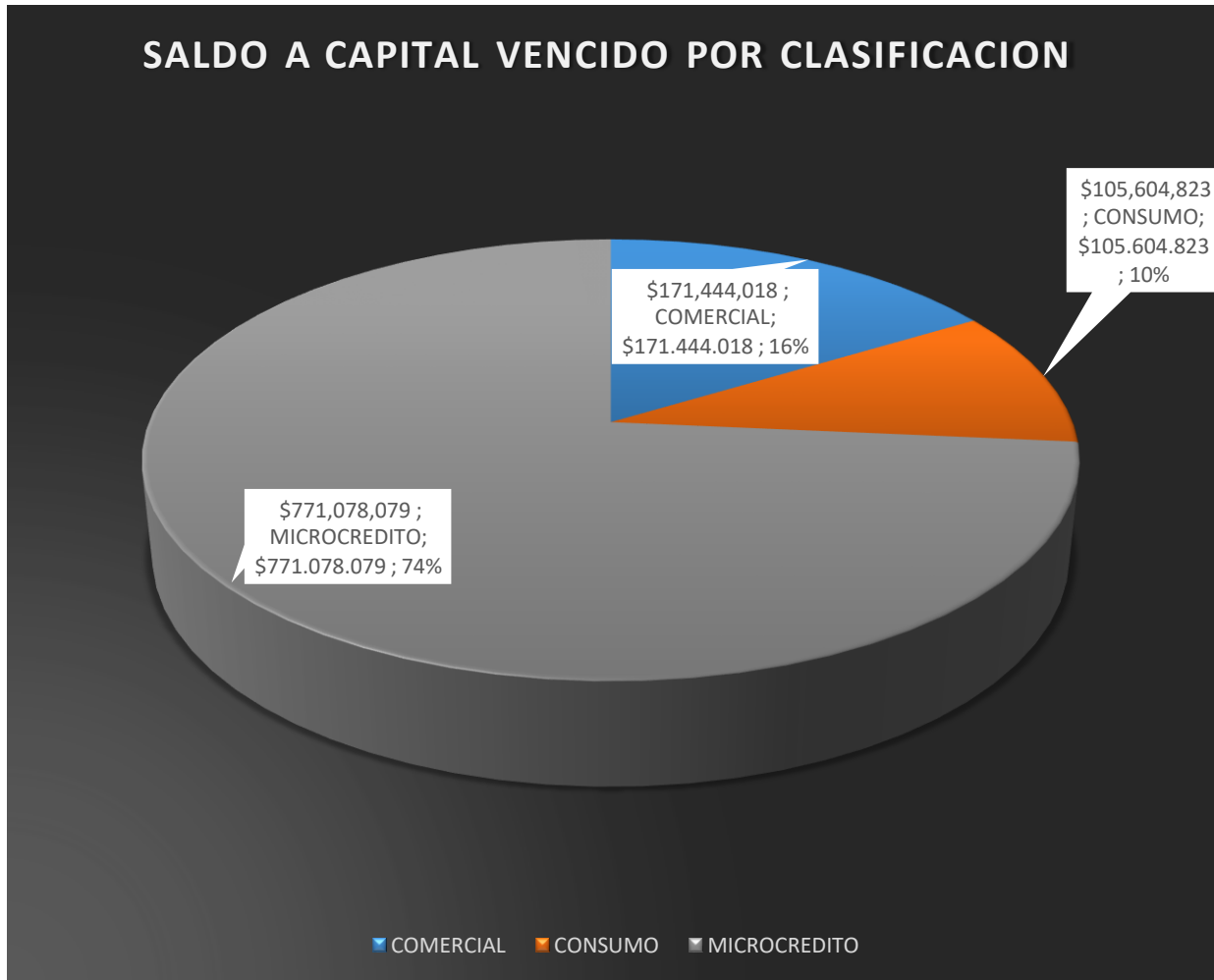
Fuente: Elaboración Propia

Se consideró analizar el capital vencido año por año como una de las dos variables principales objetos del mismo. Evidenciando que en el año 2015 se efectúa el mayor valor castigado, originado en operaciones de crédito colocadas en años anteriores.

Análisis de Variables Por Clasificación

- a) Variable Saldo Capital Vencido Por Modalidad De Cartera

Grafica 4 Saldo a Capital vencido por modalidad de Cartera

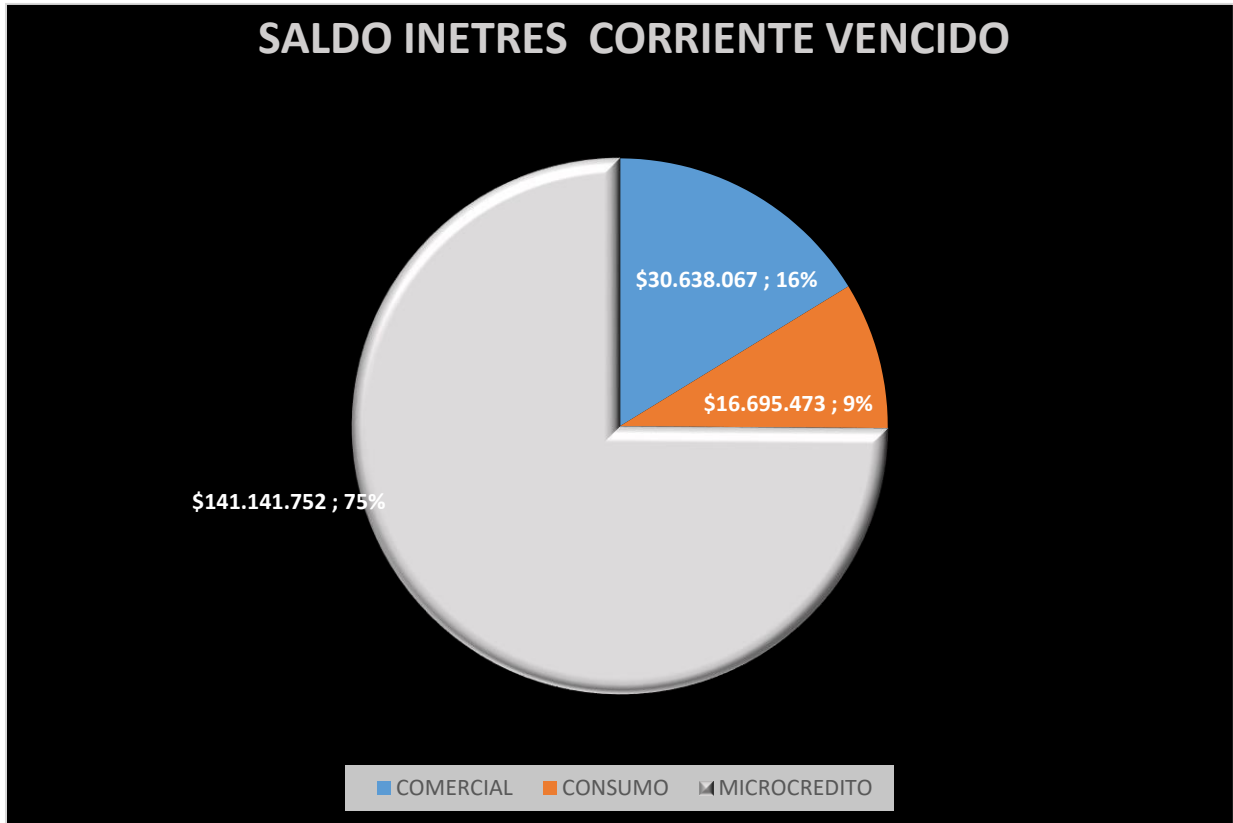


Fuente: Elaboración Propia

Se logra evidenciar que del 100% de la cartera castigada de la agencia, la participación más representativa está concentrada en la clasificación MICROCREDITO, con un peso del 74% sobre el total de la cartera, razón por la cual se plantea realizar la mayoría del análisis de esta clasificación.

b) Variable Saldo Interés Corriente Vencido Por Modalidad De Cartera

Grafica 5 Saldo Interés Corriente Vencido

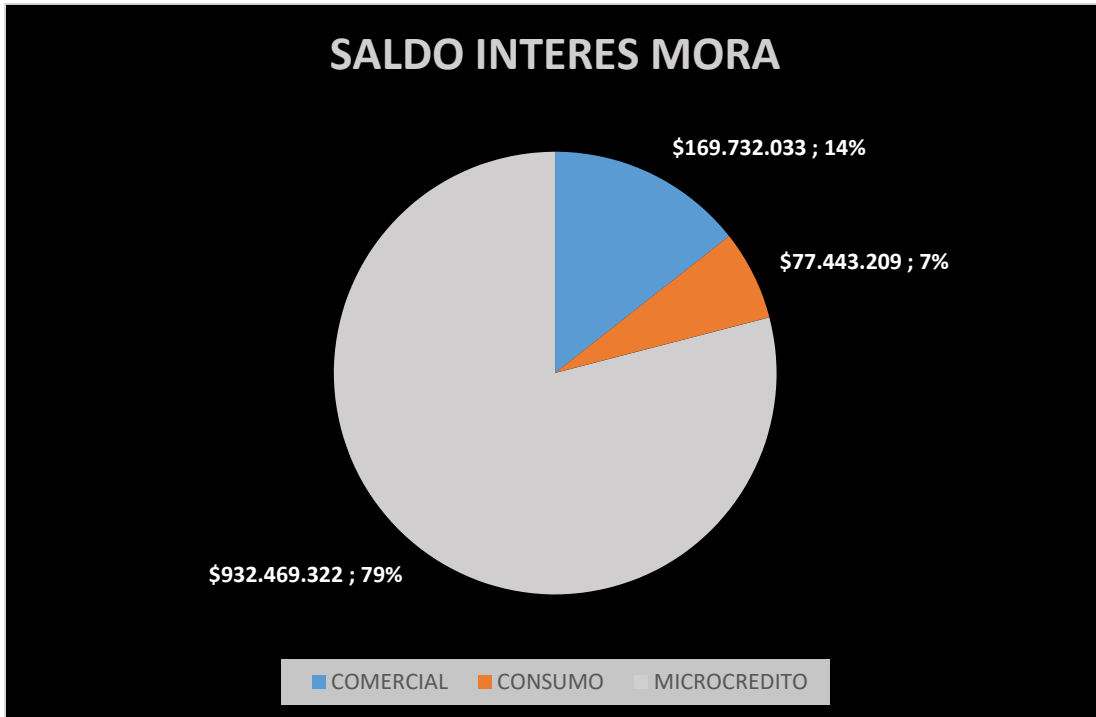


Fuente: Elaboración Propia

La cartera de microcrédito además de ser la de mayor participación en los saldos de capital vencido, es la clasificación con la tasa de interés más alta de la agencia de Financiera Comultrasan en San Gil, razón por la cual sus intereses corrientes son igualmente los más representativos en la variable interés corriente.

c) Variable Saldo Total Interés Mora Por Modalidad De Cartera

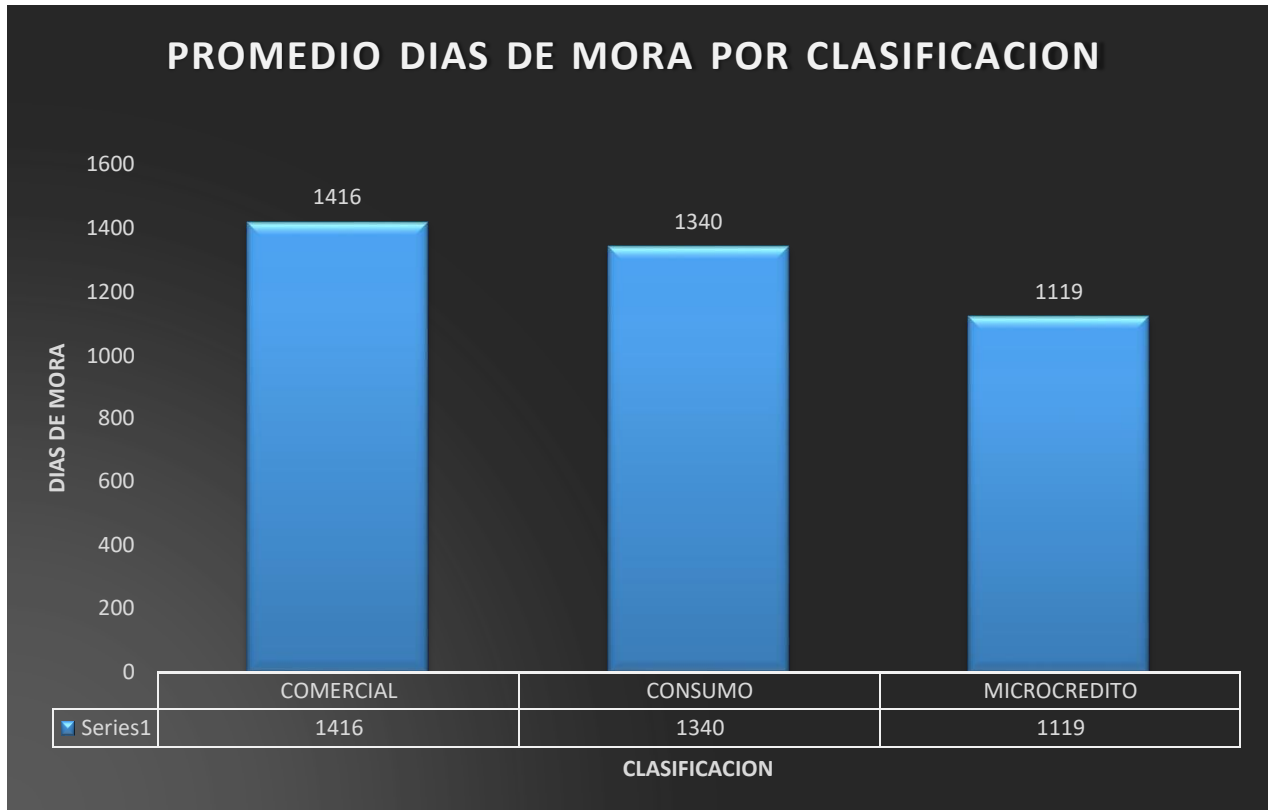
Grafica 6 Saldo Interés Mora



Fuente: Elaboración Propia

Como se mencionó en el inicio de los análisis, esta variable es importante para nosotros para poder determinar, si se alcanza, el impacto en la rentabilidad de la agencia, por el efecto que los intereses en mora nos ayudaran a determinar las utilidades dejadas de recibir por los dineros que no retornaron oportunamente los deudores, pero que para efectos de una negociación de recuperación de una cartera castigada terminan siendo exonerados casi siempre en el 100% de sus valores.

Grafica 7 Promedio días por mora por clasificación.



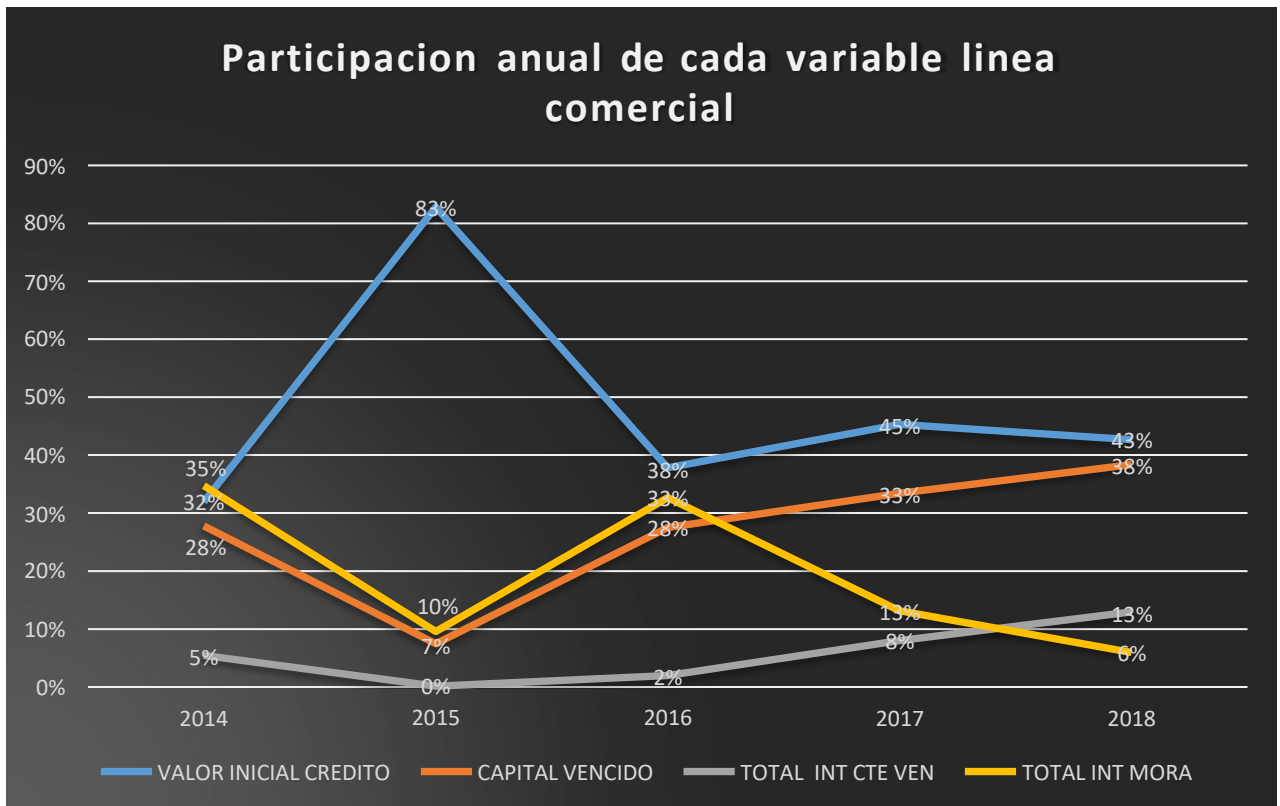
Fuente: Elaboración Propia

Cabe aclarar que se esperaría que la clasificación de microcrédito fuese la que presentara el promedio más alto de mora, pero este efecto obedece a que es la cartera que se castiga con más prontitud, por tener un grado de riesgo más alto respecto a las otras dos clasificaciones.

Análisis Por Clasificación De Cartera

a). Análisis cartera comercial.

Grafica 8 Participación anual de cada variable línea comercial

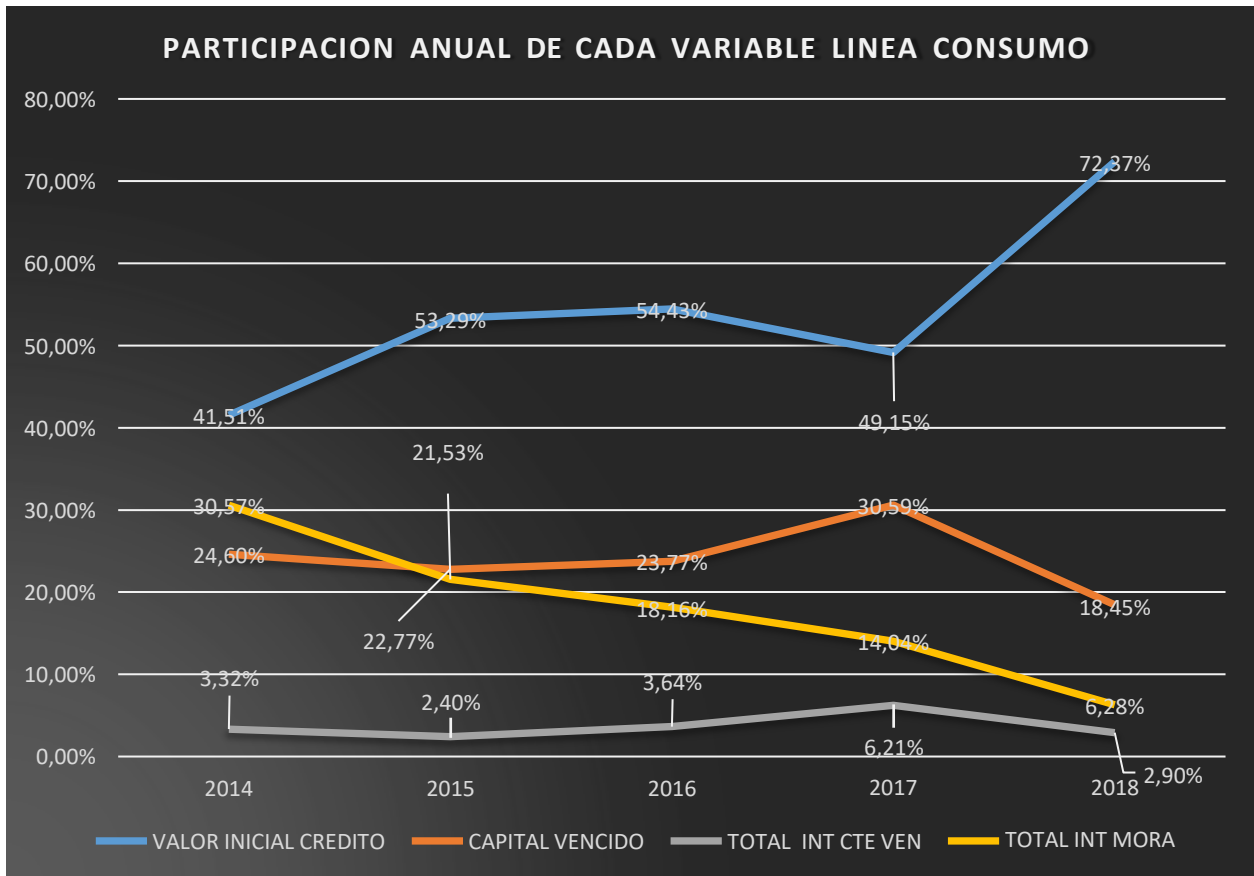


Fuente: Elaboración Propia

Considerando únicamente a los intereses por mora como aquel ingreso que la empresa deja de percibir, y que entre más alto sea esta partida representa que mayor capital dejó de cancelarse de los créditos, nos permitimos analizar las otras tres variables en donde se evidencia que para el 2014 el valor inicial prestado y el capital vencido son las variables más representativas, indicando que el capital vencido es casi el mismo valor inicial prestado, indicando problemas de perfilamiento y aprobación de estos créditos, y en caso contrario para el 2015 se evidencia que el saldo a capital vencido es menor, representando tan solo el 7% de la sumatoria para este año, indicando que los créditos castigados se cancelaron casi en su totalidad por los titulares, afirmado también por el mínimo valor de intereses por mora. A partir del 2016 las variables valor inicial del crédito y capital vencido llevan un comportamiento de tendencia similar.

b). Análisis cartera consumo.

Grafica 9 Participación Anual de cada variable Línea Consumo



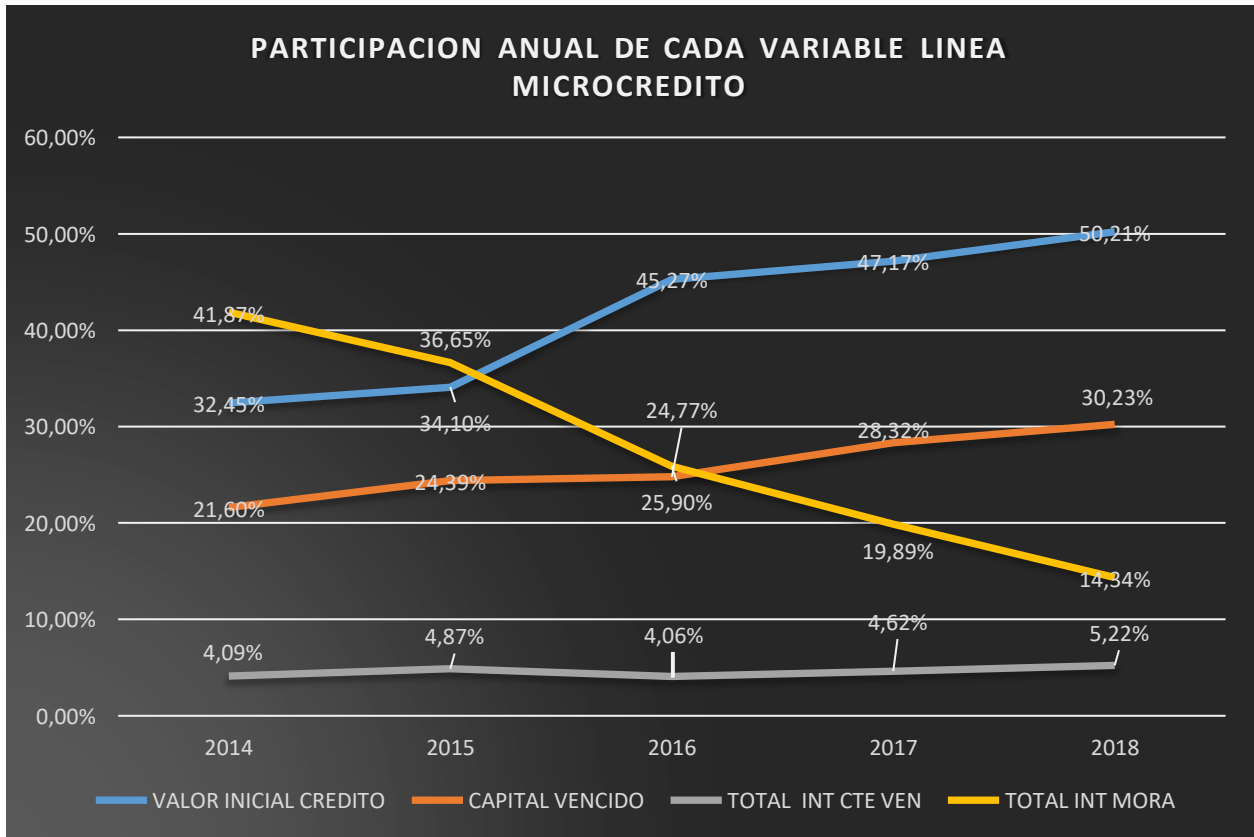
Fuente: Elaboración Propia

Considerando los intereses por mora como aquellas partidas dejadas de recibir por la empresa de no haber castigado los valores de capital prestador, se logra analizar que esta clasificación la variable intereses corrientes es constante en todos los años, y es la variable que cada año menor peso tiene entre las cuatro, traduciendo que la cartera de consumo es una de las que menor capital vencido se castigó.

Cabe resaltar que la variable interés por mora tiene un comportamiento decreciente reafirmando lo anteriormente analizado.

c). Análisis cartera microcrédito.

Grafica 10 Participación Anual de cada Variable Línea Microcrédito



Fuente: Elaboración Propia

Para esta clasificación se observa que las variables capital inicial, capital vencido e intereses corrientes se comportan de forma muy similar, con una tendencia creciente en sus saldos de forma moderada, y muy inversamente proporcional el comportamiento de la variable intereses por mora, ya que es la clasificación que más pronto se provisiona y se castiga.

Capítulo Dos

Modelo de medición de probabilidad de recuperación de la cartera castigada en la Agencia Financiera Comultrasan San Gil

Marco Conceptual del Modelo Logit

Para la modelización del proyecto, se eligió el modelo logit, ya que además de estar familiarizados con él, este modelo permite descartar variables poco influyentes en la determinación de la minimización del riesgo, arrojando así el mejor escenario posible para el objetivo general del presente proyecto.

A continuación presenta un marco conceptual del modelo logit

Modelo Logit

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.

Este tipo de modelo arroja como resultado un índice, cuyos determinantes son conocidos, el cual permite efectuar ordenaciones, las cuales al realizarse, posibilitan, con algún método de estratificación, generar clasificaciones en las que se le asocia a cada elemento una calificación. Existen muchos criterios para llevar a cabo la asociación índice - calificación, muchos de ellos con base en índices de muestreo, donde el criterio es puramente estadístico. Otros criterios podrían considerarse como subjetivos.

Para el caso más sencillo, el de una única variable explicativa, se trata de encontrar la relación que existe entre la variable explicativa y la endógena. Las posibilidades que se plantean son:

Que la función que relaciona ambas variables sea una función lineal, caso en el cual se tiene, lo que se ha denominado, el modelo lineal de probabilidad. Este asume que la relación entre las

variables explicativas y la variable explicada tiene un comportamiento lineal, suposición que en muchos casos no se da, dando esta situación origen a los modelos de regresión no lineales, dentro de los cuales se encuentran ubicados los modelos Probit y Logit, siendo este último el que interesa y del cual a continuación se hace un análisis detallado sobre su estructura y los fundamentos teóricos que lo soportan.

La modelización Logit es similar a la regresión tradicional salvo que utiliza como función de estimación la función logística en vez de la lineal. Con la modelización Logit, el resultado del modelo es la estimación de la probabilidad de que un nuevo individuo pertenezca a un grupo o a otro, mientras que por otro lado, al tratarse de un análisis de regresión, también permite identificar las variables más importantes que explican las diferencias entre grupos.

Existen distintos tipos de modelos Logit en función de las características que presenten las alternativas que definen a la variable endógena. Esta variable permite medir el número de grupos existentes en el análisis, los modelos Logit se pueden clasificar así:

- ⌚ **Logit dicotómico:** se utiliza cuando el número de alternativas son dos y excluyentes entre sí.
- ⌚ **Logit de respuesta múltiple:** se utiliza cuando el número de alternativas a modelizar es superior a dos.
- ⌚ **Logit con datos no ordenados:** se utiliza cuando las alternativas que presenta la variable endógena no indican ningún orden
- ⌚ **Logit multinomial:** se utiliza cuando los regresores del modelo hacen referencia a las observaciones muestrales, por lo que varían entre observaciones pero no entre alternativas.

- 🕒 **Logit condicional:** se utiliza cuando los regresores del modelo hacen referencia a las alternativas, por lo que sus valores varían entre alternativas pudiendo hacerlo o no entre observaciones.
- 🕒 **Logit con datos ordenados:** se utiliza cuando las alternativas de la variable endógena representan un orden entre ellas.

El Modelo Logit Dicotómico

Presenta las siguientes características principales:

Variable endógena binaria: Identifica la pertenencia del individuo a una de dos posibles categorías, identificando con el número 1 si el individuo pertenece a la característica de interés cuya probabilidad se estimará en el modelo. Se identifica con 0 al elemento que no posee la característica de interés, cuya probabilidad también se estima con el modelo.

Variables exógenas: Son las variables que permiten discriminar entre los grupos y que determinan la pertenencia de un elemento a un grupo u otro. Pueden estar medidas en escala nominal, ordinal, de intervalo o de razón.

Resultado del análisis: El resultado del análisis es un vector de parámetros con valores numéricos, que son los coeficientes para cada uno de las variables explicativas que hacen parte definitiva del modelo. La importancia radica en que a cada valor del vector de parámetros le corresponde una variable explicativa, al tenerse en cuenta todas en conjunto y dar valores a cada una de las variables independientes contenidas en el modelo definitivo, se obtiene el valor de la probabilidad de que un individuo posea la característica de interés estudiada en el modelo.

Un Modelo Logit De Respuesta Múltiple

Cuando la variable endógena a modelizar es una variable discreta con varias alternativas posibles de respuesta, nos encontramos ante los modelos de respuesta múltiple. Estos modelos se clasifican en dos grandes grupos según las alternativas que presenta la variable endógena así:

Cuando se puedan ordenar (modelos con datos ordenados) o no se puedan ordenar (modelos con datos no ordenados).

Logit Multinomial

En este tipo de modelos las alternativas de la variable respuesta indican la pertenencia de las observaciones a un determinado grupo sin incorporar información ordinal.

Logit ordinal

En este tipo de modelos las alternativas de la variable respuesta permiten establecer un orden entre las distintas observaciones.

Forma del Modelo

La variable explicada (Y) en este caso es una variable dicotómica, que puede tomar solamente dos valores a saber: 1 representa estudiante no matriculado y 0 estudiante matriculado, por lo que se tendría entonces lo siguiente:

$$Y_i = \frac{1}{1 + \lambda^{-\alpha - \beta \kappa X_{ki}}} + \varepsilon_i = \frac{\lambda^{\alpha + \beta \kappa X_{ki}}}{1 + \lambda^{\alpha + \beta \kappa X_{ki}}} + \varepsilon_i$$

Para determinar cuáles de las variables en el modelo no son importantes para determinar variaciones en la variable dependiente se debe calcular la estadística de Wald, para lo cual se debe observar la escala de medición de la variable, ya que pueden ocurrir dos situaciones: que sea categórica o no categórica, para cada uno de los cuales se tendría lo siguiente:

Si la variable no es categórica, se tiene lo siguiente:

$$Wald_i = \frac{\hat{\beta}_i^2}{\hat{\sigma}_{\beta_i}^2} \text{ Que tiene distribución chi cuadrado con un grado de}$$

Si la variable es categórica, se tiene:

$$Wald_i = \hat{\beta}_i' \hat{\Sigma}_i^{-1} \hat{\beta}_i$$

Que sigue una distribución chi cuadrado, con grados de libertad igual al número de parámetros estimados

La importancia del estadístico de Wald radica en que a través de él se puede determinar la significancia del parámetro en el modelo y el peso que tiene, lo que se logra al establecer una sencilla prueba de hipótesis en la que se plantea en palabras lo siguiente:

$H_0: \beta_i = 0$ La variable X_i , no es importante para establecer variaciones en el modelo

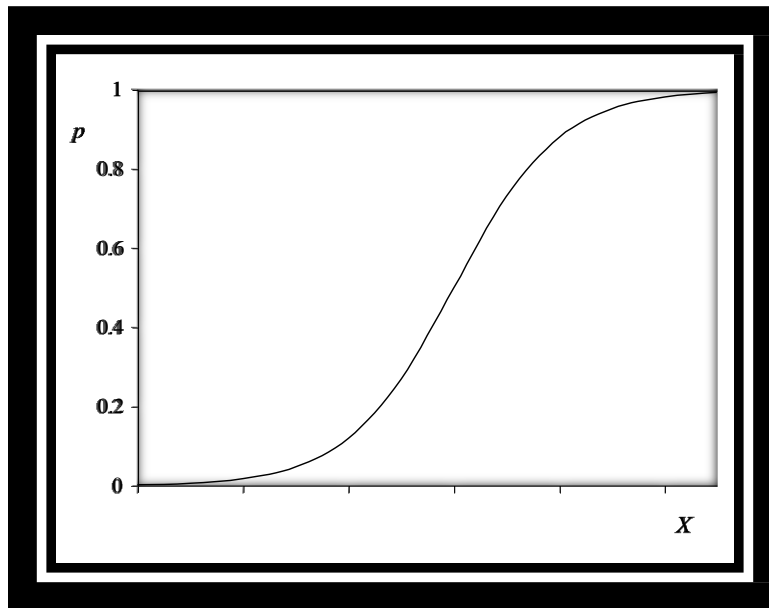
$H_1: \beta_i \neq 0$ La variable X_i , si es importante para establecer variaciones en el modelo

Se efectúa el contraste y si se llega a rechazar la hipótesis nula, se observa a que nivel de confianza se efectúa el rechazo, y dependiendo del valor se le da el peso a la variable en el modelo, según el siguiente criterio:

95%	Poco significativa
97.5%	Significante
99%	Muy significativa
99.9%	Altamente significativa

Otro valor de importancia que debe ser calculado y tenido en cuenta al realizar el modelo Logit, es el estadístico Nagelkerke, que indica el porcentaje de las variaciones de la variable dependiente son explicadas por las variables independientes. Aunque hasta el momento no existe un valor mínimo de explicación que valide la utilización del modelo, se ha dejado a juicio del investigador que según su criterio fije este valor y realice con el modelo obtenido las proyecciones. (Llanos Díaz, Mosquera Caicedo, junio 2006, Recuperado de <http://bdigital.unal.edu.co/1038/1/laurarosallanodiaz,2006.pdf>)

Grafica 11 función del modelo logit



- La relación es no lineal

- La variable dependiente está restringida entre cero y uno
- Dos modelos producen una relación de este tipo
- Un modelo basado en la función logística
- Un modelo derivado de una función de distribución normal acumulada

Expresando el modelo explícitamente en términos de probabilidades tenemos

$$P_i = a + b X_i$$

Donde P_i es la probabilidad de que la variable dependiente sea positiva o afirmativa

Una relación que genera un gráfico como el anterior es:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta X_i)}}$$

Definimos la razón de probabilidades (odds ratio) como:

$$\frac{P_i}{1 - P_i}$$

En el caso de la representatividad de la variable dependiente representa la razón de la probabilidad de que esta sea afirmativa respecto de la probabilidad de que no lo sea.

Por ejemplo, si $P_i = 0.8$ significa que las probabilidades son 4 a 1 a favor de que la variable dependiente sea afirmativa (0.8/0.2)

Si tomamos el logaritmo natural de la razón de probabilidades obtenemos

$$L_i = \ln\left(\frac{P_i}{1 - P_i}\right) = Z_i = \alpha + \beta X_i$$

Entonces, el L_i resulta lineal en X y también en los parámetros

L es llamado modelo Logit

El modelo se puede validar a través de que un individuo pertenezca a uno de los dos grupos, para el caso al grupo cero (0) o el grupo (1).

En cuanto al tipo de variables que maneja el modelo logit dado que es modelo dicotómico, maneja dos tipos de variables, las variables X que son las explicatorias y la Y que es la explicada. (Lema, Daniel,) *Recuperado de <https://ucema.edu.ar/posgrado/maestria-en-evaluacion-de-proyectos>; recuperado de: https://form.ucema.com.ar/maestria-en-evaluacion-de-proyectos/?gclid=Cj0KCQiAk7TuBRDQARIsAMRrFUbUKXzpTwDPkAYJ424Z8z6bgcOns47vwa9wB_Rv_FCsPLsKqX8MupMaAlMIEALw_wcB*

Capitulo Tres

Probabilidad de Recuperación de la Cartera Castigada con un Modelo de Cálculo.

La modelación se realizara median el modelo logit dicotómico donde por medio de una variable endógena binaria y 15 variables exógena se presentara un resultado del análisis requerido.

Análisis Descriptivo

Tabla 8 Tabla Descriptiva.

Variables	Descripción
Recuperación	Esta es la variable endógena del modelo donde cero "0" y uno "1" significan si la cartera de cada cliente es o no recuperable respectivamente, bajo el siguiente criterio: se tomaron las variable saldo del crédito dividido en la variable valor inicial del crédito, condicionando el resultado a asignar cero "0" al resultado < 0,5 y uno "1" al resultado > 0,5

Capacidad	<p>Esta variable binaria indica que el cliente tiene o no la capacidad de pago de su cartera con cero "0" y uno "1" respectivamente bajo el siguiente criterio: si el endeudamiento de la persona es menor al 50% de sus ingresos se determina que si tiene la capacidad de pago, y si el endeudamiento es mayor al 50% se determina que no tiene la capacidad de pago, contando con 175 ubicados en el grupo ceros (0) ósea con capacidad de pago pero de los cuales, según la variable dependiente solo 54 se podrían recuperar; así mismo la variable posee 175 perfiles unos (1) ósea que no tienen la capacidad de pago, pero que según la variable dependiente 55 se podrían recuperar.</p>
Valor cuota101Ingresos	<p>Esta variable es tomada del base inicial otorgada por la entidad financiera y corresponde al valor que debió cancelar el cliente en cada vencimiento, para el presente ejercicio se establecieron 4 rangos de ingresos así: rango 1 = valor cuota \leq a \$100.000 contando con 66 clientes, de los cuales según la variable dependiente 24 son ceros (0) o que se pueden recuperar; rango 2 = valor cuota $>$ a \$100.000 y \leq a \$200.000, contando con 209 clientes de los cuales según la variable dependiente 64 son ceros (0) o que se podrían recuperar; rango 3 = valor cuota $>$ a \$200.000 y \leq a \$300.000, contando con 42 clientes de los cuales según la variable dependiente 17 son ceros (0) o que se podrían recuperar y rango 4 = valor cuota $>$ a \$300.000, contando con 33 clientes de los cuales según la variable dependiente solo 4 ceros (0) o que se podrían recuperar.</p>
Total int cte ven	<p>Correspondes a la sumatoria de intereses corrientes de cada cuota vencida no cancelada, estableciéndose 4 rangos así: rango 1 = valor de intereses \leq a \$150.000, contando con 176 clientes de los cuales según la variable dependiente</p>

	<p>101 son ceros (0) o que se podrían recuperar; rango 2 = valor intereses > a \$150.000 y <= a \$300.000, contando con 71 clientes de los cuales según la variable dependiente solo 6 ceros (0) o que se podrían recuperar; rango 3 = valor intereses > a \$300.000 y <= a \$450.000, contando con 38 clientes de los cuales según la variable dependiente tan solo 1 es cero (0) o que se puede recuperar, y rango 4 = a valor de intereses > a \$450.000 contando con 65 clientes de los cuales según la variable dependiente 1 es cero (0) o que se podría recuperar.</p>
<p>Total int mora</p>	<p>Corresponde a la sumatoria de los intereses por mora del capital de cada cuota vencida no paga hasta la fecha de novedad, estableciéndose 4 rangos de acuerdo al valor de intereses por mora acumulados así: rango 1 = total intereses por mora <= a \$1.000.000, contando con 147 clientes, de los cuales según la variable dependiente 79 son ceros (0) o se pueden recuperar; rango 2 = total intereses por mora > a \$1.000.000 y <= a \$2.000.000, contando con 84 clientes de los cuales según la variable dependiente 20 son ceros (0) o se podrían recuperar; rango 3 = total intereses por mora > a \$2.000.000 y <= a \$3.000.000 contando con 41 clientes de los cuales según la variable dependiente solo 5 son ceros (0) o se podrían recuperar, y rango 4 = total intereses por mora > a \$3.000.000, contando con 78 clientes de los cuales según la variable dependiente tan solo 5 son ceros (0) o se podrían recuperar.</p>
<p>Periodo pago</p>	<p>Esta variable nos indica la periodicidad de pago en número de días estableciéndose en tres grupos así: siendo 1= 30 días; 2 = 90 días; 3= 180 días. Para el rango 1 ósea quienes cancelan en periodicidad mensual tenemos 331 clientes de los cuales según la variable dependiente 107 son ceros (0) o</p>

	recuperables; para la periodicidad de pago trimestral contamos con 11 clientes de los cuales según la variable dependiente ninguno es cero (0), o que no se puede recuperar ningún cliente, y para la periodicidad semestral tenemos 8 clientes de los cuales según la variable dependiente 2 son ceros (0) y se podrían recuperar.
	Corresponde al total de las cuotas pagadas por el cliente a la Financiera Comultrasan, estableciéndose 2 rangos así: rango 1 = pago de cuotas canceladas entre 0 y 1 cuota, contando con 317 clientes de los cuales según la variable dependiente 97 son ceros (0) o se podrían recuperar; rango 2 = aquellos que alcanzaron a cancelar de dos cuotas en adelante, contando con 33 clientes de los
Cuotas canceladas	cuales según la variable dependiente 13 son ceros (0) o se podrían recuperar.
	Esta variable corresponde a la información tomada de la última actualización de datos hecha a cada cliente por parte de la entidad Financiera Comultrasan. Estableciéndose 4 rangos medidos en smmlv para el 2019 así: rango 1 = ingresos \leq a 1 smmlv, contando con 57 clientes de los cuales según la variable dependiente 19 son ceros (0) o se podrían recuperar; rango 2 = a ingresos $>$ a 1 smmlv y \leq a 2 smmlv, contando con 128 clientes de los cuales según la variable dependiente 33 son ceros (0) o podrán recuperarse; rango 3 = ingresos $>$ a 2 smmlv y \leq a 3 smmlv, contando con 107 clientes de los cuales según la variable dependiente 40 son ceros (0) o podrían recuperarse, y rango 4 = ingresos superiores a \$3 smmlv, contando con 58 clientes de los cuales según la variable
Ingresos actuales	dependiente 17 son ceros (0) o podrían recuperarse.
	Esta variable también binaria nos indica con cero "0" que el cliente es empleado
Estado laboral	actualmente, contando con 107 clientes empleados de los cuales según la variable

	<p>dependiente 26 son ceros (0) o podrían recuperarse, y con "1" que el cliente es independiente, contando con 243 clientes de los cuales según la variable dependiente 83 son ceros (0) o podrían recuperarse</p>
Codeudor	<p>Esta variable también binaria con cero "0" indica que el cliente tiene codeudor, contando con 181 clientes de los cuales según la variable dependiente 55 son ceros (0) o se podrían recuperar; y con uno "1" que no tiene codeudor, contando con 169 clientes de los cuales según la variable dependiente 54 son ceros (0) o se podrían recuperar.</p>
Estrato	<p>Esta variable nos suministra el estrato social de la residencia del titular de acuerdo a la última actualización realizada por la Financiera Comultrasan, distribuidos así: estrato 1 = se hallan 62 clientes de los cuales según la variable dependiente 21 son ceros (0) o se podrían recuperar; estrato 2 = se hallan 90 clientes de los cuales según la variable dependiente 21 son ceros (0) o se podrían recuperar, estrato 3 = se hallan 163 clientes de los cuales según la variable dependiente 56 son ceros (0) o se podrían recuperar y estrato 4 = se hallan 35 clientes de los cuales según la variable dependiente 11 son ceros (0) o podrían recuperarse</p>
Estado civil	<p>Esta variable es binaria donde cero "0" indica que el cliente es casado y uno "1" indica que es soltero, esta información fue determinada de acuerdo a la última actualización realizada al cliente por la Financiera Comultrasan. Contando con lo siguiente: 152 clientes casados de los cuales según la variable dependiente 55 son ceros (0) o se podrían recuperar, y 198 solteros de los cuales según la variable dependiente 54 son ceros (0) o se podrían recuperar.</p>

Novedad del crédito	<p>Esta variable también binaria indica que cero "0" son las operaciones de crédito reportadas ante la central de información en estado normal, encontrando 306 clientes de los cuales según la variable dependiente 101 son ceros (0) o podrían recuperarse, y uno "1" operaciones de crédito reportadas ante la centrales de información en estado reestructurado, contando con 44 clientes de los cuales según la variable dependiente 8 son ceros (0) o podrían recuperarse.</p>
Créditos actuales	<p>esta variable también binaria donde cero "0" indica que actualmente el cliente posee créditos con el sector financiero y/o sector real, contando con 97 clientes de los cuales según la variable dependiente 34 son ceros (0) o podrían recuperarse, y uno "1" que no posee créditos en sector financiero y/o real, contando con 253 clientes de los cuales según la variable dependiente 75 son ceros(0) o podrían recuperarse.</p>
Cartera k otras ent	<p>Variable también binaria donde cero "0" india que el cliente no posee cartera castigada en el sector financiero o sector real, contando con 97 clientes de los cuales según la variable dependiente 34 son ceros (0) o podrían recuperarse, y uno "1" que si posee cartera castigada en el sector financiero o real, contando con 253 clientes de los cuales según la variable dependiente 75 son ceros (0) o podrían recuperarse.</p>
Nivel educativo	<p>Esta variable nos indica el nivel de escolaridad de cada cliente donde 1=primaria, contando con 61 clientes de los cuales según la variable dependiente 21 son cero (0) o podrían recuperarse, 2=secundaria, contando con 65 de los cuales según la variable dependiente 16 son cero (0) o podrían recuperarse; 3=técnico o tecnólogo, contando con 127 clientes de los cuales 38 son cero (0) o podrían</p>

recuperarse y 4= profesional, contando con 97 clientes de los cuales según a variable dependiente 34 son cero(0) o podrían recuperarse.

Fuente: Elaboración Propia

Tabla 9 Tabla Descriptiva de Variables Binarias

Tabla Descriptiva de Variables Binarias				
	# de		# de	
	0	# de ceros recuperables	1	# de unos recuperables
VARIABLES xi				
Capacidad	175		54	175
Estado laboral	107		26	243
Codeudor	181		55	169
Estado civil	152		55	198
Novedad del crédito	306		101	44
Créditos actuales	97		34	253
Cartera k otras ent	253		75	97

Fuente: Elaboración Propia

Tabla 10 Tabla Descriptiva de Variables por Rangos

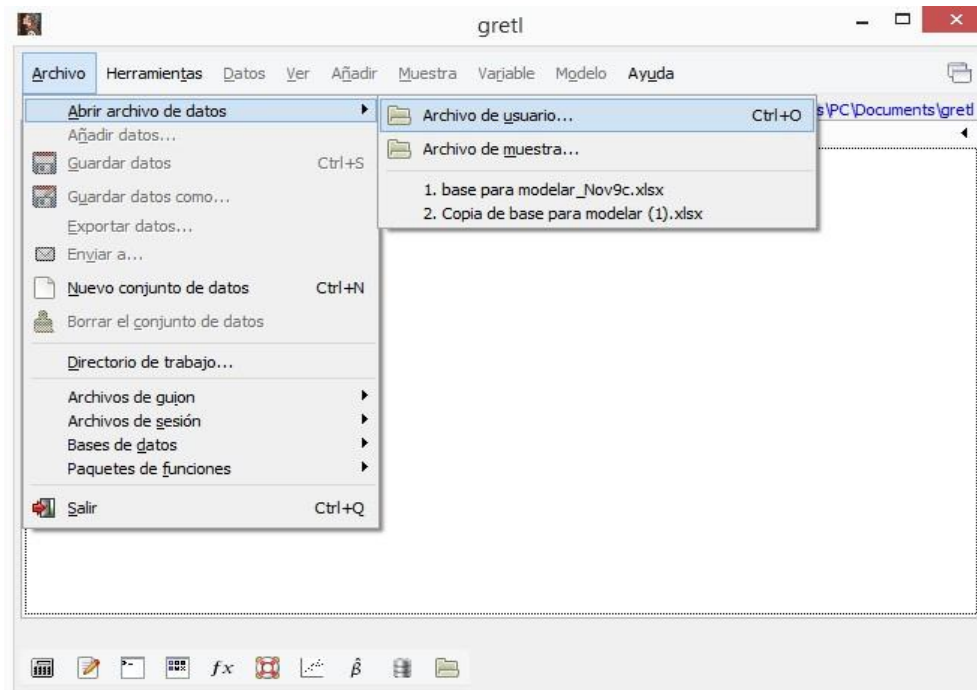
Tabla descriptiva de variables por rangos		
	Recuperable por	
	variable	No recuperable por
	# clientes	variable dependiente
Variable xi por rangos		

Rango valor de cuota 1	66	24	42
Rango valor de cuota 2	209	64	145
Rango valor de cuota 3	42	17	25
Rango valor de cuota 4	33	4	29
Rango total intctesvenc 1	176	101	75
Rango total intctesvenc 2	71	6	65
Rango total intctesvenc 3	38	1	37
Rango total intctesvenc 4	65	1	64
Rango total intmora 1	147	79	68
Rango total intmora 2	84	20	64
Rango total intmora 3	41	5	36
Rango total intmora 4	78	5	73
Rango cuotas canceladas 1	317	97	220
Rango cuotas canceladas 2	33	13	20
Rango total ingresos actuales 1	57	19	38
Rango total ingresos actuales 2	128	33	95
Rango total ingresos actuales 3	107	40	67
Rango total ingresos actuales 4	58	17	41

Fuente: Elaboración Propia

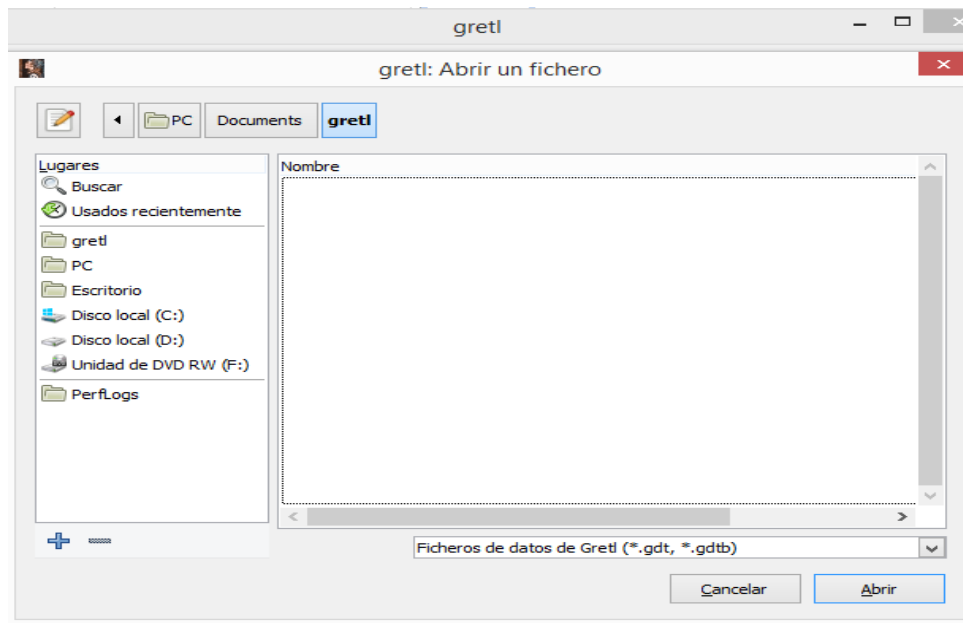
Guia para la Modelacion del Aplicativo Gretl

Imagen 1 Modelacion Gretl paso 1



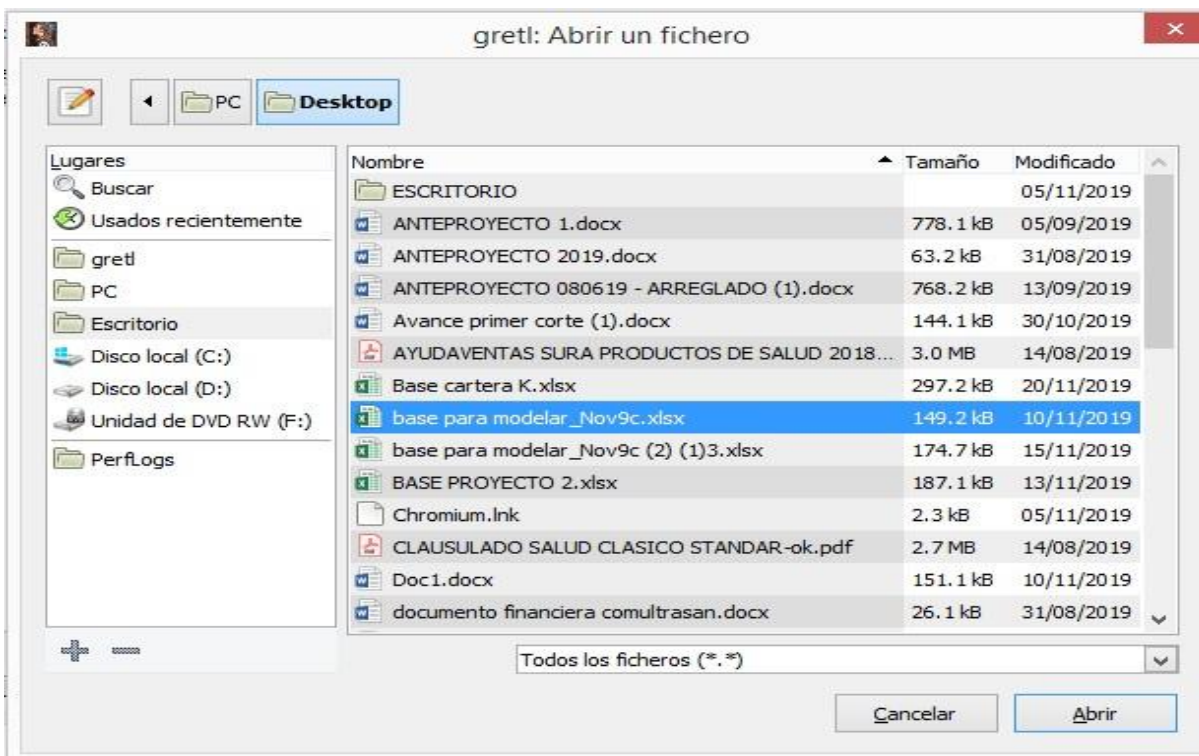
Fuente: aplicativo Gretl

Imagen 2 Modelacion Gretl paso 2



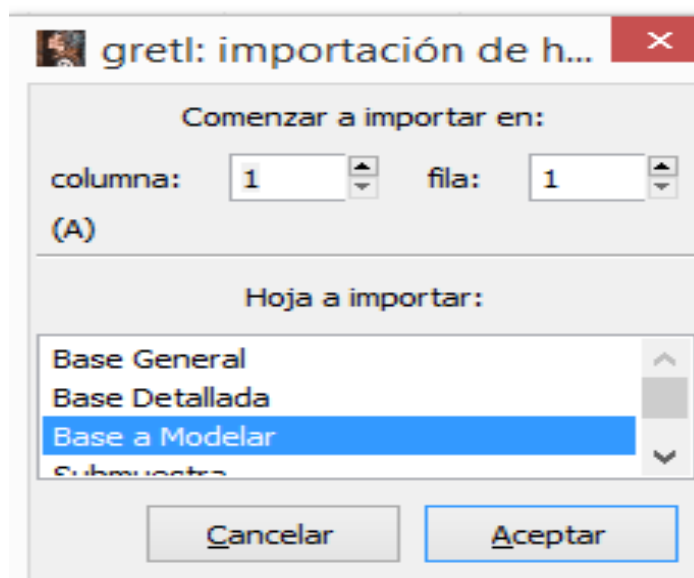
Fuente: aplicativo Gretl

Imagen 3 Modelación Gretl paso 3



Fuente: aplicativo Gretl

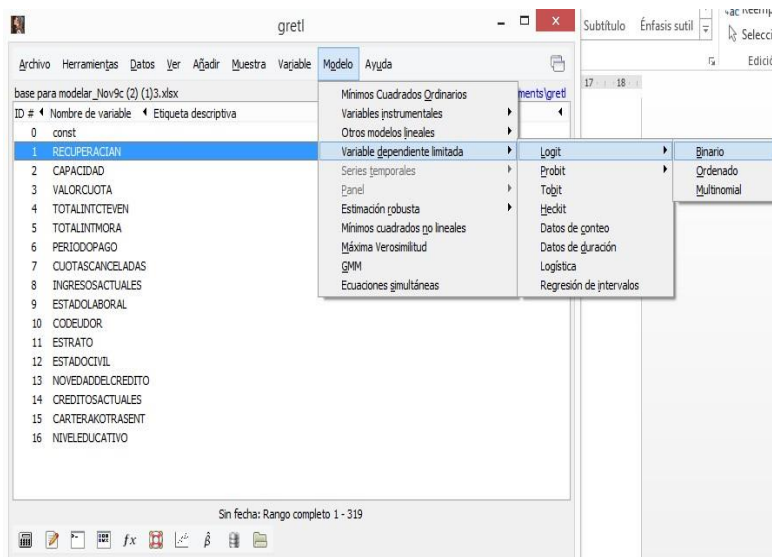
Imagen 4 Modelación Gretl paso 4



Fuente: aplicativo Gretl

Las imágenes 1,2,3 y 4 muestran el paso a paso para traer los datos desde la base de Excel donde se selecciona la base modelar .

Imagen 5 Modelación Gretl paso 5

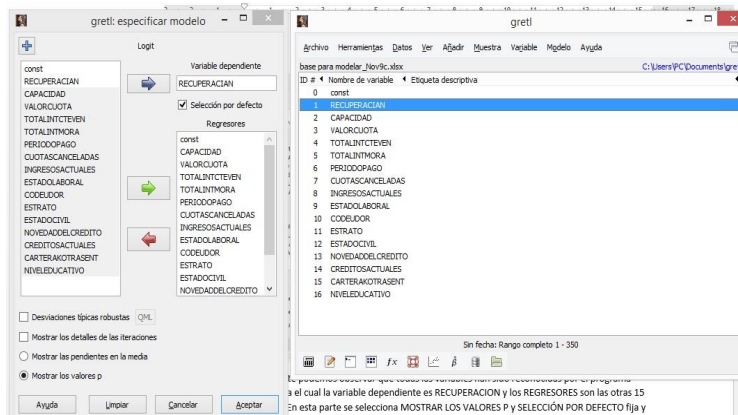


Fuente: aplicativo Gretl

Esta imagen muestra los pasos que se deben tener en cuenta para escoger el modelo a realizar el cual en este caso es un modelo logit binario.

Análisis de Modelización con el Aplicativo Gretl

Imagen 6

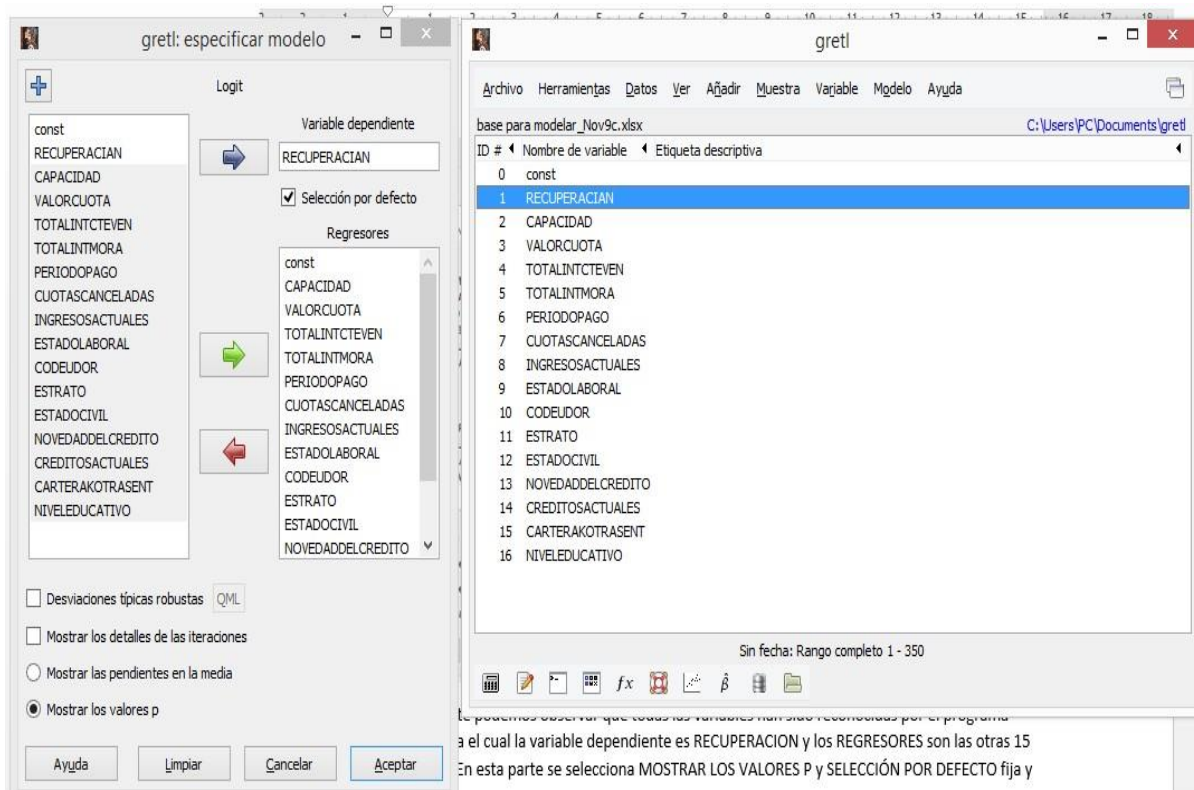


Fuente: aplicativo Gretl

Inicialmente se observa que todas las variables han sido reconocidas por el aplicativo GRETTL para el cual la variable dependiente es RECUPERACIÓN y los REGRESORES son las otras 15 variables. En esta parte se selecciona MOSTRAR LOS VALORES P y SELECCIÓN POR DEFECTO fija y ACEPTAR.

Análisis de Modelización con el Aplicativo Gretl

Imagen 7



Fuente: aplicativo gretl, elaboración propia

Inicialmente se observa que todas las variables han sido reconocidas por el aplicativo GRETTL para el cual la variable dependiente es RECUPERACIÓN y los REGRESORES son las otras 15 variables. En esta parte se selecciona MOSTRAR LOS VALORES P y SELECCIÓN POR DEFECTO fija y ACEPTAR.

Análisis Modelación Inicial

Imagen 8

```

gretl: modelos
Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX
modelo 1
Variable dependiente: RECUPERACIAN
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano
Omitidas debido a colinealidad exacta: CARTERAKOTRASENT
-----
                Coeficiente    Desv. típica    z    valor p
-----
const          -13,5671         3,94384        -3,440  0,0006   ***
CAPACIDAD      -0,539699         0,522269       -1,033  0,3014
VALORCUOTA     -4,13049e-05      7,89762e-06    -5,230  1,69e-07   ***
TOTALINTCTEVEN 3,68758e-05      5,95530e-06     6,192  5,94e-010  ***
TOTALINTMORA   4,53370e-08      4,46221e-07     0,1016  0,9191
PERIODOPAGO    17,5091          4,18287         4,186  2,84e-05   ***
CUOTASCANCELADAS 0,140501        0,204232         0,6879  0,4915
INGRESOSACTUALES -1,18683e-07    7,43208e-07    -0,1597  0,8731
ESTADOLABORAL -0,0698365       0,485046        -0,1440  0,8855
CODEUDOR       -0,740827        0,460171        -1,610  0,1074
ESTRATO        -0,994554        0,971376        -1,024  0,3059
ESTADOCIVIL    -0,0165214       0,471689        -0,03503  0,9721
NOVEDADDELREDITO -0,683323       0,895015        -0,7635  0,4452
CREDITOSACTUALES 0,242694        1,16422         0,2085  0,8349
NIVELEUCATIVO  0,432872        0,777449         0,5568  0,5777

ATENCIÓN: ¡Matriz de datos casi singular!

Media de la vble. dep.  0,705329    D.T. de la vble. dep.  0,456611
R-cuadrado de McFadden  0,649812    R-cuadrado corregido  0,572254
Log-verosimilitud      -67,72773   Criterio de Akaike    165,4555
Criterio de Schwarz    221,9333   Crit. de Hannan-Quinn 188,0106

Número de casos 'correctamente predichos' = 290 (90,9%)
f(beta'x) en la media de las variables independientes = 0,000
Contraste de razón de verosimilitudes: Chi-cuadrado(14) = 251,352 [0,0000]

                Predicho
                0    1
Observado 0    79   15
            1    14   211

Sin considerar la constante, el valor p más alto fue el de la variable 12 (ESTADOCIVIL)

```

Fuente: aplicativo gretl, elaboración propia

Inicialmente se evidencia que hay tres variables significativas, y que obtenemos un 90.9% de datos correctos, donde 79 ceros (0) de 84 son correctos y 211 unos (1) de 225 son correctos.

También se puede observar que tenemos un estadístico de prueba de 251,352 lo que significa que inicialmente este modelo puede ser óptimo, o que existe al menos una variable significativa.

Análisis Modelación Intermedia.

Imagen 9

gretl: modelos

Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX

modelo 1 X modelo 2 X modelo 3 X modelo 4 X modelo 5 X modelo 6 X modelo 7 X

Modelo 7: Logit, usando las observaciones 1-319
 Variable dependiente: RECUPERACIAN
 Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	Coefficiente	Desv. típica	z	valor p	
const	-13,1207	3,38390	-3,877	0,0001	***
CAPACIDAD	-0,556654	0,486285	-1,145	0,2523	
VALORCUOTA	-4,09880e-05	7,61046e-06	-5,386	7,21e-08	***
TOTALINTCTEVEN	3,71943e-05	5,14093e-06	7,235	4,66e-013	***
PERIODOPAGO	17,3950	4,01632	4,331	1,48e-05	***
CUOTASCANCELADAS	0,146666	0,189117	0,7755	0,4380	
CODEUDOR	-0,764186	0,455449	-1,678	0,0934	*
ESTRATO	-0,983203	0,666151	-1,476	0,1400	
NOVEDADELCREDITO	-0,693325	0,894528	-0,7751	0,4383	
NIVELEDUCATIVO	0,265003	0,561118	0,4723	0,6367	

Media de la vble. dep. 0,705329 D.T. de la vble. dep. 0,456611
 R-cuadrado de McFadden 0,649093 R-cuadrado corregido 0,597388
 Log-verosimilitud -67,86664 Criterio de Akaike 155,7333
 Criterio de Schwarz 193,3852 Crit. de Hannan-Quinn 170,7700

Número de casos 'correctamente predichos' = 291 (91,2%)
 f(beta'x) en la media de las variables independientes = 0,000
 Contraste de razón de verosimilitudes: Chi-cuadrado(9) = 251,074 [0,0000]

	Predicho		
	0	1	
Observado 0	80	14	
1	14	211	

Sin considerar la constante, el valor p más alto fue el de la variable 16 (NIVELEDUCATIVO)

Fuente: aplicativo gretl, elaboración propia

La presente imagen muestra la modelación número 7, después de haber eliminado las variables estado civil, total interés mora, estado laboral, ingresos actuales, créditos actuales y cartera k otras entidades, se evidencia que empieza a adquirir significancia una nueva variable la cual es codeudor, manteniéndose las mismas tres iniciales del primer modelo, teniendo un número de casos correctos del 91,2%. Y un estadístico de prueba de 251,074, manteniéndose la condición de que al menos una variable es significativa.

Análisis Modelación Final

Imagen 10

```
gretl: modelos
Archivo Editar Contrastes Guardar Gráficos Análisis LaTeX
modelo 1 X modelo 2 X modelo 3 X modelo 4 X modelo 5 X modelo 6 X modelo 7 X modelo 8 X modelo 9 X modelo 10 X modelo 11 X
Modelo 11: Logit, usando las observaciones 1-319
Variable dependiente: RECUPERACION
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

      Coeficiente   Desv. típica   z      valor p
-----
const          -12,9865      3,11329      -4,171  3,03e-05 ***
VALORCUOTA     -3,89781e-05  7,02170e-06  -5,551  2,84e-08 ***
TOTALINTCTEVEN  3,59879e-05  4,91717e-06  7,319   2,50e-013 ***
PERIODOPAGO    16,5008      3,71600      4,440   8,98e-06 ***
CODEUDOR       -0,772466    0,447910     -1,725  0,0846 *
ESTRATO        -0,547808    0,247797     -2,211  0,0271 **

Media de la vble. dep.  0,705329  D.T. de la vble. dep.  0,456611
R-cuadrado de McFadden  0,642100  R-cuadrado corregido  0,611077
Log-verosimilitud      -69,21913  Criterio de Akaike     150,4383
Criterio de Schwarz    173,0294  Crit. de Hannan-Quinn  159,4603

Número de casos 'correctamente predichos' = 292 (91,5%)
f(beta*x) en la media de las variables independientes = 0,000
Contraste de razón de verosimilitudes: Chi-cuadrado(5) = 248,369 [0,0000]

      Predicho
      0      1
Observado 0   80   14
           1   13  212
```

Fuente: aplicativo gretl, elaboración propia

Esta última imagen de la modelación en GRETL, arroja que 5 variables son significativas, y que el porcentaje de datos correctos es de 91,5%, y un estadístico de prueba de 248,369 que respalda la significancia de las variables.

Finalmente se realizan 11 modelaciones para el logro del modelo óptimo.

Considerando que cero(0) en la variable dependiente significa que son los perfiles que pueden cancelar la cartera k y uno (1) que no pueden cancelar, obtenemos que 80 con probabilidad de pago van a realizar dicho pago y 13 que no tenían probabilidad de pago lo podrán hacer.

El modelo **ES SIGNIFICATIVO** porque arroja un P VALUE cercano a cero (0) y un estadístico de prueba de 248,369.

Tabla 11 Interpretación de los coeficientes de las variables exploratorias del modelo optimo

Valor cuota	-3.90E-05	Por un aumento de Valor cuota menor será la recuperación de cartera
Total intcteven	3.60E-05	Por un aumento de Total intcteven mayor será la recuperación de cartera
Periodo pago	16.5008237	Por un aumento de Periodo pago mayor será la recuperación de cartera
Codeudor	-0.77246601	Por un aumento de Codeudor menor será la recuperación de cartera
Estrato	-0.54780795	Por un aumento de Estrato menor será la recuperación de cartera

Fuente: Elaboración Propia

Validación Global del Modelo

Tabla 12 Validación Global del Modelo

Validación Global del Modelo	
nivel de significancia	5%
grados de libertad	5
valor crítico "vc"	11.07049769
estadístico prueba	248.369
El Modelo Es Significativo Globalmente	

Fuente: Elaboración Propia

El nivel de significancia es del 5% de acuerdo a lo estipulado por la superintendencia financiera,

Los grados de libertad obedecen a las variables significantes del modelo que para el caso corresponden a 5 variables, el valor critico se obtiene de la formula PRUEBA CHI INVERTIDO arrojando un valor de 11.071 siendo este menor que el estadístico de prueba el cual es de 248.369, queriendo decir que el modelo si tiene al menos una variable significativa.

Validación Individual

Tabla 13 Validación individual

Validación individual	
Variables más significativas	
Variables	P vaule
Valor cuota	0.000002839
Total intcteven	0.000000000
Periodo pago	0.000897591
Codeudor	0.084599733
Estrato	0.027055805

Fuente: Elaboración Propia

Para esta validación se trae las variables más significativas del modelo optimo hecho en el aplicativo BRETl, trayendo el P VALUE de cada variable en porcentaje, encontrando que la variable TOTAL INTERESES CORRIENTES VENCIDOS es la más cercana a cero (0), significando que a mayor valor de intereses corrientes vencidos mayor probabilidad de incumplimiento, y en contraste la variable CODEUDOR es la que mayor probabilidad de cumplimiento me daría.

Porcentaje De Correctos

Tabla 14 Porcentaje De Correctos

Porcentaje De Correctos

	Predicho	
	0	1
Observado 0	80	14
1	13	212

Número de casos 'correctamente predichos' = 292 (91,5%)

Fuente: Elaboración Propia

Esta prueba se corrobora con la validación hecha en la submuestra en donde el porcentaje de datos correctamente predichos corresponde al 90% y en el modelo 91.5%.

De acuerdo a los resultados del modelo, se establece que de los clientes con probabilidad de pago según la variable dependiente contamos con 80 clientes que si podrán recuperarse sus carteras de 94 clientes en cartera castigada, y de los 225 con no probabilidad de pago, a 13 de ellos se les podría recuperar su cartera castigada.

Imagen 11 Juego de Hipótesis Nula y Alternad



Fuente: Elaboración propia

La validación indica que el % de casos correctos hallados en la submuestra es cercana al 91.5% de la base general modelada en el aplicativo GRETL.

Cabe mencionar que se valida la predictividad del modelo a través de la submuestra, ya que se usaron datos excluidos aleatoriamente de la base con la cual se modelo en el aplicativo GRETL.

Clasificación de Los Clientes por Probabilidad de Recuperación de Acuerdo a los Resultados del Modelo

Se establecen tres clasificaciones de probabilidad de recuperación de la cartera castigada de la agencia de Financiera Comultrasan en San Gil, así:

- ✓ Probabilidad Alta
- ✓ Probabilidad Media
- ✓ Probabilidad Baja

Según la aplicabilidad del modelo, las variables más significativas son:

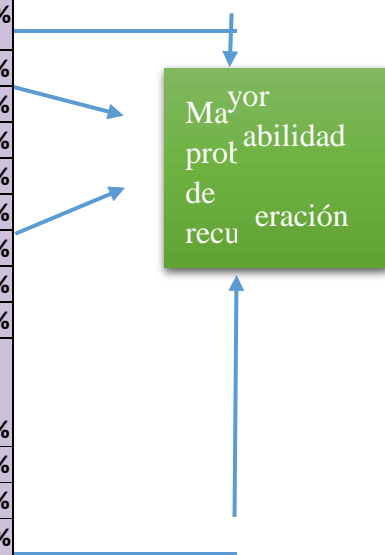
- ✓ Valor cuota
- ✓ Total intereses corrientes vencidos
- ✓ Periodo de pago
- ✓ Codeudor
- ✓ Estrato

De las anteriores 5 variables encontramos que 2 son binarias y 3 establecidas por rangos, permitiéndonos estas últimas evaluar cual rango ofrece mayor porcentaje de recuperación respecto a la variable Y, pudiendo así establecer la clasificación de recuperación con alta, media y baja probabilidad.

Para entenderse mejor se muestra la tabla de las 5 variables con su respectivo porcentaje de recuperación

Tabla 15 Clasificación de Los Clientes por Probabilidad de Recuperación de Acuerdo a los Resultados del Modelo

VARIABLE Xi	CRITERIO	% RECUPERACION
CAPACIDAD	si endeudamiento/ingreso total <= 50%, asigne 0, si es >50% asigne 1	15.43%
VALOR CUOTA RANGO 1	valor cuota <= a \$100.000	36.36%
VALOR CUOTA RANGO 2	valor cuota > \$100.000 y <= \$200.000	30.62%
VALOR CUOTA RANGO 3	valor cuota > \$200.000 y <= \$300.000	40.48%
VALOR CUOTA RANGO 4	valor cuota > \$300.000	12.12%
TOTAL INT CTE VEN 1	Valor intereses <= \$150.000	57.39%
TOTAL INT CTE VEN 2	valor intereses > \$150.000 y <= \$300.000	8.45%
TOTAL INT CTE VEN 3	valor intereses > \$300.000 y <= \$450.000	2.63%
TOTAL INT CTE VEN 4	valor intereses > \$450.000	1.54%
periodo de pago 1	periodicidad de pago cada 30 dias	32.33%
periodo de pago 2	periodicidad de pago cada 90 dias	0.00%
periodo de pago 3	periodicidad de pago cada 180 dias	25.00%
Codeudor	si el credito posee codeudor (mayor probabilidad de recuperacion) asigne 0, si no tiene codeudor asigne 1	15.71%
estrato 1	estrato social de su residencia	33.87%
estrato 2	estrato social de su residencia	23.33%
estrato 3	estrato social de su residencia	34.36%
estrato 4	estrato social de su residencia	31.43%



Fuente: elaboración propia

Se logra establecer que la clasificación con alta probabilidad de recuperación son los clientes que se encuentren en las siguientes condiciones:

1. Que según la variable CAPACIDAD su endeudamiento este por debajo del 50%
2. Que el valor de la cuota de su crédito inicial se ubique en el rango de \$200.000 a \$300.000
3. Que el valor de los intereses corrientes vencidos de su crédito castigado se ubique en el rango <= a \$ 150.000
4. Que la operación de crédito posea codeudor
5. Que el estrato de residencia del cliente sea 3

La clasificación con media probabilidad de recuperación se establece sobre los clientes que se encuentren en las siguientes condiciones:

1. Que según la variable CAPACIDAD su endeudamiento este por debajo del 50%
2. Que el valor de la cuota de su crédito inicial se ubique en el rango de $>$ a \$ 300.000
3. Que el valor de los intereses corrientes vencidos de su crédito castigado sea superior a \$300.000
4. Que la operación de crédito no posea codeudor
5. Que el estrato de residencia del cliente sea 2.

La clasificación con baja probabilidad de recuperación se establece sobre los clientes que se encuentren en las siguientes condiciones:

1. Que según la variable CAPACIDAD su endeudamiento sea superior al 50%
2. Que el valor de la cuota de su crédito inicial se ubique en el rango de \$1 a \leq \$200.000
3. Que el valor de los intereses corrientes vencidos de su crédito castigado se ubique en el rango $>$ \$ 150.000 y \leq \$ 300.000
4. Que la operación de crédito posea codeudor
5. Que el estrato de residencia del cliente sea 1 o 4.

Conclusiones

Nace la idea de aportar a la entidad FINANCIERA COMULTRASAN agencia san gil, un análisis predictivo de su cartera castigada a corte de 31 de octubre de 2018, en el cual mediante el uso de un modelo LOGIT dicotómico, junto con la herramienta GRETL, modelar la base hasta el punto de obtener las variables más significantes en función de una variable denominada RECUPERACIÓN, hallada con el saldo de crédito actual y valor inicial del crédito, que permiten predecir un porcentaje de la base que puede llegar a recuperarse.

Para el presente y antes de aplicar el modelo, realizamos un análisis del total de la base en sus cuatro clasificaciones COMERCIAL, CONSUMO, VIVIENDA y MICROCRÉDITO, obteniendo esta ultima una participación del 74% sobre el total de la base en función del saldo a capital vencido, razón por la cual se centró en esta clasificación para realizar la modelación y establecer las probabilidades de recuperación, luego que la muestra de nuestro modelo es la clasificación MICROCRÉDITO, a la cual se le incorporaron unas variables adicionales como las siguientes:

Casa propia, estado civil, ingresos actuales, endeudamiento, estrato, créditos actuales y si los clientes poseen o no carteras castigadas en otras entidades, todo esto tomado de la última actualización de datos de cada cliente en cartera castigada de la Financiera Comultrasan agencia San Gil.

Analizando el comportamiento de las variables inicialmente consideradas dentro de la clasificación microcrédito se evidencia que se comportan de forma similar durante los 5 años de la muestra, a excepción de la variable intereses por mora la cual muestra a lo largo de los cinco años una disminución en su participación debido a la política de castigo de la cooperativa la cual

obliga en el año a realizar un mínimo de dos castigos de cartera, no dejando que los saldos se crezcan demasiado debido a esta variable.

Finalmente se obtuvo un porcentaje de 91.5 de datos correctos del total de la muestra y un estadístico de prueba superior al valor crítico (este último hallado mediante prueba de validación), afirmando que el modelo es óptimo porque al menos tiene una variable significativa, pero al modelar en el aplicativo GRETl se hallan cinco variables significativas, quedando muy satisfechos con esta aplicación y su validación, ya que podemos aportarle a la entidad FINANCIERA COMULTRASAN una herramienta que no poseía que le ayudara a detectar de una muestra de base de datos de carteras castigadas cuanto es posible recuperar y así generar otros ingresos adicionales a la agencia sujeto del estudio.

Sugerencias

Con la modelación realizada, se puede también llegar a estimar la probabilidad de que en la colocación de un periodo de tiempo realizado por la misma agencia sujeto de evaluación pueda predecir del 100% de la colocación general cuanto puede llegar a castigársele así como estimar los niveles de provisión mensual de dicha cartera, permitiéndole al gerente de oficina saber el impacto que tendrán en el estado de resultado integral y puntualmente en las utilidades de la oficina.

Para lo anterior se debe contar con la base de datos otorgada por la entidad, así como la información adicional requerida que complementan la variables del modelo logit, sugiriendo se realicen este proceso para varios periodos de tiempo (se propone cada año) y así también componer datos e información estadística, como otro método de predicción.

Bibliografía

- Altman et al. Medición Integral del Riesgo de Crédito, Limusa. Centuria: 658.88 - A342m
Base de datos real otorgada por la entidad financiera
- Cámara, M. Estimación de probabilidades de incumplimiento utilizando información de mercado.
Universidad de Chile, Chile. 2016.
- Circular Básica Contable y Financiera de Supersolidaria N° 004 de 2008
- Económico para una cartera de Consumo de una entidad financiera Colombiana. Universidad
EAFIT. Colombia, 2016.
- El modelo Logit una alternativa para medir probabilidad de permanencia estudiantil, Llanos Díaz
Laura Rosa, Mosquera Caicedo Viardin, Universidad Nacional De Colombia, Facultad
De Administración junio 2006, Recuperado de
<http://bdigital.unal.edu.co/1038/1/laurarosallanodiaz.2006.pdf>
- Henaó, R. Scoring de Seguimiento para el cálculo de Pérdidas Esperadas y Capital
<http://www.supersolidaria.gov.co/es/normativa/circular-basica-contable-y-financiera> (último
acceso septiembre 20 de 2019).
- <https://www.financieracomultrasan.com.co/es/acerca-de-nosotros> (último acceso: 26 de abril de
2019).
- Macías Villalba et al. Medición del Riesgo Operacional: Una aproximación teórica y práctica.
Universidad Autónoma de Bucaramanga UNAB.
- Maestría en Evaluación de Proyecto -ITBA-UCEMA-Daniel Lema, *Recuperado de*
<https://ucema.edu.ar/posgrado/maestria-en-evaluacion-de-proyectos>; recuperado de:
<https://form.ucema.com.ar/maestria-en-evaluacion-de->

[proyectos/?gclid=Cj0KCQiAk7TuBRDQARIsAMRrfUbUKXzpTwDPkAYJ424Z8z6bgcOns47vwa9wB_Rv_FCsPLsKqX8MupMaAlMIEALw_wcB](#)

Valencia, V., Zambrano, J. Cálculo de la Probabilidad de Default para una cartera de créditos Vehiculares. Universidad Superior del Litoral Pacífico. Ecuador, 2015.