

Modelo De Cálculo De La Probabilidad De Recuperación De La Cartera Castigada En La Agencia De Financiera Comultrasan En San Gil

Calculation model of the Probability of Recovery of the Punished Portfolio at the
Financiera Comultrasan Agency in San Gil

Wilmer Ariel Méndez Anaya

Mario Alexander Galvis Jurado

German Alberto Ardila Medina

Resumen

Este proyecto desarrolla un modelo que permite establecer la probabilidad de recuperación de los clientes de cartera castigada en la agencia de Financiera Comultrasan en San Gil. Partiendo de la problemática ¿cómo usar el comportamiento de los clientes en condición de cartera castigada para generar alertas antes de que alcancen esa condición?

Para la modelización del proyecto, se manejará el modelo logit, 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.

Se realiza un análisis de la base de datos suministrados por Financiera Comultrasan en sus cuatro clasificaciones COMERCIAL, CONSUMO, VIVIENDA y MICROCRÉDITO, obteniendo esta última una participación del 74% sobre el total de la base en función del saldo a capital vencido, razón por la cual nos centramos en esta clasificación para realizar

la modelación y establecer las probabilidades de recuperación, luego que la muestra de nuestro modelo es la clasificación MICROCREDITO.

Finalmente 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 y que al menos tiene una variable significativa, mostrando en el aplicativo GRTL cinco variables significativas, quedando muy satisfechos con esta aplicación y su validación, ya que podemos aportar 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.

Summary

This project develops a model that allows to establish the probability of recovery of the clients of the portfolio punished in the agency of Financiera Comultrasan in San Gil. Starting from the problem, how to use the behavior of clients in a condition of a punished portfolio to generate alerts before they reach that condition?

For the modeling of the project, the logit model will be managed, this model allows discarding variables that are not very influential in determining risk minimization, thus giving the best possible scenario for the general objective of this project.

An analysis of the database provided by Financiera Comultrasan in its four classifications COMMERCIAL, CONSUMPTION, HOUSING and MICROCREDIT is carried out, obtaining the latter a participation of 74% over the total base based on the balance to past due capital, reason for the which we focus on this classification to perform the modeling

and establish the probabilities of recovery, after the sample of our model is the MICROCREDIT classification.

Finally, it obtained a percentage of 91.5 of correct data from the total of the sample and a test statistic higher than the critical value (the latter found by validation test), stating that the model is optimal and that it has at least one significant variable, showing in the GRTL application five significant variables, being very satisfied with this application and its validation, since we can provide the FINANCIERA entity COMULTRASAN with a tool that it did not have that would help it detect a sample of punished portfolio database as much as possible to recover and thus generate additional income to the agency subject to the study.

Palabras Claves: Endeudamiento, cartera castigada, recuperación de cartera, modelación, microcrédito, logit dicotómico, gretl, Keywords: Indebtedness, punished portfolio, portfolio recovery, microcredit.

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.

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.

Marco Teórico

Para la modelización del proyecto, se maneja el modelo logit, ya que además de estar familiarizados con el, 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 se presenta el 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.

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

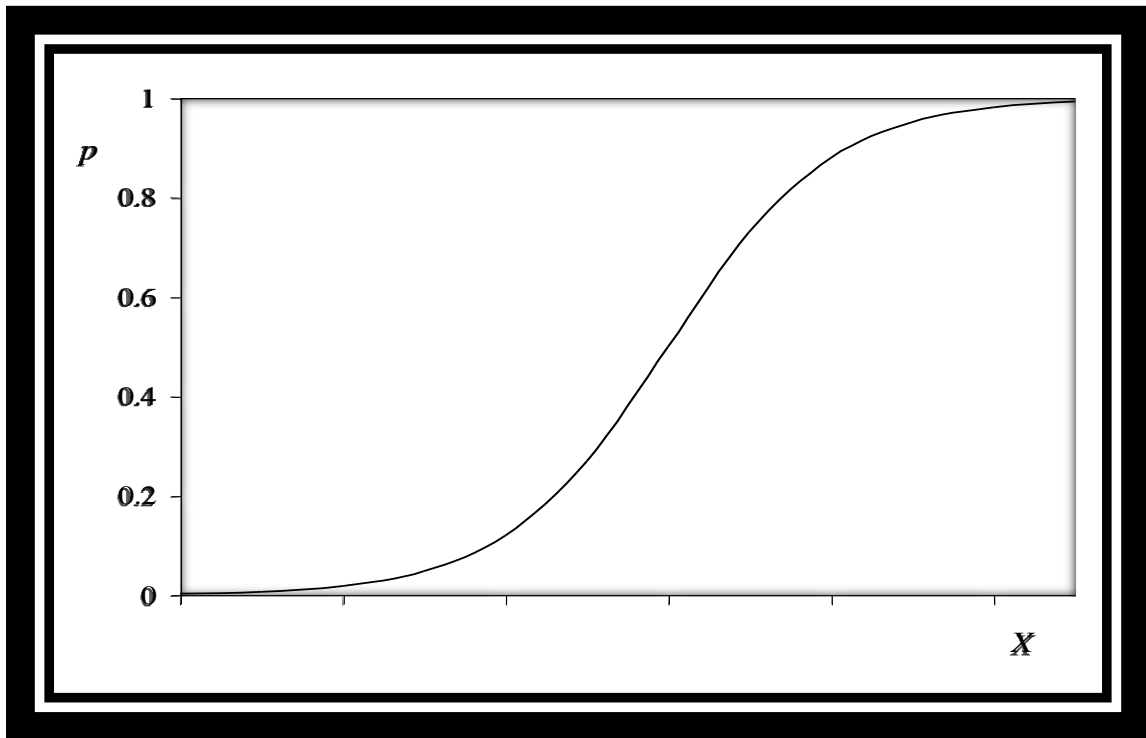
Presenta las siguientes características principales:

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.

Grafica de la 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*

Metodología

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.

| Descripción variable dependiente “Y” | |
|--------------------------------------|--|
| Variable Dependiente “Y” | Criterio |
| Recuperación | si saldo de crédito/valor inicial < 0,5 (alta probabilidad de recuperación) entonces asigne 0, y si es > 0,5 entonces asigne 1 |

Fuente: Elaboración Propia

Tabla descriptiva de variables Explicatorias

| Variable XI | Criterio | # clientes | Recuperables según XI | Recuperables según XI y recuperables según y | No recuperables según XI | No recuperables según xi pero si recuperables según "y" | Recuperables únicamente según "y" | No recuperables únicamente según "y" |
|---------------------|--|-------------------|------------------------------|---|---------------------------------|--|--|---|
| Capacidad | Si endeudamiento/ingreso total <= 50%, asigne 0, si es >50% asigne 1 | 350 | 175 | 54 | 175 | 55 | | |
| Valor cuota rango 1 | Valor cuota < = a \$100.000 | 66 | | | | | 24 | 42 |
| Valor cuota rango 2 | Valor cuota > \$100.000 y < = \$200.000 | 209 | | | | | 64 | 145 |
| Valor cuota rango 3 | Valor cuota > \$200.000 y < = \$300.000 | 42 | | | | | 17 | 25 |
| Valor cuota rango 4 | Valor cuota > \$300.000 | 33 | | | | | 4 | 29 |
| Total Int Cte Ven 1 | Valor intereses < = \$150.000 | 176 | | | | | 101 | 75 |
| Total Int Cte Ven 2 | Valor intereses > \$150.000 y < = \$300.000 | 71 | | | | | 6 | 65 |
| Total Int Cte Ven 3 | Valor intereses > \$300.000 y < = \$450.000 | 38 | | | | | 1 | 37 |
| Total Int Cte Ven 4 | Valor intereses > \$450.000 | 65 | | | | | 1 | 64 |
| Total Int mora 1 | Valor intereses < = \$1.000.000 | 147 | | | | | 79 | 68 |
| Total Int mora 2 | Valor intereses > \$1.000.000 y < = \$2.000.000 | 84 | | | | | 20 | 64 |

| | | | | | | | |
|---------------------------|--|-----|-----|----|-----|-----|-----|
| Total Int mora 3 | Valor intereses > \$2.000.000 y < = \$3.000.000 | 41 | | | | 5 | 36 |
| Total Int mora 4 | Valor intereses > \$3.000.000 | 78 | | | | 5 | 73 |
| Periodo de pago 1 | Periodicidad de pago cada 30 días | 331 | | | | 107 | 224 |
| Periodo de pago 2 | Periodicidad de pago cada 90 días | 11 | | | | 0 | 11 |
| Periodo de pago 3 | Periodicidad de pago cada 180 días | 8 | | | | 2 | 6 |
| Cuotas canceladas 1 | Clientes que pagaron 0 y 1 cuota | 317 | | | | 97 | 220 |
| Cuotas canceladas 2 | Clientes que pagaron más de 2 cuotas | 33 | | | | 13 | 20 |
| Ingresos actuales 1 | Ingresos < = 1 smmlv | 57 | | | | 19 | 38 |
| Ingresos actuales 2 | Ingresos > 1 smmlv y < = 2 smmlv | 128 | | | | 33 | 95 |
| Ingresos actuales 3 | Ingresos > 2 smmlv y < = 3 smmlv | 107 | | | | 40 | 67 |
| Ingresos actuales 4 | Ingresos > 3 smmlv | 58 | | | | 17 | 41 |
| Estado laboral | Si cliente es empleado o pensionado (mayor probabilidad de recuperación) asigne 0, y si cliente es independiente asigne 1. | 350 | 107 | 26 | 243 | 83 | |
| Codeudor | Si el crédito posee codeudor (mayor probabilidad | 350 | 181 | 55 | 169 | 54 | |

| | | | | | | |
|------------------------|--|-----|-----|-----|-----|-----|
| | de recuperación) asigne 0, si no tiene codeudor asigne 1 | | | | | |
| Estrato 1 | Estrato social de su residencia | 62 | | | 21 | 41 |
| Estrato 2 | Estrato social de su residencia | 90 | | | 21 | 69 |
| Estrato 3 | Estrato social de su residencia | 163 | | | 56 | 107 |
| Estrato 4 | Estrato social de su residencia | 35 | | | 11 | 24 |
| Estado civil | Si el cliente es casado (mayor probabilidad de recuperación) asigne 0, y si es soltero asigne 1. | 350 | 152 | 55 | 198 | 54 |
| Novedad del crédito | Crédito en estado normal (mayor probabilidad de recuperación), asigne 0, y crédito en estado reestructurado asigne 1 | 350 | 306 | 101 | 44 | 8 |
| Créditos actuales | Si el cliente posee créditos actuales en el sector financiero o real (mayor probabilidad de recuperación), asigne 0, si no | 350 | 97 | 34 | 253 | 75 |

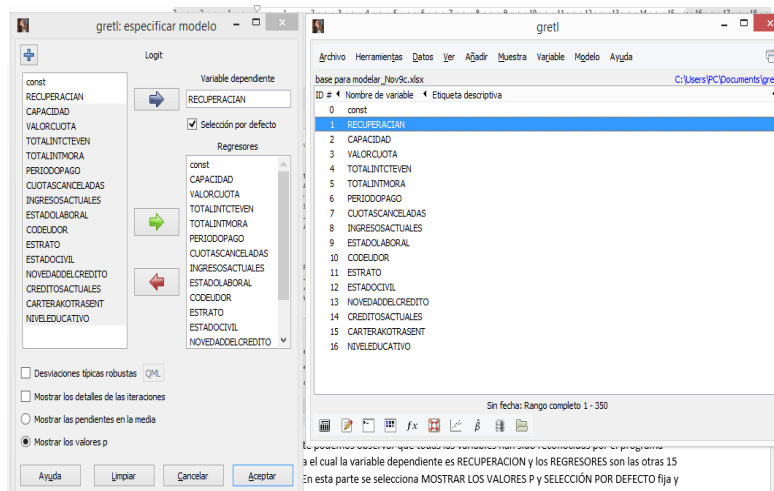
posee asigne
1.

| | | | | | | |
|---------------------------------|---|-----|----|----|-----|----|
| Cartera k otras entidades | Si el cliente no posee carteras castigadas en otras entidades (mayor probabilidad de recuperación), asigne 0, y si si tiene asigne 1. | 350 | 97 | 34 | 253 | 75 |
| Nivel educativo 1 | Primaria | 61 | | | | 21 |
| Nivel educativo 2 | Secundaria | 65 | | | | 16 |
| Nivel educativo 3 | Tecnico- tecnologo | 127 | | | | 38 |
| Nivel educativo 4 | Universitario | 97 | | | | 34 |

Fuente: Elaboración Propia

Análisis de Modelización con el Aplicativo Gretl

Imagen 1



Fuente: aplicativo gretl

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

Resultados

Análisis Modelación Final

Imagen 4

```

gretl: modelos
Archivo  Editar  Contrastes  Guardar  Gráficos  Análisis  LaTeX
modelo 1  modelo 2  modelo 3  modelo 4  modelo 5  modelo 6  modelo 7  modelo 8  modelo 9  modelo 10  modelo 11
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   ***
TOTALINICTEVEN 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

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.

Validación Con Submuestra

Se extrajo de la base inicial una sub muestra de 30 clientes, 15 con probabilidad de pago y 15 con probabilidad de incumplimiento, realizando las respectivas pruebas VALIDACION GLOBAL DEL MODELO, VALIDACION INDIVIDUAL DEL MODELO, Y PORCENTAJE DE CORRECTOS, así como la complementación en la submuestra en donde muestra la suma producto de los coeficientes por variables más la constante, la probabilidad de recuperar (pi) en donde a mayor cercanía a cero (0), hay mayor probabilidad de pago y mayor cercanía a uno (1), mayor probabilidad de incumplimiento, la clasificaciones donde se toma un corte igual a 0.5, condicionando a la probabilidad de incumplimiento a que todo aquel menor a 0.5 lo describa con cero (0) y aquellos mayores a 0.5 lo describa con uno (1), para por ultimo validar los correctos de la validación respecto a la variable dependiente arrojándonos que 27 de los 30 son correctos, ósea un 90% de casos correctamente predichos.

Imagen 5

| | A | B | C | D | E | F | G | H | I | J | K | L | N |
|----|------------|-----------|-----------|------------|-----------|------------|---------------------|-------------------|-----------|----------------|--------|---|----|
| 1 | | | | | | | | | | | | | |
| 2 | const | VALORCH | TOTALINTC | PERIODOF | CODEUD | ESTRATD | | | | | | | |
| 3 | -12.884882 | -3.90E-05 | 3.80E-05 | 16.2008227 | -0.772486 | -0.5478075 | | | | | | | |
| 4 | | | | | | | | | | | | | |
| 5 | | | | | | | | | | | | | |
| 6 | | | | | | | | | | | | | |
| 7 | RECUPER | VALORCH | TOTALINTC | PERIODOF | CODEUD | ESTRATD | Z ² suma | PI (prob. Cumplim | clasifica | correctos | | | |
| 8 | 0 | 243826 | 286230 | 1 | 0 | 3 | 1.98E+01 | 0.8765 | 1 | 0 | | | |
| 9 | 0 | 448213 | 12825 | 1 | 0 | 2 | -2.90E+00 | 0.0523 | 0 | 1 | | | |
| 10 | 0 | 173285 | 123956 | 1 | 0 | 3 | -4.87E-01 | 0.3878 | 0 | 1 | | | |
| 11 | 0 | 240862 | 340212 | 1 | 1 | 3 | -2.24E+00 | 0.0278 | 0 | 1 | | | |
| 12 | 0 | 853502 | 11964 | 1 | 0 | 3 | -5.08E+00 | 0.0062 | 0 | 1 | | | |
| 13 | 0 | 100639 | 17245 | 1 | 1 | 3 | -1.1E+00 | 0.2478 | 0 | 1 | | | |
| 14 | 0 | 445236 | 41920 | 1 | 0 | 3 | -2.40E+00 | 0.0830 | 0 | 1 | | | |
| 15 | 0 | 85432 | 128674 | 1 | 1 | 3 | -7.21E-01 | 0.3271 | 0 | 1 | | | |
| 16 | 0 | 36672 | 8530 | 1 | 1 | 3 | -1.08E+00 | 0.1222 | 0 | 1 | | | |
| 17 | 0 | 208410 | 138463 | 1 | 1 | 3 | -2.1E+00 | 0.1078 | 0 | 1 | | | |
| 18 | 0 | 126862 | 28248 | 1 | 0 | 3 | -2.06E+00 | 0.1133 | 0 | 1 | | | |
| 19 | 0 | 85556 | 1232 | 1 | 0 | 2 | -2.63E+00 | 0.0288 | 0 | 1 | | | |
| 20 | 0 | 52404 | 4143 | 1 | 1 | 3 | -1.99E+00 | 0.1188 | 0 | 1 | | | |
| 21 | 0 | 106485 | 51878 | 1 | 0 | 2 | 1.38E-01 | 0.5338 | 1 | 0 | | | |
| 22 | 0 | 13172 | 8544 | 1 | 0 | 3 | -2.83E+00 | 0.0642 | 0 | 1 | | | |
| 23 | 1 | 86728 | 71850 | 1 | 0 | 3 | 2.12E-01 | 1.0000 | 1 | 1 | | | |
| 24 | 1 | 448971 | 282742.59 | 1 | 1 | 3 | 6.94E+00 | 0.9974 | 1 | 1 | | | |
| 25 | 1 | 85344 | 851842 | 1 | 0 | 2 | 1.00E+00 | 0.9259 | 1 | 1 | | | |
| 26 | 1 | 85879 | 552178.3 | 1 | 1 | 3 | 1.45E-01 | 1.0000 | 1 | 1 | | | |
| 27 | 1 | 103474 | 19095 | 1 | 1 | 3 | 4.80E+00 | 0.9988 | 1 | 1 | | | |
| 28 | 1 | 19270 | 14482 | 1 | 0 | 3 | -1.23E-01 | 0.4617 | 0 | 0 | | | |
| 29 | 1 | 177771 | 414580.63 | 1 | 0 | 3 | 9.86E+00 | 0.9999 | 1 | 1 | | | |
| 30 | 1 | 291773 | 1028108 | 1 | 0 | 2 | 2.80E+01 | 1.0000 | 1 | 1 | | | |
| 31 | 1 | 135232 | 425291 | 1 | 0 | 1 | 1.92E+01 | 1.0000 | 1 | 1 | | | |
| 32 | 1 | 88165 | 63694 | 1 | 1 | 1 | 6.90E-01 | 0.6559 | 1 | 1 | | | |
| 33 | 1 | 18885 | 251721 | 1 | 0 | 3 | 6.86E+00 | 0.9987 | 1 | 1 | | | |
| 34 | 1 | 80596 | 67728 | 1 | 1 | 1 | 2.21E+00 | 0.8912 | 1 | 1 | | | |
| 35 | 1 | 178002 | 389397 | 1 | 0 | 1 | 1.00E+01 | 1.0000 | 1 | 1 | | | |
| 36 | 1 | 106422 | 247631 | 1 | 0 | 1 | 1.77E+00 | 0.3385 | 1 | 1 | | | |
| 37 | 1 | 451271 | 289627 | 2 | 1 | 3 | 5.39E+00 | 0.9939 | 1 | 1 | | | |
| 38 | | | | | | | | | | % de correctos | 30.00% | | 27 |
| 39 | | | | | | | | | | | | | |
| 40 | | | | | | | | | | | | | |
| 41 | | | | | | | | | | | | | |
| 42 | | | | | | | | | | | | | |
| 43 | | | | | | | | | | | | | |

Fuente: aplicativo Gretl

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 GRET.L.

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 modeló en el aplicativo GRET.L.

Validación Global Del Modelo

Imagen 5

| 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 crítico se obtiene de la fórmula 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 sí tiene al menos una variable significativa.

Validación Individual

Imagen 6

| Validación individual | |
|------------------------------|---------------|
| Variables más significativas | |
| Variables | P vaule |
| Valor cuota | 0.000002839 |
| Total intcteven | 0.000000000 |
| Periodo pago | 0.000897591 |
| Codeudor | 0.08459973313 |
| Estrato | 0.02705580518 |

Fuente: Elaboración Propia

Para esta validación se trae las variables más significativas del modelo optimo hecho en el aplicativo GRETL, 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

Imagen 7

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.

Probabilidad De Recuperación Según Variables Significativas

| Variable XI por Rangos | # Clientes | Recuperable Por | Variable | Dependiente | No recuperable | por variable | dependiente | Probabilidad de | recuperación |
|---------------------------|------------|-----------------|----------|-------------|----------------|--------------|-------------|-----------------|--------------|
| Rango Valor De Cuota 1 | 66 | 24 | | | 42 | | | 36% | |
| Rango Valor De Cuota 2 | 209 | 64 | | | 145 | | | 31% | |
| Rango Valor De Cuota 3 | 42 | 17 | | | 25 | | | 40% | |
| Rango Valor De Cuota 4 | 33 | 4 | | | 29 | | | 12% | |
| rango total intctesvenc 1 | 176 | 101 | | | 75 | | | 57% | |
| rango total intctesvenc 2 | 71 | 6 | | | 65 | | | 8% | |
| rango total intctesvenc 3 | 38 | 1 | | | 37 | | | 3% | |
| rango total intctesvenc 4 | 65 | 1 | | | 64 | | | 2% | |

| | | | | |
|----------------------|-----|-----|-----|-----|
| rango periodo pago 1 | 301 | 92 | 209 | 31% |
| rango periodo pago 2 | 10 | 0 | 10 | 0% |
| rango periodo pago 3 | 8 | 2 | 6 | 25% |
| rango estrato 1 | 62 | 21 | 41 | 34% |
| rango estrato 2 | 90 | 21 | 69 | 23% |
| rango estrato 3 | 163 | 56 | 107 | 34% |
| rango estrato 4 | 35 | 11 | 24 | 31% |
| codeudor | 350 | 109 | 241 | 31% |

Fuente: Elaboración Propia

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 RECUPERACION, 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 MICROREDITO,

obteniendo esta última 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 MICROCREDITO, 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 GRTL 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.

Referencias

- 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>
- Henao, R. Scoring de Seguimiento para el cálculo de Pérdidas Esperadas y Capital
<http://www.supersolidaria.gov.co/es/normativa/circular-basica-contable-y-financiera>
(ultimo 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_FCsPLsKqX8MupMaAIMIEALw_wcB

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