

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BUCARAMANGA

FACULTAD DE INGENIERÍA FINANCIERA

COBERTURA Y ESPECULACIÓN

**MODELO DE RECUPERACIÓN DE CARTERA PARA PERSONAS NATURALES
DE LA REGIÓN DE SANTANDER**

ASESOR: PROFESORA GLORIA MACÍAS

ESTUDIANTE: ROMÁN ANDRÉS AGUDELO CHAVARRO

BUCARAMANGA, 21 DE OCTUBRE DE 2011

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	1
2. ANÁLISIS OBJETIVOS ESPECÍFICOS	3
3. APLICACIÓN DEL LOGIT EN EL MODELO DE COBRANZA	8
4. ELABORACIÓN MODELO DE RECUPERACIÓN DE CARTERA	26
5. CONCLUSIONES	31
6. BIBLIOGRAFÍA	32
7. ANEXOS	34

1. Introducción

La existencia de una herramienta que permita tomar decisiones en cuanto a políticas de cartera a una empresa siempre será de vital importancia, generalmente en el momento de colocación del crédito se busca realizar un análisis predictivo que nos permita determinar cómo será el comportamiento del mismo, existen actualmente modelos de scoring que pretenden minimizar el riesgo de incumplimiento, no obstante será siempre una utopía pensar que existe un modelo que lleve esta probabilidad a cero. Entonces se llega a un terreno que es muy peligroso para la salud financiera de cualquier entidad y es el de la cartera morosa, tradicionalmente el manejo para la recuperación de esta es empírico, vagamente sistémico, y prácticamente su manejo académico es nulo.

A pesar de que en Colombia se ha avanzado en un tema de ventas de cartera en el sistema financiero el tema es relativamente nuevo en el país seguramente la primera venta de cartera de la que se tenga registro fue la que se hizo por parte del estado a Central de Inversiones en el año 2.001, cuando el estado era dueño de un importante valor de activos improductivos, causados por la crisis financiera del año 99. Posteriormente y con el fin de sanear sus balances se ha venido manejando la figura de ventas de cartera a empresas “colector”, que dentro de estos procesos realizan valoraciones de las mismas, es así como ya se tiene registro de ventas de cartera de entidades tan importantes como Bancolombia, Central De Inversiones, Banco Av Villas y Colpatria entre otros.

Este proyecto tiene como fin la elaboración de un modelo que permita de forma acertada predecir el comportamiento de un crédito que ya se encuentra en mora, específicamente en la región de los Santanderes.

El modelo tomará una serie de datos cualitativos y cuantitativos del cliente, agregándoles valor según resultados de experiencias tomadas en la región de

Santander sobre recuperación de cartera. Por este motivo el modelo sólo se aplicará para clientes del departamento de Santander pues cada región tiene intrínsecamente variables propias de su economía, valores y hábitos entre otros.

La realización del modelo objetivo de este proyecto nace de la necesidad de elaborar una herramienta que permita profesionalizar las cobranzas y hacerlas más eficientes, pues no se puede desconocer la importancia que tiene la cartera dentro de los estados financieros de las empresas y los bancos.

2. Análisis de los Objetivos específicos

1. “Realizar una exploración del modelo Logit, para determinar el tipo de variables necesarias para la aplicación con base en la información que se posee de los clientes seleccionados, así mismo analizar la incidencia de factores macroeconómicos y estacionales.”

Dando alcance a la primera parte del proyecto y de acuerdo a los objetivos específicos planeados dentro del mismo, se realiza una profundización sobre el modelo Logit el cual será la base del modelo de evaluación de cartera.

Para la elaboración del modelo se tendrá el modelo de regresión logística conocido como “modelo Logit”, con lo cual se busca establecer patrones de comportamiento en cuanto a la conducta de pago de una población determinada y específica, para de este modo lograr clasificar nuevas personas dentro del grupo.

De acuerdo al modelo explicativo utilizado se tiene una doble finalidad:

- Realizar una descripción de las variables x respecto a la variable y
- Buscar cuales variables explicativas del modelo que se analizara más adelante inciden o no en la presencia del fenómeno.
- Así mismo lograr establecer con fin predictivo en que grupo se ubica una nueva persona, de acuerdo a la presencia o no del fenómeno.

El modelo Logit

El modelo Logit está dentro del grupo de las llamadas regresiones sobre variables dummy o dicotómicas estas variables son variables numéricas que se usan en el análisis de regresión lineal para constituir los subgrupos de la muestra en estudio. , estas variables son valiosas porque permiten utilizar en una sola ecuación la regresión para representar grupos múltiples, para dicha representación en los

casos más simples se toman valores 0 y 1, para representar cierto tipo de comportamiento. ¹, esta variable se conoce también como variable endógena primaria (Y), así como existen variables numéricas también existen variables cualitativas dicotómicas las cuales dependen de innumerables tipos de situaciones.

$$\text{logit}(p) = \log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \log(p) - \log(1-p).$$

En la fórmula anterior el número p es una probabilidad que va entre 1 y 0 entonces (1-p), será la probabilidad de no ocurrencia.

Además de la variable endógena primaria también existen las variables explicativas o conocidas como variables X, estas son fundamentales para poder discriminar a qué grupo pertenece un elemento, se clasifican en dos tipos:

- Variables cualitativas, las cuales tienen diverso número de posibilidades, por ejemplo: tipo de vivienda, nivel de estudio, situación laboral etc.
- Variables cuantitativas, son numéricas y van desde $-\infty$ hasta $+\infty$, como por ejemplo: edad, cuotas en mora, valor del crédito, estrato socioeconómico, etc.

El modelo Logit se conoce también como modelo de regresión logística, es muy útil cuando es necesario explicar un fenómeno o comportamiento que manifiesta una dicotomía como por ejemplo tener o no una cuenta de ahorros, o un crédito bancario.

El modelo Logit como casi todos los modelos explicativos tiene dos objetivos básicos:

- El primero determinar cuál de las variables explicativas del modelo advierten la presencia o ausencia del fenómeno y en qué porcentaje, en el caso del análisis de poseer o no una cuenta de ahorros partiendo de una

¹ José Enrique González, Modelo Logit, www.docircs.cl, 2 de julio de 2009.

serie de variables socio demográficas los resultados al correr el modelo explicarían cuales de estas influyen de forma significativa en el fenómeno de tener o no cuenta de ahorros y cuales en un mayor grado o en un menor.(Descriptivo)

- El segundo es el de poder ubicar un nuevo elemento en el grupo de presencia o ausencia del fenómeno de manera predictiva.(Predictivo)

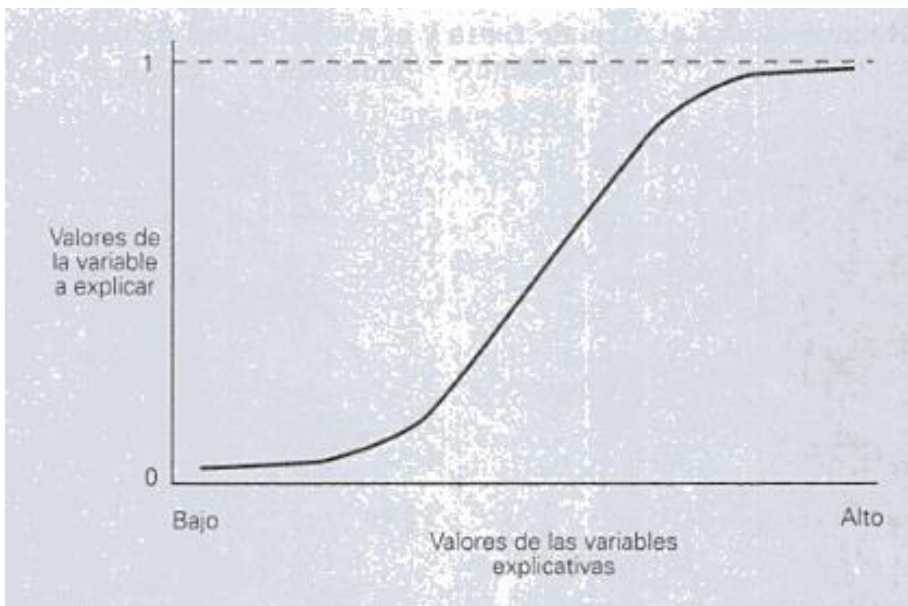
Por lo tanto el modelo Logit se define como un modelo probabilístico que permite inducir la ocurrencia o ausencia de un fenómeno, en una escala de 1 a 0 siendo 1 la máxima probabilidad de ocurrencia y 0 la mínima.

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

Donde $Z = B_1 + B_2 + X_i$, es decir que la variable no solo sería lineal en X sino en los otros parámetros.

Esta ecuación y la siguiente imagen muestran lo que se llama como una función de distribución logística (acumulativa).

Figura 1: relación entre las variables a explicar y la variable explicativa



Fuente: Herramientas para segmentar mercados y posicionar productos

El modelo de relación que se ilustra en la figura 1 se obtiene a partir de una distribución logística o función LOGIT, del cual la formula en caso de trabajar con P variables explicativas es²:

$$\Pi(x) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p}}$$

El Logit al igual que el modelo lineal de probabilidad, se lee en términos probabilísticos, para su lecturabilidad en $y=1$ según los parámetros estimados el signo nos demuestra la dirección en que se desplaza la probabilidad, cuando aumenta la variable explicativa dada, no obstante a diferencia del modelo lineal de probabilidad la cuantía del parámetro no es proporcional con el tamaño de la variación en la probabilidad.³

Así pues en el modelo Logit no se estima una relación lineal entre las variables explicativas y la probabilidad de ocurrencia, es decir cuando aumenta en una unidad cierta variable X los incrementos en la probabilidad de presencia del fenómeno no siempre serán iguales.

Al cociente entre la probabilidad de que suceda o no un fenómeno es decir que se escoja la opción 1 o 0 se conoce como **ratio odds** su significado es la mayor probabilidad de 1 sobre 0 o número de ocurrencia del fenómeno.

$$ratio\ odds = \frac{P_i}{(1 - P_i)}$$

Su campo de variación siempre será mayor a 0 y su rango ira de 0 a $+\infty$.⁴

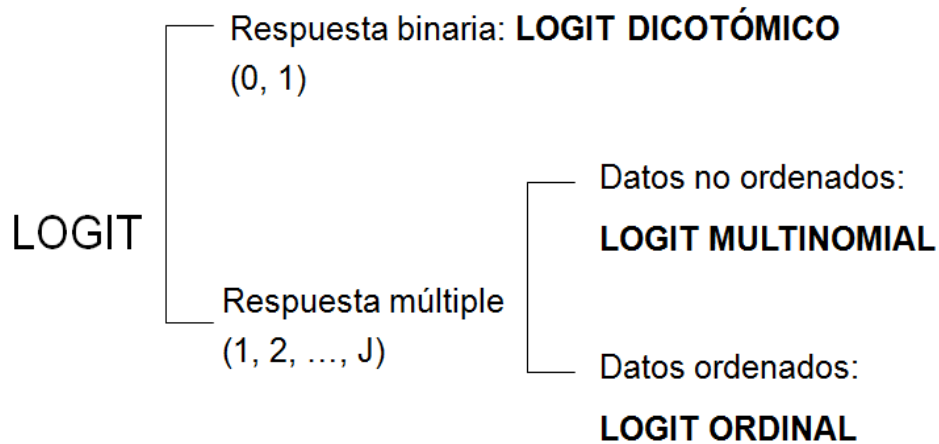
Existen varios tipos de modelo Logit, esto dependiendo la cantidad de posibilidades de respuesta que se tenga con la variable endógena.

Figura 2: Tipos de Modelo Logit

² Ramón Pedret, Laura Sagnier, Francesc Camp, Herramientas para segmentar mercados y posicionar productos, Editorial Deusto.

³ Ramon Pedret, Laura Sagnier, Francesc Camp, Op. cit, Pag 311

⁴ Uam.es



Fuente: regresión logística Eva medina

Logit de Respuesta Múltiple: se utiliza cuando las alternativas son mayores a dos

Sobre el modelo Logit de respuesta múltiple se desprende el Modelo Logit con datos no ordenados y el modelo Logit con datos ordenados.

Logit Dicotómico: este modelo aplica para casos en los cual la respuesta es binaria y las dos variables endógenas son excluyentes.

Siguiendo con el análisis se profundizara en el segundo objetivo específico del proyecto de grado.

2. Diseñar un Scoring para calificar de 1 a 10 la posibilidad de recaudo de cartera y el comportamiento de los clientes en el pago de sus obligaciones, herramienta que oriente a los trabajadores en el diagnóstico e intervención de soluciones a problemas, permitiendo a la empresa un mejoramiento continuo con el conocimiento real de su cartera.

3. Aplicación del Logit en el modelo de Cobranza

Para la utilización del modelo Logit, se utilizara el software e-views, para los análisis estadísticos correspondientes, existen otros programas como el SPSS, pero se tiene sobre preferencia con E-views por experiencia en el manejo. Se empleara el modelo Logit dicotómico el cual permitirá saber si un cliente se ubica dentro de un grupo de personas que cancelaron su obligación o sobre un grupo de personas que continúan en mora.

El universo⁵ que se toma para la elaboración del modelo es de 7.599 personas que incurrieron en mora o cesación de pago de sus obligaciones financieras, ubicadas en el departamento de Santander, se trata de créditos hipotecarios, comerciales y de consumo.

Los datos de información que aquí se toman se hacen con un interés estrictamente académico y por eso son de confidencialidad del autor de este proyecto.

Se debe estimar el tamaño óptimo de la muestra para lo cual es necesario tener en cuenta los siguientes factores, el parámetro, el estimador, el sesgo, el error muestral, nivel de confianza y la varianza poblacional.

Cuando se habla de parámetro se refiere a la característica de la población, en este caso el parámetro será clientes que incurrieron en mora, y el estimador seria los clientes que cancelaron a pesar de haber incurrido en mora.

El error muestral siempre se comete ya que existe una pérdida de la representatividad al momento se escoger los elementos de la muestra⁶.

⁵ Según datos del sector financiero de fecha 10 de Septiembre de 2010

⁶Facultad de Ingeniería - Universidad Rafael Landívar, www.tec.url.edu.gt/boletin/URL_02_BAS02.pdf, 21 de Agosto de 2011.

El nivel de confianza que se toma es del 95%, es decir que se espera que la posibilidad de error no supere el 5% en una tabla de distribución normal el valor para $Z = 1.96$, entonces partiendo de la fórmula para obtener el tamaño óptimo:

$$n = \frac{N \times Z_{\alpha}^2 \times p \times q}{d^2 \times (N - 1) + Z_{\alpha}^2 \times p \times q}$$

Dónde:

N = tamaño de la población

Z = nivel de confianza,

P = probabilidad de éxito, o proporción esperada

Q = probabilidad de fracaso

D = precisión (Error máximo admisible en términos de proporción)

Es preciso anotar que para el caso específico se conoce el valor de p es decir del universo de 7.599 se sabe cuántos clientes cancelaron, en este caso son 1.608 clientes los cuales a pesar de haber incurrido en mora cancelaron la obligación entonces para despejar p :

$$p = \frac{\text{No de clientes que cancelaron}}{\text{total clientes}}$$

Se despeja p :

$$p = \frac{1,608}{7,599}$$

Entonces $p = 0,2116$ y $q = 1 - p$, $q = 0,7884$.

Para despejar n :

$$n = \frac{7.599 \times 1,96^2 \times 0,2116 \times 0,7884}{0,05^2 \times (7,599 - 1) + 1,96^2 \times 0,2116 \times 0,7884}$$

Entonces $n = 248,0162$.

Una vez despejada la formula entonces tenemos que la muestra óptima para el análisis seria de 248 observaciones. Para tomar el número de observaciones se utilizara el método aleatorio simple, no obstante 124 de las observaciones corresponderán a clientes que pagaron su obligación y el restante a clientes que continúan en mora. Y se anexa dentro del trabajo los datos seleccionados.

De las 248 observaciones se toman 200 para realizar el análisis econométrico, dando continuidad al proceso de realización del modelo se procede a enumerar y explicar las variables que serán tenidas en cuenta para el análisis:

1. variable dependiente (y), PAGO:

Esta nos explica si la persona que adquirió la deuda pago o no pago, 100 corresponden a clientes que cancelaron siendo estos (1) y 100 corresponden a clientes que estaban en mora de pago, siendo estos (0).

2. Variable independiente 1 (X_1), GENERO:

Se refiere si corresponde a Hombre (1), o a mujer (0), dentro de estos dos rangos encontramos a 48 hombres que pagaron, a 68 hombres que no pagaron, a 52 mujeres que pagaron y a 32 mujeres que no pagaron.

3. Variable independiente 2 (X_2), EDAD:

La edad se refiere a La edad actual de los clientes, se encuentra en un rango que va de 23 años hasta los 67 años, en rangos de edad: menor de 30 años que pagaron no hay, que no pagaron 19, de 30 a 39 años, que pagaron 30 que no pagaron 22, de 40 a 49 años, que pagaron 32 y que no pagaron 39, de 50 a 59 años, que pagaron 27 y que no pagaron 20, de 60 años o más que pagaron 11 y que no pagaron no hay clientes.

4. Variable independiente 3 (X_3), LOCALIZACIÓN:

Se refiere a si el cliente se encontraba localizado, con dirección de residencia o teléfono o si no se tienen datos de ubicación, Localizados (1) que cancelaron 87 clientes, que no cancelaron 37, no localizados (0) que pagaron 13 y que no pagaron 63, existen más clientes localizados 124, que ilocalizados 76.

5. Variable independiente 4 (X_4), UBICACIÓN:

Se refiere a la ubicación del cliente que se tiene o a la última que se tuvo cuando estaba localizado, Capital (0) por capital entendemos capital de departamento, de los cuales 89 cancelaron, 73 no pagaron para un total de 162 clientes ubicados en capital. Municipio o Rural (1) cualquiera de los que hacen parte de los departamentos de Santander o Norte de Santander y se habla de clientes que viven en corregimientos, de los cuales 11 cancelaron y 27 no cancelaron para un total de 38.

6. Variable independiente 5 (X_5), ESTRATO:

Se refiere al estrato económico donde se encuentra ubicado el cliente o del último que se tuvo cuando estaba localizado, los estratos socioeconómicos se determinan según La Ley 142 o Régimen de Servicios Públicos Domiciliarios de 1994. Estrato 1 (1), pagaron 8 y no pagaron 15, total 23 clientes, Estrato 2 (2), 22 clientes pagaron y 6 clientes no pagaron, total 28 clientes, Estrato 3 (3), 43 clientes pagaron y 31 clientes no pagaron, total 74 clientes, Estrato 4 (4), 17 clientes pagaron y 15 clientes no pagaron total clientes 32, Estrato 5 (5), 5 clientes pagaron y 27 clientes no pagaron total clientes 32, Estrato 6 (6), 5 cliente pago y 6 clientes sin pago para un total de 11 clientes.

7. Variable independiente 6 (X_6), VALOR DE DESEMBOLSO

Por valor de desembolso se entiende el valor que se le otorgo al cliente en el momento de aprobación del crédito y el cual declaro recibir a satisfacción por rangos se encuentra organizado de la siguiente forma, de 0 a 2 millones pagaron 43, no pagaron 45, total 88 clientes, mayor a dos millones hasta cinco millones

pagaron 37, no pagaron 32 total 71 clientes, mayor a cinco millones hasta diez millones pagaron 12, no pagaron 11, total 33 clientes, mayores a diez millones hasta veinte millones pagaron 8 clientes no pagaron 9 clientes total 17, mayores a veinte millones no pago ningún clientes, no pagaron 3 clientes.

8. Variable independiente 7 (X_7), CUOTAS PACTADAS

Se refiere al número de cuotas que se comprometió a cancelar el cliente al momento de tomar el crédito, por rangos de la siguiente manera, de 0 a 36 cuotas pagaron 57, no pagaron 52, total 109 clientes, de 37 a 60 cuotas 10 pagaron, 16 no pagaron, total 26 clientes, de 61 a 120 cuotas pagaron 12, no pagaron 11 total 33 clientes, de 121 cuotas a 180 cuotas pagaron 18, no pagaron 20, total 38 clientes, mayor a 180 cuotas pagaron 3, no pago 1 total clientes 4.

9. Variable independiente 8 (X_8), SITUACIÓN LABORAL

Se refiere a la situación laboral actual del cliente, según cotización registrada en el FOSYGA, Empleado o Independiente (1), los cuales se deduce poseen ingresos mensuales por su actividad económica, pagaron 88, no pagaron 55, total clientes 143, Desempleados (0), los cuales no reportan ingresos mensuales pagaron 12, no pagaron 45, total clientes 57.

10. Variable independiente 9 (X_9), ESTADO CIVIL

Se refiere al estado civil del cliente, Soltero, Separado o Viudo (0), se agrupan en solo conjunto pues se deduce que solo cuentan con los ingresos propios y al igual los gastos del hogar son menores, pagaron 47, no pagaron 47, total clientes 94, Casado (1), donde en el hogar pueden generar más ingresos pero también más gastos pagaron 53, no pagaron 53, total clientes 106.

11. Variable independiente 10 (X_{10}), TIEMPO EN MORA

Se refiere esta variable al tiempo que el crédito tiene en mora o tuvo en mora antes de realizar el pago, de 0 a 12 meses, pagaron 94 clientes, no pagaron 50 total clientes 144, de 13 a 24 meses pagaron 2 clientes, no pagaron 28 clientes

total clientes 30, de 25 a 36 meses pagaron 3 clientes, no pagaron 7 clientes, total 10, de 37 a 48 clientes pago 1 cliente, no pagaron 6 clientes, total 7, mayor a 48 meses no pago ninguno , no pagaron 9 clientes.

12. Variable independiente 11 (X_{11}), REINCIDENCIA

Se refiere al número de veces que el cliente ha reincidido en mora en con otros créditos, clientes que no reportan más créditos en mora (0), cancelaron 62 clientes, no cancelaron 26, total clientes 88, clientes que reportan otro crédito en mora (1), 28 cancelaron, 41 no cancelaron, total clientes 69, reportan dos créditos en mora (2), 9 clientes cancelaron, 20 clientes no cancelaron, total clientes 29, clientes que reportan 3 o más créditos en mora, 1 cliente cancelo y 13 clientes no cancelaron, total clientes 14.

13. Variable independiente 12 (X_{12}), CUOTAS PAGAS

Se refiere al número de cuotas que cancelo el cliente sobre su crédito, por rangos se distribuirían de la siguiente manera; de 0 a 24 cuotas pagas, cancelaron 62 clientes, no cancelaron 74 total 136 clientes, de 25 a 48 cuotas, cancelaron 12 clientes, no cancelaron 8 clientes, total 20 clientes, de 49 a 84 cuotas, cancelaron 5 clientes no cancelaron 2 total 7 clientes, de 85 a 120 cuotas, cancelaron 7 clientes, no cancelaron 6, total 13 clientes, de 121 a 180 cuotas 11 cancelaron, 10 no cancelaron, total clientes 21, mayor a 180 cuotas 3 cancelaron.

14. Variable independiente 13 (X_{13}), TIPO DE GARANTÍA

Se refiere a la garantía que posee el crédito, Hipotecaria y Prendaria (0) créditos que están respaldados por hipoteca sobre bien inmueble o créditos que están respaldados por prenda sobre algún mueble o por un codeudor, cancelaron 69 clientes, no cancelaron 29, total 98 clientes, Quirografia (1), créditos que solo están respaldados por la firma de un documento legal (pagare), cancelaron 31 clientes, no cancelaron 71 clientes, total 102 clientes.

15. Variable independiente 14 (X_{14}), PROCESO JURIDICO

Se refiere a créditos sobre los cuales se les había realizado proceso jurídico persiguiendo el pago de la obligación, con proceso jurídico (1), cancelaron 60, no cancelaron 23, total 83 clientes, sin proceso jurídico (0), cancelaron 40, no cancelaron 77, total clientes 117.

16. Variable independiente 15 (X_{15}), SALDO CAPITAL

Se refiere al valor de capital en libros que tenían los créditos cuando entraron en mora, comúnmente conocidos como capital contable. Por rangos de la siguiente manera: de 0 a 2 millones, cancelaron 52, no cancelaron 55, total clientes 107, mayor a 2 millones hasta 5 millones, cancelaron 27, no cancelaron 21, total clientes 48, mayor a 5 millones hasta 10 millones, cancelaron 6, no cancelaron 12, total 18 clientes, mayor a 10 millones hasta 20 millones, cancelaron 9, no cancelaron 4, total 13 clientes, mayor a 20 millones, cancelaron 6, no cancelaron 8 total 14 clientes.

Es importante anotar que en las 15 variables que quedaron para realizar el análisis se realizó el cambio en dos de ellas pues al tomar la decisión de utilizar el logit dicotómico presentaban similitud con otras dos, estas variables fueron:

Variable independiente (X_0), COBERTURA

Se refiere a clientes ubicados donde exista cobertura de más de dos entidades bancarias, juzgados y se consideren de fácil accesibilidad, el cual era parecido a la variable ubicación, al sacar esta variable se incluyó una variable numérica, valor de desembolso.

La otra variable que se omitió y fue remplazada fue:

Variable independiente (X_0), TIPO DE PROCESO JURIDICO

Se refiere al tipo de proceso que se adelanta para exigir la obligación en contra de la persona, con proceso Mixto, los procesos mixtos son aquellos que además de perseguir la garantía hipotecaria, también persiguen cualquier otro bien que posea el demandado, cancelaron, proceso Singular, son proceso que persiguen sobre

un título valor sin tener una garantía que respalde la deuda en primer grado, proceso hipotecario, son procesos en donde se persigue un inmueble sobre el cual se tiene hipoteca en primer grado, al realizar la clasificación en 1 y 0 de las opciones quedaba igual a la variable situación jurídica, por esto se cambio por una nueva variable cuotas pactadas.

Tabla 1: Análisis estadístico de las variables.

		No obsv.	% partic.	Total Observaciones		
Variable Dependiente (Y)	Pagaron	100	50%	200		
	No pagaron	100	50%			
		Pagaron	%	No Pagaron	%	
Variable X1 (Genero)	Hombres	48	24%	32	16%	
	Mujeres	52	26%	68	34%	
	Total	100	50%	100	50%	
Variable X2 (Edad)	< a 30 años	0	0%	19	10%	
	de 30 a 39 años	30	15%	22	11%	
	de 40 a 49 años	32	16%	39	20%	
	de 50 a 59 años	27	14%	20	10%	
	> a 60 años	11	6%	0	0%	
		Total	100	50%	100	50%
Variable X3 (Localización)	Localizado	87	44%	37	19%	
	llocalizado	13	7%	63	32%	
	Total	100	50%	100	50%	
Variable X4 (Ubicación)	Capital	89	45%	73	37%	
	Municipio o Rural	11	6%	27	14%	
	Total	100	50%	100	50%	
Variable X5 (Estrato)	1	8	4%	15	8%	
	2	22	11%	6	3%	
	3	43	22%	31	16%	
	4	17	9%	15	8%	
	5	5	3%	27	14%	
	6	5	2.5%	6	3%	
		Total	100	50%	100	50%
Variable X6 (Valor del Desembolso)	0 a 2.000.0000	43	22%	45	23%	
	2.000.001 a 5.000.000	37	19%	32	16%	
	5.000.001 a 10.000.000	12	6%	11	6%	
	10.000.001 a 20.000.000	8	4%	9	5%	
	> a 20.000.000	0	0%	3	2%	
			Total	100	50%	100

Variable X7 (Cuotas Pactadas)	0 a 36 Cuotas	57	29%	52	26%
	37 a 60 Cuotas	10	5%	16	8%
	61 a 120 cuotas	12	6%	11	6%
	121 a 180 cuotas	18	9%	20	10%
	> a 180 cuotas	3	2%	1	1%
	Total	100	50%	100	50%
Variable X8 (Situación Laboral)	Empleado o Independiente	88	44%	55	28%
	Desempleado	12	6%	45	23%
	Total	100	50%	100	50%
Variable X9 (Estado Civil)	Soltero, Viudo o Separado	47	24%	47	24%
	Casado	53	27%	53	27%
	Total	100	50%	100	50%
Variable X10 (Tiempo en mora)	0 a 12 meses	94	47%	50	25%
	13 a 24 meses	2	1.0%	28	14%
	25 a 36 meses	3	2%	7	4%
	37 a 48 meses	1	1%	6	3%
	> a 48 meses	0	0%	9	5%
	Total	100	50%	100	50%
Variable X11 (Reincidencia)	0 créditos	62	31%	26	13%
	1 crédito	28	14%	41	21%
	2 créditos	9	5%	20	10%
	3 o mas créditos	1	1%	13	7%
	Total	100	50%	100	50%
Variable X12 (Cuotas Pagas)	0 a 24 cuotas	62	31%	74	37%
	25 a 48 cuotas	12	6%	8	4%
	49 a 84 cuotas	5	3%	2	1%
	85 a 120 cuotas	7	4%	6	3%
	120 a 180 cuotas	11	6%	10	5%
	> a 180 cuotas	3	2%	0	0%
	Total	100	50%	100	50%
Variable X13 (Tipo de Garantía)	Hipotecaria y Prendaria	69	35%	29	15%
	Quirografaria	31	16%	71	36%
	Total	100	50%	100	50%
Variable X14 (Proceso Jurídico)	Con Proceso	60	30%	23	12%
	Sin Proceso	40	20%	77	39%
	Total	100	50%	100	50%
Variable X15 (Saldo Capital)	0 a 2.000.0000	52	26%	55	28%
	2.000.001 a 5.000.000	27	14%	21	11%
	5.000.001 a 10.000.000	6	3%	12	6%
	10.000.001 a 20.000.000	9	5%	4	2%
	> a 20.000.000	6	3%	8	4%
		Total	100	50%	100

Elaboración: Fuente Propia

Tal como se menciona anteriormente la herramienta para el análisis estadístico que se utilizara será Eviews este software de más de 25 años en el mercado, es desarrollado por QMS, permite análisis econométrico y el desarrollo de modelos de predicción y simulación.

Una vez establecidas las variables para realizar el estudio se procede a seleccionar de forma aleatoria 200 observaciones y analizarlas mediante Eviews utilizando en esta herramienta el método binario- logit, mediante un resumen de variables estadísticas la herramienta arroja los siguientes resultados:

Figura 3: Modelo con todas la variables

Equation: UNTITLED Workfile: MODELO IV::Untitled\									
View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Dependent Variable: PAGO									
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)									
Date: 10/19/11 Time: 23:04									
Sample: 1 200									
Included observations: 200									
Convergence achieved after 13 iterations									
Covariance matrix computed using second derivatives									
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.					
CUOTAS_PACTADAS	0.004564	0.007882	0.578986	0.5626					
CUOTAS_PAGAS	-0.013825	0.009636	-1.434768	0.1514					
DESEMBOLSO	-2.93E-07	1.51E-07	-1.946138	0.0516					
EDAD	0.020678	0.037304	0.554307	0.5794					
ESTADO_CIVIL	0.604075	0.736938	0.819710	0.4124					
ESTRATO	0.265747	0.287468	0.924442	0.3553					
GARANTIA	4.518335	1.250483	3.613271	0.0003					
GENERO	-0.919560	0.743479	-1.236834	0.2161					
LOCALIZACION	4.294408	0.990653	4.334925	0.0000					
PROCESO_JURIDICO	2.607787	0.886224	2.942582	0.0033					
REINCIDENCIA	-1.345150	0.413642	-3.251968	0.0011					
SALDO_DE_CAPITAL	1.71E-07	1.01E-07	1.694551	0.0902					
SITUACION_LABORAL	3.454302	1.024414	3.371979	0.0007					
TIEMPO_EN_MORA	-0.227100	0.059359	-3.825881	0.0001					
UBICACION	2.078231	1.017055	2.043381	0.0410					
C	-7.670544	2.908791	-2.637022	0.0084					
McFadden R-squared	0.750488	Mean dependent var	0.500000						
S.D. dependent var	0.501255	S.E. of regression	0.243725						
Akaike info criterion	0.505897	Sum squared resid	10.92990						
Schwarz criterion	0.769762	Log likelihood	-34.58969						
Hannan-Quinn criter.	0.612679	Deviance	69.17938						
Restr. deviance	277.2589	Restr. log likelihood	-138.6294						
LR statistic	208.0795	Avg. log likelihood	-0.172948						
Prob(LR statistic)	0.000000								
Obs with Dep=0	100	Total obs	200						
Obs with Dep=1	100								

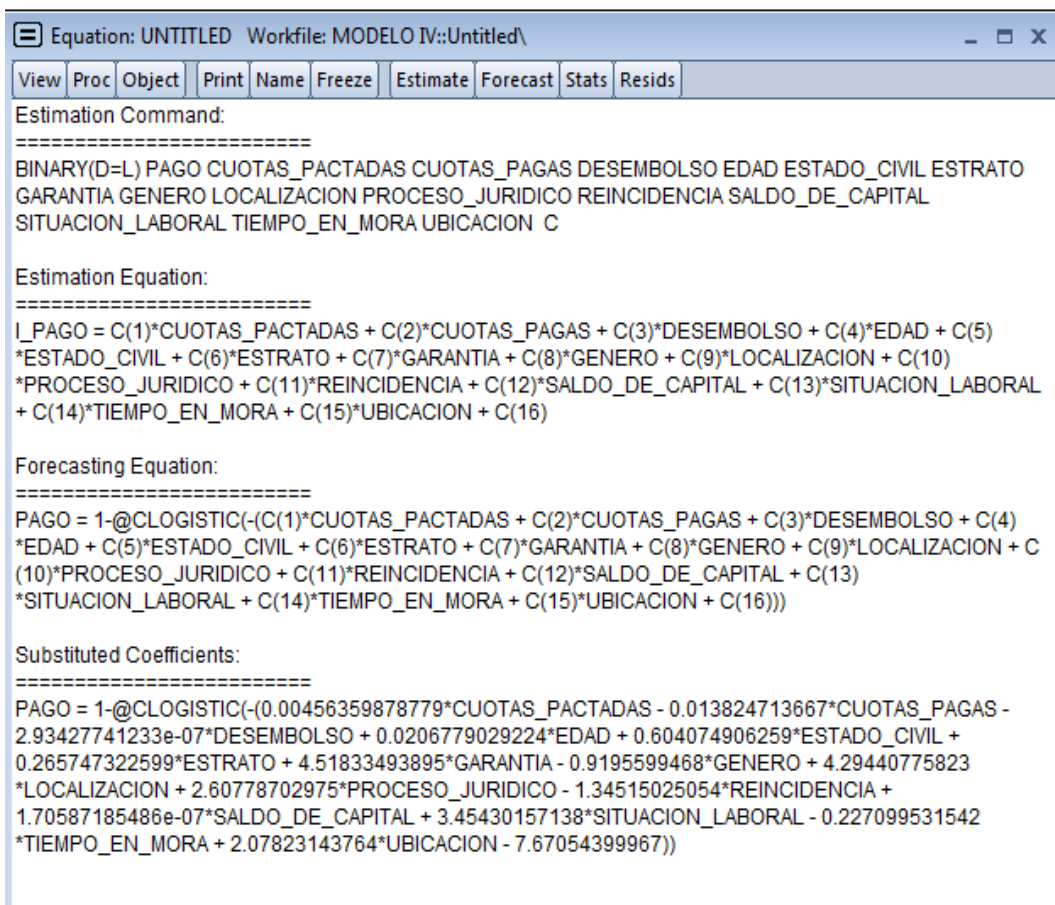
Fuente: Eviews

Una vez realizado este procedimiento se puede determinar lo siguiente:

Es interesante observar que la variable independiente Tiempo en mora está acompañada de un signo negativo por lo que se puede concluir que entre mayor sea el estrato menor es la posibilidad de pago, caso igual sucede con la reincidencia en mora a mayor veces de reincidencia menor es la posibilidad de pago

Así mismo la siguiente ecuación modelo teniendo en cuenta todas las variables:

Figura 4: Ecuación con todas las variables



```
Equation: UNTITLED  Workfile: MODELO IV::Untitled
View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids
Estimation Command:
=====
BINARY(D=L) PAGO CUOTAS_PACTADAS CUOTAS_PAGAS DESEMBOLSO EDAD ESTADO_CIVIL ESTRATO
GARANTIA GENERO LOCALIZACION PROCESO_JURIDICO REINCIDENCIA SALDO_DE_CAPITAL
SITUACION_LABORAL TIEMPO_EN_MORA UBICACION C
Estimation Equation:
=====
L_PAGO = C(1)*CUOTAS_PACTADAS + C(2)*CUOTAS_PAGAS + C(3)*DESEMBOLSO + C(4)*EDAD + C(5)
*ESTADO_CIVIL + C(6)*ESTRATO + C(7)*GARANTIA + C(8)*GENERO + C(9)*LOCALIZACION + C(10)
*PROCESO_JURIDICO + C(11)*REINCIDENCIA + C(12)*SALDO_DE_CAPITAL + C(13)*SITUACION_LABORAL
+ C(14)*TIEMPO_EN_MORA + C(15)*UBICACION + C(16)
Forecasting Equation:
=====
PAGO = 1-@CLOGISTIC(-(C(1)*CUOTAS_PACTADAS + C(2)*CUOTAS_PAGAS + C(3)*DESEMBOLSO + C(4)
*EDAD + C(5)*ESTADO_CIVIL + C(6)*ESTRATO + C(7)*GARANTIA + C(8)*GENERO + C(9)*LOCALIZACION + C
(10)*PROCESO_JURIDICO + C(11)*REINCIDENCIA + C(12)*SALDO_DE_CAPITAL + C(13)
*SITUACION_LABORAL + C(14)*TIEMPO_EN_MORA + C(15)*UBICACION + C(16)))
Substituted Coefficients:
=====
PAGO = 1-@CLOGISTIC(-(0.00456359878779*CUOTAS_PACTADAS - 0.013824713667*CUOTAS_PAGAS -
2.93427741233e-07*DESEMBOLSO + 0.0206779029224*EDAD + 0.604074906259*ESTADO_CIVIL +
0.265747322599*ESTRATO + 4.51833493895*GARANTIA - 0.9195599468*GENERO + 4.29440775823
*LOCALIZACION + 2.60778702975*PROCESO_JURIDICO - 1.34515025054*REINCIDENCIA +
1.70587185486e-07*SALDO_DE_CAPITAL + 3.45430157138*SITUACION_LABORAL - 0.227099531542
*TIEMPO_EN_MORA + 2.07823143764*UBICACION - 7.67054399967))
```

Fuente: Eviews

Como complemento al análisis también se procede a determinar los datos que se encuentran fuera del rango entre 0 y 1, lo cual servirá también para determinar la efectividad del modelo mediante análisis utilizando Excel al comprobar si las 200 observaciones coinciden con el ajuste del modelo tomando un valor de 0,5 como punto de partida hacia arriba para igualar con 1 o hacia abajo para igualar con 0 y a su vez comprobara si dicho valor es igual a que se posee de la variable dependiente Y (pago) es decir si los clientes se clasificaron de manera correcta, como se presenta en el cuadro a continuación, donde se muestra el resultado de las primeras 20 observaciones :

Tabla 2: Análisis residual en Excel

Observación	Actual	Fitted	Residual	% cumplimiento	No de coincidencias
1	0	0.00019	-0.00019	0	1
2	0	0.1735	-0.1735	0	1
3	0	0.35801	-0.35801	0	1
4	0	0.0136	-0.0136	0	1
5	0	0.00052	-0.00052	0	1
6	0	0.00012	-0.00012	0	1
7	0	0.00887	-0.00887	0	1
8	0	0.00234	-0.00234	0	1
9	0	0.06086	-0.06086	0	1
10	0	0.0015	-0.0015	0	1
11	0	0.14364	-0.14364	0	1
12	0	0.03126	-0.03126	0	1
13	0	0.0021	-0.0021	0	1
14	0	0.07191	-0.07191	0	1
15	0	0.00054	-0.00054	0	1
16	0	0.39649	-0.39649	0	1
17	0	0.24109	-0.24109	0	1
18	0	0.02918	-0.02918	0	1
19	0	0.0027	-0.0027	0	1
20	0	0.00809	-0.00809	0	1

Fuente: basado en resultados arrojados por Eviews

De este análisis se deduce que el modelo es confiable en un 92,5% como lo muestra el cuadro a continuación:

Tabla 3: Resultado Análisis residual en Excel

EFFECTIVIDAD DEL MODELO	
Correctos	92.50%
Incorrectos	7.50%

Fuente: Elaboración Propia

Así mismo el análisis realizado nos permite determinar cuál es la significancia de las variables para lo cual se utilizan las siguientes hipótesis:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \dots \beta_n = 0$$

No existen Variables significativas

$$H_1: \beta_1 \neq \beta_2 \neq \beta_3 \neq \beta_4 \neq \beta_5 \neq \dots \beta_n \neq 0$$

Existe al menos una variable significativa.

Con el fin de validar la hipótesis se hará una comparación entre el LR-Statistic que nos muestra el Eviews frente a la prueba Chi- Cuadrado, para el cual se utilizara un nivel de significancia del 5% con 12 grados de libertad, el cual arroja un valor de 21,02, el cual es inferior a LR- Statistic que tiene un valor de 208.0795

De tal modo se infiere que se rechaza la hipótesis nula y los datos se ajustan a la distribución logística.

Del modelo que incluye todas las variables se encuentra que existen variables que no son significativas como se relaciona a continuación.

Tabla 4: Variables no significativas

Variable	Probabilidad
EDAD	57.94%
CUOTAS_PACTADAS	56.26%
ESTADO_CIVIL	41.24%
ESTRATO	35.53%
GENERO	21.61%
CUOTAS_PAGAS	15.14%
SALDO_DE_CAPITAL	9.02%
DESEMBOLSO	5.16%

Fuente: Elaboración Propia

Con el fin de observar el comportamiento del modelo ante los cambios se irá eliminando de manera progresiva las variables menos significativas según su valor y se hará el análisis una vez se eliminen las misma de los datos que arroje el mismo.

Una vez realizadas las pruebas en la herramienta Eviews se obtiene el siguiente modelo con 7 variables, todas con un nivel de significancia dentro de 5% de todas:

Figura 5: Modelo con las variables significativas

Dependent Variable: PAGO				
Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)				
Date: 10/19/11 Time: 23:45				
Sample: 1 200				
Included observations: 200				
Convergence achieved after 5 iterations				
Covariance matrix computed using second derivatives				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
GARANTIA	3.244709	0.752556	4.311584	0
LOCALIZACION	3.580157	0.736279	4.862502	0
PROCESO_JURIDICO	2.013574	0.654521	3.07641	0.0021
REINCIDENCIA	-1.394555	0.37483	-3.720504	0.0002
SITUACION_LABORAL	2.605785	0.723881	3.599743	0.0003
TIEMPO_EN_MORA	-0.158412	0.034842	-4.546582	0
UBICACION	1.79539	0.834455	2.151572	0.0314
C	-5.276503	1.22063	-4.322772	0
McFadden R-squared	0.70468	Mean dependent var		0.5
S.D. dependent var	0.501255	S.E. of regression		0.255976
Akaike info criterion	0.4894	Sum squared resid		12.58057
Schwarz criterion	0.621333	Log likelihood		-40.93998
Hannan-Quinn criter.	0.542791	Deviance		81.87997
Restr. deviance	277.2589	Restr. log likelihood		-138.6294
LR statistic	195.3789	Avg. log likelihood		-0.2047
Prob(LR statistic)	0			
Obs with Dep=0	100	Total obs		200
Obs with Dep=1	100			

Fuente: Eviews

Para determinar la efectividad de este nuevo modelo utilizando la misma herramienta se realiza un nuevo análisis de clasificación de los sujetos de la siguiente manera:

Figura 6: Validación de clasificación de las observaciones

Expectation-Prediction Evaluation for Binary Specification

Equation: UNTITLED

Date: 10/19/11 Time: 23:58

Success cutoff: C = 0.5

	Estimated			Constant		
	Equation			Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
P(Dep=1)<=C	93	10	103	100	100	200
P(Dep=1)>C	7	90	97	0	0	0
Total	100	100	200	100	100	200
Correct	93	90	183	100	0	100
% Correct	93	90	91.5	100	0	50
% Incorrect	7	10	8.5	0	100	50

Fuente: Eviews

Teniendo en cuenta que el modelo es superior al 90% de posibilidad de ser correcto se procede a elaborar el modelo de predicción en Excel.

Para realizar la elaboración del modelo en Excel se tendrá en cuenta la información de la ecuación definitiva:

Figura 7: Ecuación final

Estimation Command:

```

=====
BINARY(D=L) PAGO GARANTIA LOCALIZACION PROCESO_JURIDICO REINCIDENCIA
SITUACION_LABORAL TIEMPO_EN_MORA UBICACION C
    
```

Estimation Equation:

```

=====
I_PAGO = C(1)*GARANTIA + C(2)*LOCALIZACION + C(3)*PROCESO_JURIDICO +
C(4)*REINCIDENCIA + C(5)*SITUACION_LABORAL + C(6)*TIEMPO_EN_MORA + C(7)*UBICACION +
C(8)
    
```

Forecasting Equation:

```

=====
PAGO = 1-@CLOGISTIC(-(C(1)*GARANTIA + C(2)*LOCALIZACION + C(3)*PROCESO_JURIDICO +
C(4)*REINCIDENCIA + C(5)*SITUACION_LABORAL + C(6)*TIEMPO_EN_MORA + C(7)*UBICACION +
C(8)))
    
```

Substituted Coefficients:

```

=====
PAGO = 1-@CLOGISTIC(-(3.24470876394*GARANTIA + 3.58015659298*LOCALIZACION +
2.01357376715*PROCESO_JURIDICO - 1.39455502772*REINCIDENCIA +
2.60578484781*SITUACION_LABORAL - 0.158412228549*TIEMPO_EN_MORA +
1.79539005665*UBICACION - 5.27650299043))
    
```

Fuente: Eviews

Al modelar dicha ecuación en Excel se obtienen los siguientes resultados

Tabla 5: Calculo de la variable Zi en Excel

RIESGO	COEFICIENTE	Características del Cliente	Producto
GARANTIA	3.244709	1	3.244709
LOCALIZACION	3.580157	1	3.580157
PROCESO_JURIDICO	2.013574	0	0
REINCIDENCIA	-1.394555	0	0
SITUACION_LABORAL	2.605785	1	2.605785
TIEMPO_EN_MORA	-0.158412	93	-14.732316
UBICACION	1.79539	1	1.79539
	-5.276503	Zi	-8.782778
		Pi	0

No Paga

Fuente: Elaboración Propia

Para realizar la prueba y ensayo de los resultados obtenidos se procede a correr el modelo con 48 observaciones de las cuales ya se posee la información de pago una vez se corre el modelo los resultados son los siguientes:

Tabla 6: Resultados submuestra

OBSERVACION	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
PAGO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
GARANTIA	1	0	0	1	1	1	1	1	0	0
LOCALIZACION	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0
PROCESO JURIDICO	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0
REINCIDENCIA	0	2	2	1	1	2	0	0	1	0
SITUACION LABORAL	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1
TIEMPO EN MORA	93	34	38	1	36	51	31	21	1	0
UBICACIÓN	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0
Zi	-8.782778	-11.656231	-9.684094	0.224203	-5.320217	-5.510795	-3.362409	-1.549482	-1.453923	-2.670718
PAGO	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
RESULTADO	NO PAGA	NO PAGA	NO PAGA	PAGA	NO PAGA	NO PAGA	NO PAGA	NO PAGA	NO PAGA	NO PAGA
PRUEBA	CORRECTO	CORRECTO	CORRECTO	INCORRECTO	CORRECTO	CORRECTO	CORRECTO	CORRECTO	CORRECTO	CORRECTO

Fuente: elaboración propia

Tabla 7: resultados totalizados de la submuestra

CONCEPTO	Número de clientes	%
TOTAL CORRECTOS	42	87.5%
TOTAL INCORRECTOS	6	12.5%
TOTAL OBSERVACIONES	48	100.0%

Fuente: elaboración propia

Como se observa al correr el modelo en las 48 observaciones se obtiene acierto en el 87,5% de las observaciones razón por la cual es procedente realizar el modelo de score para pronosticar el pago o no pago de una obligación.

4. Elaboración modelo de recuperación de cartera para personas naturales de la región de Santander

Para el inicio de la elaboración del modelo tendremos en cuenta el concepto de las cinco C's del crédito, pues como se dijo en la introducción de este trabajo, es muy poco el material académico que se tiene para el análisis de la posibilidad de pago de créditos en mora, generalmente todo se centra en la posibilidad de impago de un crédito al momento de otorgarlo.

Las 5 C'S del crédito es un análisis sobre 5 factores que inciden en el riesgo de no pago del mismo, es una forma subjetiva de acuerdo a la forma de ver la situación por parte de analistas o expertos en temas de crédito, estos son los conceptos de las 5 C'S:

Carácter: Sobre el carácter se entiende por todo lo que tiene que ver con la reputación y la moralidad del cliente, así por ejemplo se verifica si existen procesos jurídicos por deudas anteriores o reportes de mal pago en antiguas obligaciones.

Capacidad: Esta habla de su solvencia para poder retornar el dinero prestado la generación de valor que tiene con sus negocios o su actividad económica dependiendo si es empleado o independiente por ejemplo.

Colateral: Aquí se habla de lo que posee el cliente para respaldar su obligación puede ser un aval de un tercero o una bien inmueble o enseres que en dado momento dieran seguridad al pago.

Condiciones: Estas son causas externas que no dependen de la voluntad del cliente, pero que pueden afectar su situación o estabilidad económica, por ejemplo su ubicación demográfica.

Capital: Este concepto se refiere a los recursos que posee el cliente para generar riqueza y que rentabilidad generan estos recursos así mismo su solidez económica.

Dentro del modelo que se está realizando se realizó la siguiente clasificación de las variables de acuerdo a lo expuesto y previo análisis.

Tabla 8: Clasificación de las 5 C'S dentro de las variables

Variable	Coefficient	CONFIANZA	Participación	Clasificación
GARANTIA	3.244709	1.00E+00	14.36%	COLATERAL
LOCALIZACION	3.580157	1.00E+00	14.36%	CARÁCTER
PROCESO_JURIDICO	2.013574	9.98E-01	14.33%	CONDICIONES
REINCIDENCIA	-1.394555	1.00E+00	14.35%	CARÁCTER
SITUACION_LABORAL	2.605785	1.00E+00	14.35%	CAPACIDAD
TIEMPO_EN_MORA	-0.158412	1.00E+00	14.36%	CAPITAL
UBICACION	1.79539	9.69E-01	13.90%	CONDICIONES

Fuente: Elaboración propia

La siguiente sería la ponderación de valores que tendrían las 5 C'S dentro de nuestro modelo:

Tabla 9: Ponderación de valores.

PONDERACION DE VALORES	
CAPITAL	14.36%
CAPACIDAD	14.35%
CONDICIONES	28.23%
COLATERAL	14.36%
CARÁCTER	28.71%
TOTAL	100.00%

Fuente: Elaboración propia

Estos son los rangos de calificación que tendrán cada una de las variables:

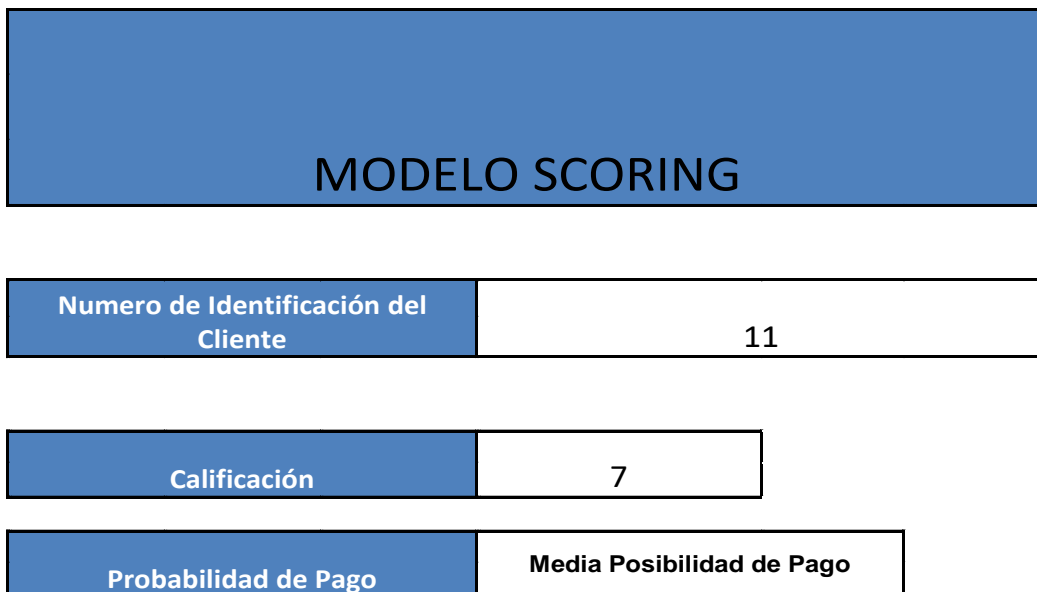
Tabla 10: Rangos de Calificación

Variable	Valores para Calificación
GARANTIA	Para 1=10, Para 0=1
LOCALIZACION	Para 1=10, Para 0=1
PROCESO_JURIDICO	Para 1=8, Para 0=1
REINCIDENCIA	Para 0= 10, Para 1= 8, Para 2= 4, Para 3=1
SITUACION_LABORAL	Para 1=10, Para 0=1
TIEMPO_EN_MORA	Para >=60= 1, Para >= 36= 2, Para >=6 = 8, Para <=5=10
UBICACION	Para 1=8, Para 0=1

Fuente: Elaboración propia

Se realiza el respectivo trabajo de modelar en Excel, de dar pesos ponderados y se logra obtener el siguiente resultado:

Figura 8: Modelo Scoring



Fuente: Elaboración propia

Del modelo se destaca que la calificación va de 1 a 10 y al introducir los datos del cliente los cuales deben contener la información de las 7 variables, y adicionalmente arroja un mensaje que indica la probabilidad de pago de acuerdo a los siguientes rangos:

Tabla 9. Clasificación por rangos

valores	Probabilidad
10 a 8	Alta posibilidad de pago
7 a 6	Media posibilidad de pago
5 a 4	Baja posibilidad de pago
3 a 1	No pago

Fuente: Elaboración propia

Además se incluye un cuadro que plantea estrategias de cobro para cada cliente según su rango de calificación buscando optimizar el proceso de cobro, para hacer de esta una herramienta de apoyo.

Alta posibilidad de pago

- Debe realizarse cobro persuasivo
- Este cliente se debe priorizar para agilizar la recuperación de cartera
- Agende una cita con este cliente y cierre Negocio
- Aproveche este tipo de clientes para mejorar indicadores de recaudo

Media posibilidad de pago

- Busque políticas de recaudo favorables para este cliente evite que se deteriore su posibilidad de cierre de negocio
- Revise las referencias contáctelas, y garantías como método de presión
- Debe dar a conocer al cliente las consecuencias de su incumplimiento y las ventajas de realizar el acuerdo de pago

Baja posibilidad de pago

- Urgente revise si el cliente tiene proceso jurídico en contra y solicite impulso
- Realice por lo menos tres gestiones semanales al cliente, debe ser muy persuasivo
- Visite al cliente de ser posible, no debe esperar a que él se acerque a la oficina
- Mire las posibilidades de realizar un acuerdo de pago atractivo que enganche al cliente
- Hable con su superior para que realicen gestión conjunta

No paga

- Solicite el castigo de la cartera
- Mire cual es la mejor política que le puede ofrecer al cliente y envíele comunicación o busque dársela personalmente

Nota: todos los procedimientos realizados en Excel e Eviews están soportados y se anexa la información pertinente en CD.

5. Conclusiones

- La exploración del modelo logit permitió establecer la relevancia de las variables a tener en cuenta y variables que en la cobranza se dan por hecho su importancia en la realización del modelo no lo fueron, además la exploración permitió la ratificación de la importancia de variables como localización y ubicación que por el conocimiento empírico siempre han sido de destacada importancia pero ahora tiene un fundamento académico.
- El diseño del scoring permite un avance en el tema de análisis de cartera morosa el hecho de crear una herramienta predictiva para créditos que ya están en atraso es un aporte para este sector, así mismo la herramienta implementa una serie de estrategias que permitirán dar al analista de la cartera tener una bitácora sobre los procedimientos indicados para obtener una pronta recuperación del activo.
- Se concluye también que debido a condiciones propias de cada crédito los rangos de las variable a estudiar como cuotas pactadas, valor del desembolso, capital contable, son de rangos muy amplios estas condiciones parten dependiendo si se trata de un crédito comercial, de consumo o hipotecario razón por la cual para posteriores estudios se debe sesgar la información por tipo de crédito para optimizar los resultados.

6. BIBLIOGRAFIA

1. Ramón Pedret, Laura Sagnier, Francesc Camp, Herramientas para segmentar mercados y posicionar productos, Editorial Deusto.
2. J Ma Caridad y Ocerim, Econometría: Modelos Econométricos y series temporales, tomo I, Editorial Reverte.
3. Jeffrey M. Wooldrige, Inducción a la Econometría, Un enfoque Moderno, Cengage Learning Editores.
4. Douglas Lind, William Marchal, Samuel Wathen, Estadística aplicada a los negocios y economía, Mc Graw Hill
5. Manuel Vivanco, Muestreo estadístico: Diseño y Aplicaciones, editorial Universitaria.
6. Anderson, Sweeney y Williams, Estadística para Administración y Economía, 10 Edición, Cengage Learning Editores.
7. “Los modelos logit y Probit en la Investigación Social, El caso de la pobreza del Perú en el Año 2001, Investigación para el Centro de investigación y desarrollo del Instituto Nacional de estadística, Francg Pucutay Vásquez
8. ELIZONDO, Alan. Medición Integral del Riesgo de Crédito, Limusa Noriega editores. México 2003.
9. Manuel, Sesto Pedreira. Teoría de la financiación, Editorial Centro de Estudios Ramón Arces
10. Sampieri, Fernández, Baptista. Metodología de la investigación. Mc Graw Hill
11. Jaime Loring, La Gestión Financiera, Editorial Deusto
11. “Evaluación de modelos para la medición de riesgo de Incumplimiento en créditos para una entidad financiera del Eje cafetero”, trabajo final de maestría de Fanery Echeverri Valdés, Universidad Nacional de Colombia
12. “Experiencia pública en la recuperación de cartera”, Ensayo Mgter. Franklin a. Serrano

13. Trabajo Ing. Gloria Macías Villalba .riesgo de crédito, modo de compatibilidad.
15. Trabajo, Guía metodológica para la aplicación de Modelos de medición de riesgo de crédito, Yuly Marcela Zapata, con la asesoría de Gloria Inés Macías V.
16. [http:// www.tec.url.edu.gt/boletin/URL_02_BAS02.pdf](http://www.tec.url.edu.gt/boletin/URL_02_BAS02.pdf), 21 de Agosto de 2011.
17. <http://www.gestiopolis.com/recursos5/docs/fin/delascuentas.htm>
18. http://www.docirs.cl/scoring_htm/Logit_function.htm
19. <http://www.eumed.net/tesis/2008/em>
20. <http://www.sapiens.com/castellano/articulos.nsf/>
21. <http://www.monografias.com/trabajos28/politicas-credito/>

Anexos

- Se anexa un CD con todo el trabajo elaborado en Excel e Eviews