



# **MODELO FINANCIERO PARA RIESGO DE CRÉDITO DE VEHÍCULO DEL BANCO DAVIVIENDA S.A.**

**LAURA ROCIO RUEDA PIMIENTO  
SILVIA JULIANA VERGEL ESTEBAN**

# **CONTENIDO**

- 1. GENERALIDADES BANCO DAVIVIENDA.**
- 2. COMPOSICIÓN Y COMPORTAMIENTO DE CARTERA VEHÍCULO.**
- 3. FÓRMULA PERFIL Y CUPO – EVALUACIÓN DE CRÉDITO DE VEHÍCULO SCORING ACTUAL.**
- 4. DESARROLLO DEL MODELO.**
- 5. INTERPRETACION DE LOS ESTIMADOS.**
- 6. SCORING.**
- 7. CONCLUSIONES.**

# INTRODUCCION

En este proyecto lo que se pretende es mejorar la selección del cliente, de acuerdo al perfil y las características que lo identifica, basado en análisis estadísticos que proporcionan resultados objetivos y cuantificables para mejorar la gestión efectiva de la cartera del crédito de vehículo en el Banco Davivienda.

# OBJETIVOS

## *Objetivo General*

Proponer un modelo estadístico que permita evaluar el perfil de riesgo de un cliente para la aprobación de crédito de vehículo del Banco Davivienda S.A.

# OBJETIVOS (CONT.)

## *Objetivos Específicos*

- Analizar las características básicas y los requisitos para un crédito de vehículo en el Banco Davivienda.
- Determinar la evolución y el comportamiento de la cartera del crédito de vehículo del Banco Davivienda a nivel Bucaramanga.
- Identificar los tipos de modelo de riesgo de crédito.
- Análisis estadístico de cada una de las variables identificadas.
- Realizar y aplicar dos modelos de riesgo de crédito.
- Determinar la viabilidad en la propuesta de un modelo adecuado a las necesidades del banco.

# **GENERALIDADES BANCO DAVIVIENDA**

- **Imagen Corporativa**
- **Misión**
- **Origen**
- **Grupo Bolívar**

## ***LINEAS DE CRÉDITO***

- **Crédito Hipotecario**
- **Crédito de Consumo**

# GENERALIDADES BANCO DAVIVIENDA

## (CONT.)

### Crédito de Vehículo

- **Características**
- Aprobación en 24 horas.
- Financiación de vehículos con antigüedad hasta de 10 años.
- Cuotas Mensuales fijas.
- Abono de Cuotas extraordinarias cada vez que lo desee.
- Cuenta de Ahorros con Tarjeta Débito, para que disfrute de todos nuestros Servicios.
- Vehículo pignorado a nombre del banco.
  
- **Tasas:**
- Normal 1.49%
- Portafolio (1) 1.45%
- Libranza (2) 1.40%

# COMPOSICIÓN Y COMPORTAMIENTO DE CARTERA VEHÍCULO

- Se puede apreciar como la cartera presenta un muy buen comportamiento de cumplimiento de pagos, ya que los porcentajes de mora son muy bajos en comparación con los clientes que se encuentran al día en sus obligaciones financieras. Por lo que en general se cataloga como una cartera sana, se hizo un análisis para saber el porcentaje de cumplimiento e incumplimiento y así tomar una decisión con respecto al comportamiento de la cartera en el futuro.



# Clasificación De Clientes Según Incumplimiento

<b>Categoria</b>	<b>Clasificacion</b>	<b>Dias de Mora</b>
A	Normal	0 - 30
B	Aceptable	31 - 60
C	Deficiente	61 - 90
D	Difícil Cobro	91 -180
E	Incobrable	181 - en adelante
K	Castigado	0 - en adelante

# FÓRMULA PERFIL Y CUPO – EVALUACIÓN DE CRÉDITO DE VEHÍCULO SCORING ACTUAL

Existen variables tanto cuantitativas como cualitativas

- **CUANTITATIVAS:**

Número de cédula, Número de radicación, Plazo, Modelo, Valor Comercial, Préstamo, Tasa, Renta líquida año anterior, Renta mensual, Ingresos recibidos, Ingresos mensuales, Sueldo básico, % de credibilidad, Egresos, Endeudamiento financiero.

- **CUALITATIVAS:**

Edad, Estado Civil, Actividad Económica, Tiempo en la actividad, Sucursal, Tipo de vivienda, Comportamiento de Data crédito, Vínculos con Davivienda o el Grupo.

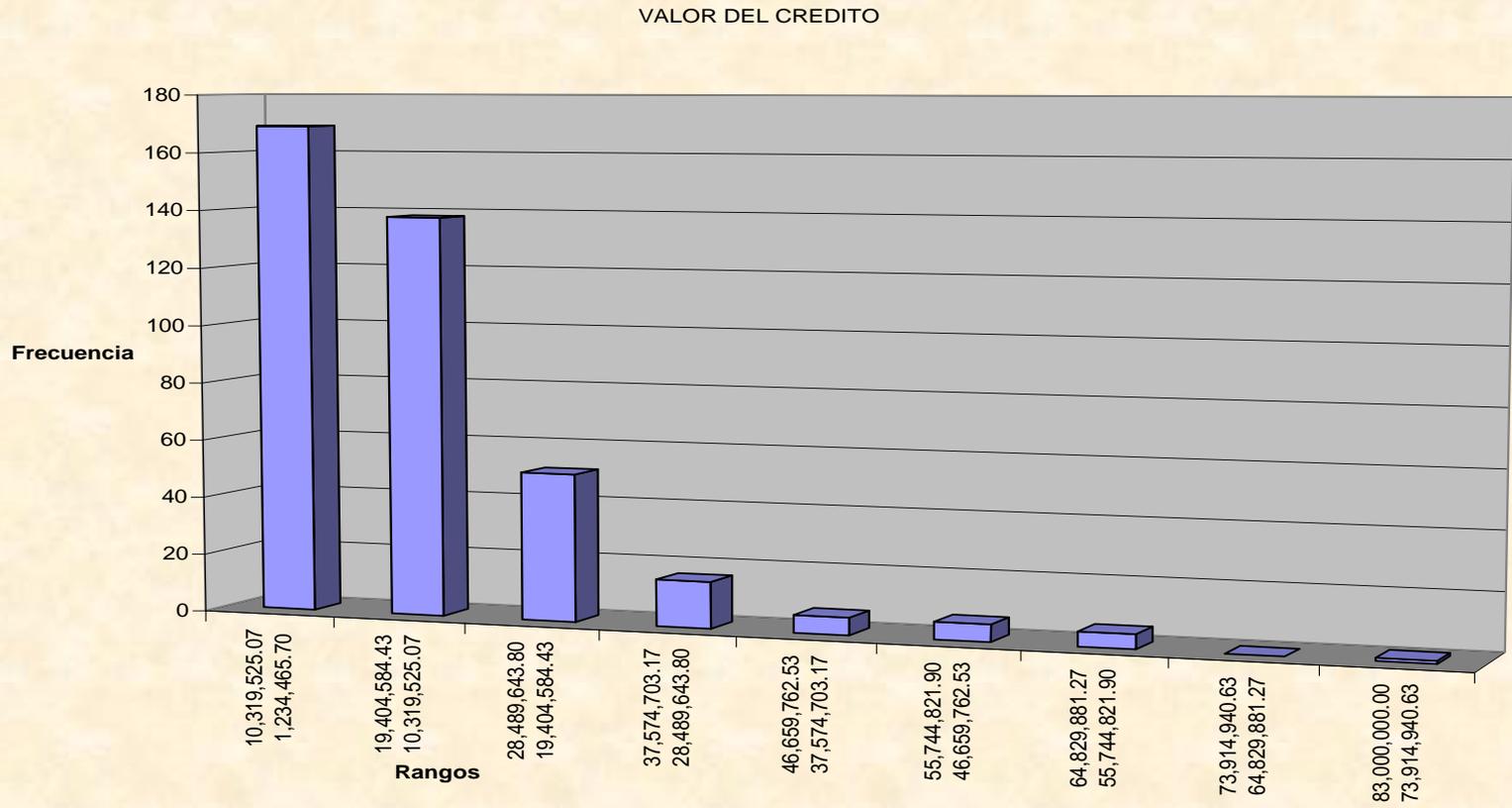
# DESARROLLO DEL MODELO

- **DESCRIPCION DE VARIABLES:**
- **Cedula:** Cuantitativa, es medida en números.
- **Valor del crédito:** Cuantitativa, se mide en pesos.
- **Plazo:** Cuantitativa, es medida en tiempo.
- **Profesión:** Cualitativa nos muestra la actividad económica.
- **Sueldo:** Cuantitativa, es medida en pesos.
- **Ingresos:** Cuantitativa, es medida en pesos.
- **Egresos:** Cuantitativa, es medida en pesos.
- **Activos:** Cuantitativa, es medida en pesos.
- **Empleado/independiente:** Cualitativa, condiciones de trabajo.
- **Sexo:** Cualitativa, nos dice el genero cliente.
- **Estado civil:** Cualitativa, muestra el estado legal de unión.
- **Cuota:** Cuantitativa, es medida en pesos.
- **Valor del vehiculo:** Cuantitativa, medida en pesos.
- **Valor inicial:** Cuantitativa, se mide en pesos.
- **Data Crédito:** Cualitativa, nos dice como es el comportamiento crediticio.

# ANALISIS DE LAS VARIABLES

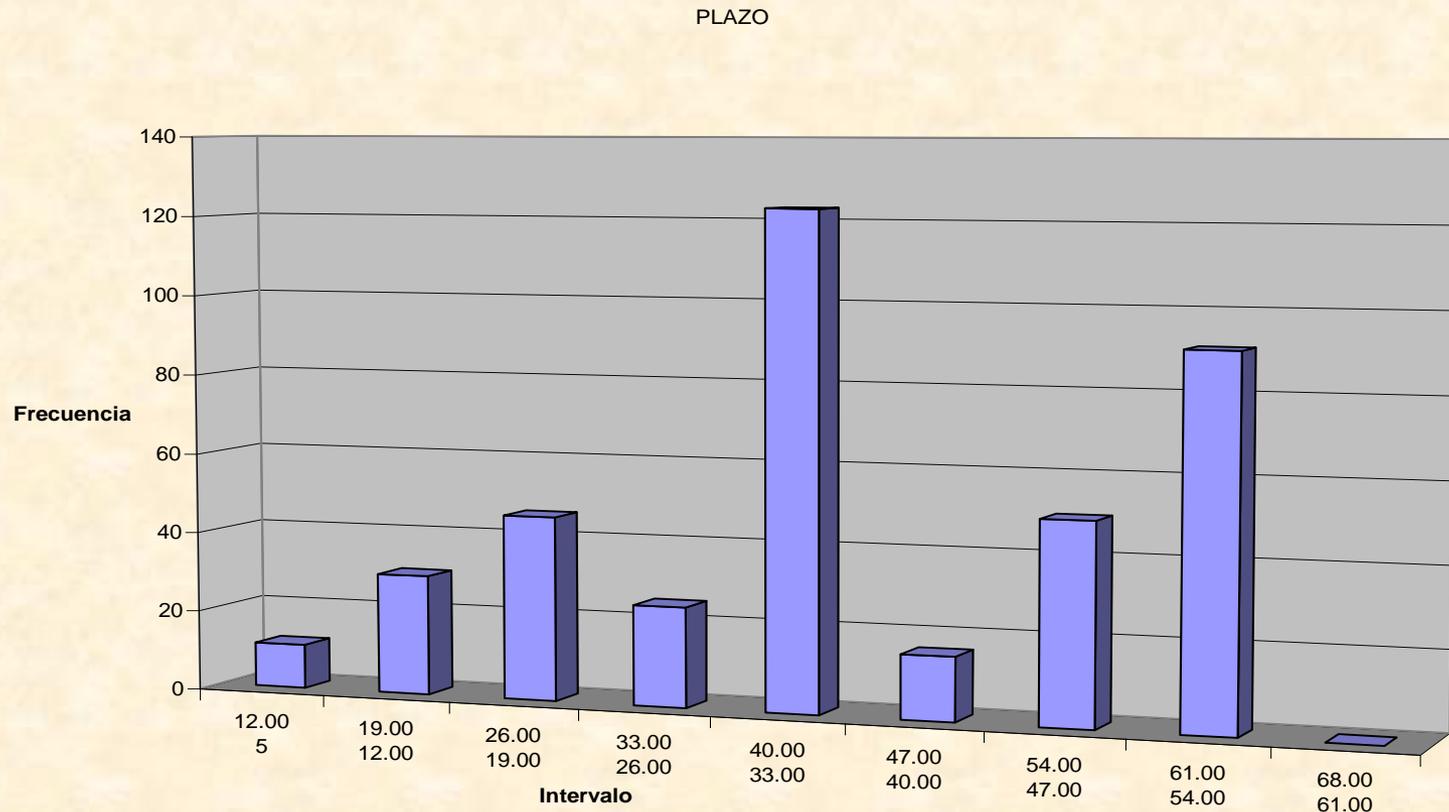
- **CUANTITATIVAS.**

**Valor del crédito:** El 50% de los créditos solicitados son  $\leq$  14.593.899,21. Y que dichos valores se alejan por encima y por debajo de la media en 11.146.373,70.



# ANALISIS DE LAS VARIABLES (CONT.)

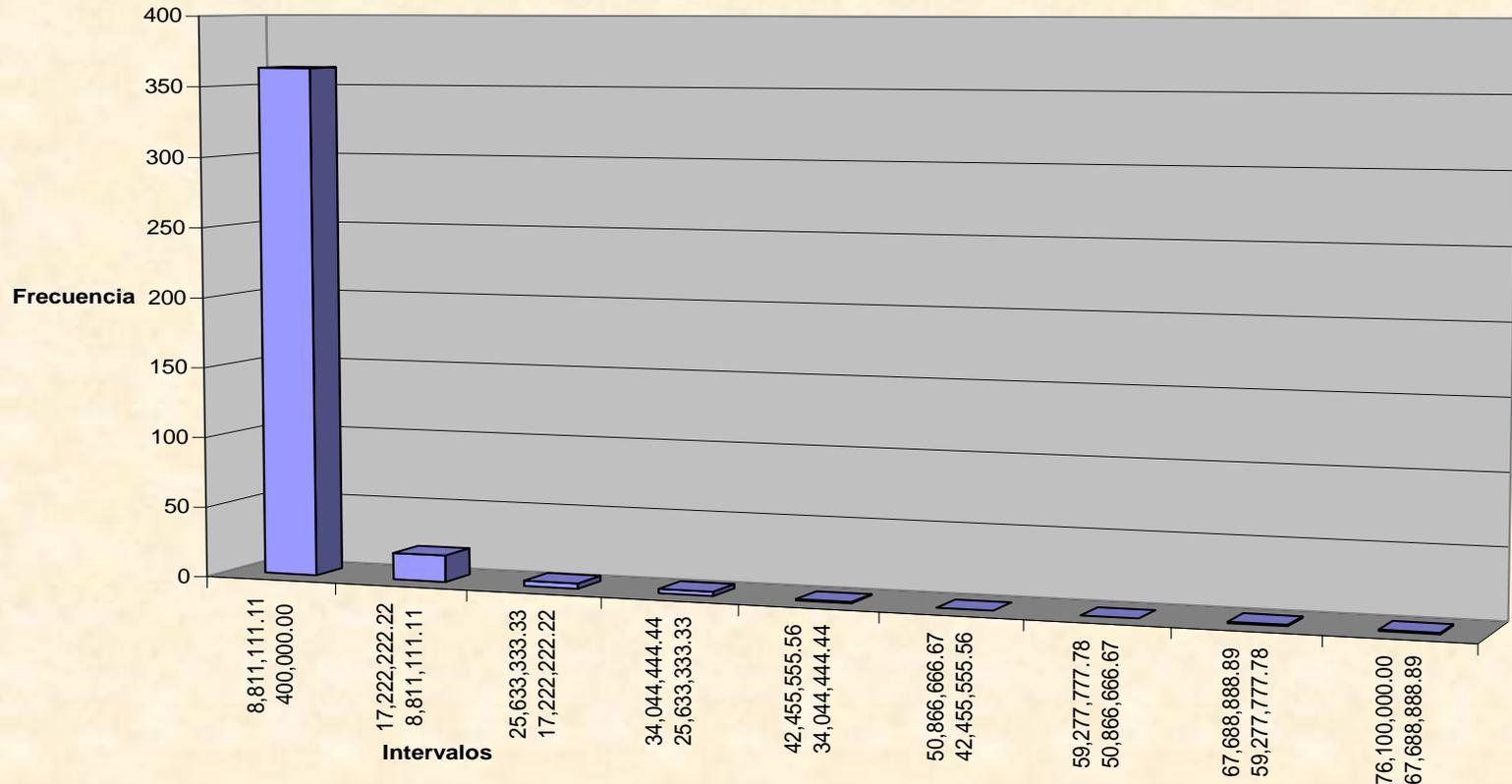
- **Plazo:** El 50% de los créditos solicitados tienen un plazo de  $\leq 39.43622449$  y estos valores se alejan por encima y por debajo de la media en  $14.61338118$ .



# ANALISIS DE LAS VARIABLES (CONT.)

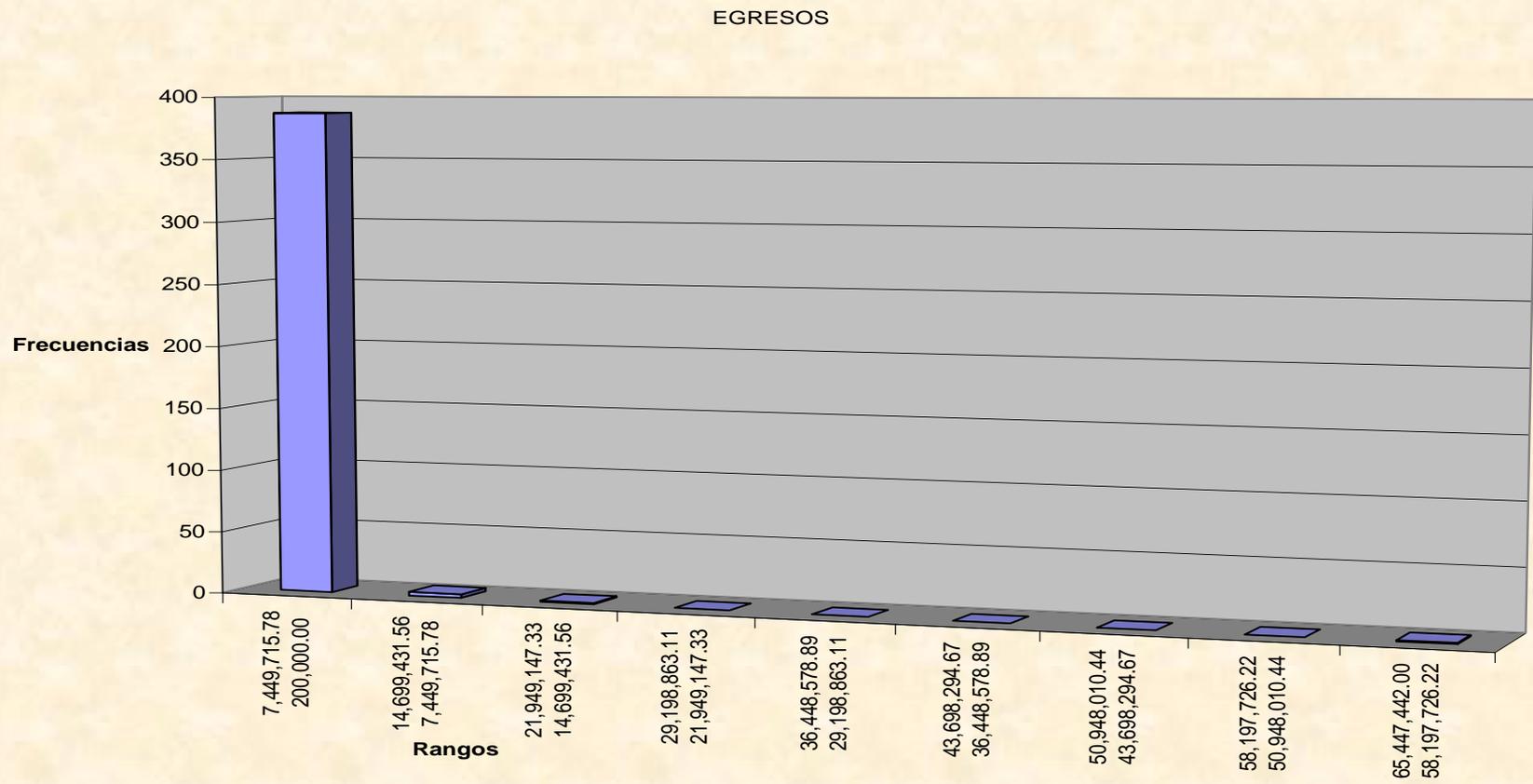
- **Ingresos:** El 50% de los créditos solicitados las personas tienen un ingresos de  $\leq 4.119.404,32$  y dichos valores se alejan por encima y por debajo de la media en  $6.274.230,82$ .

INGRESOS



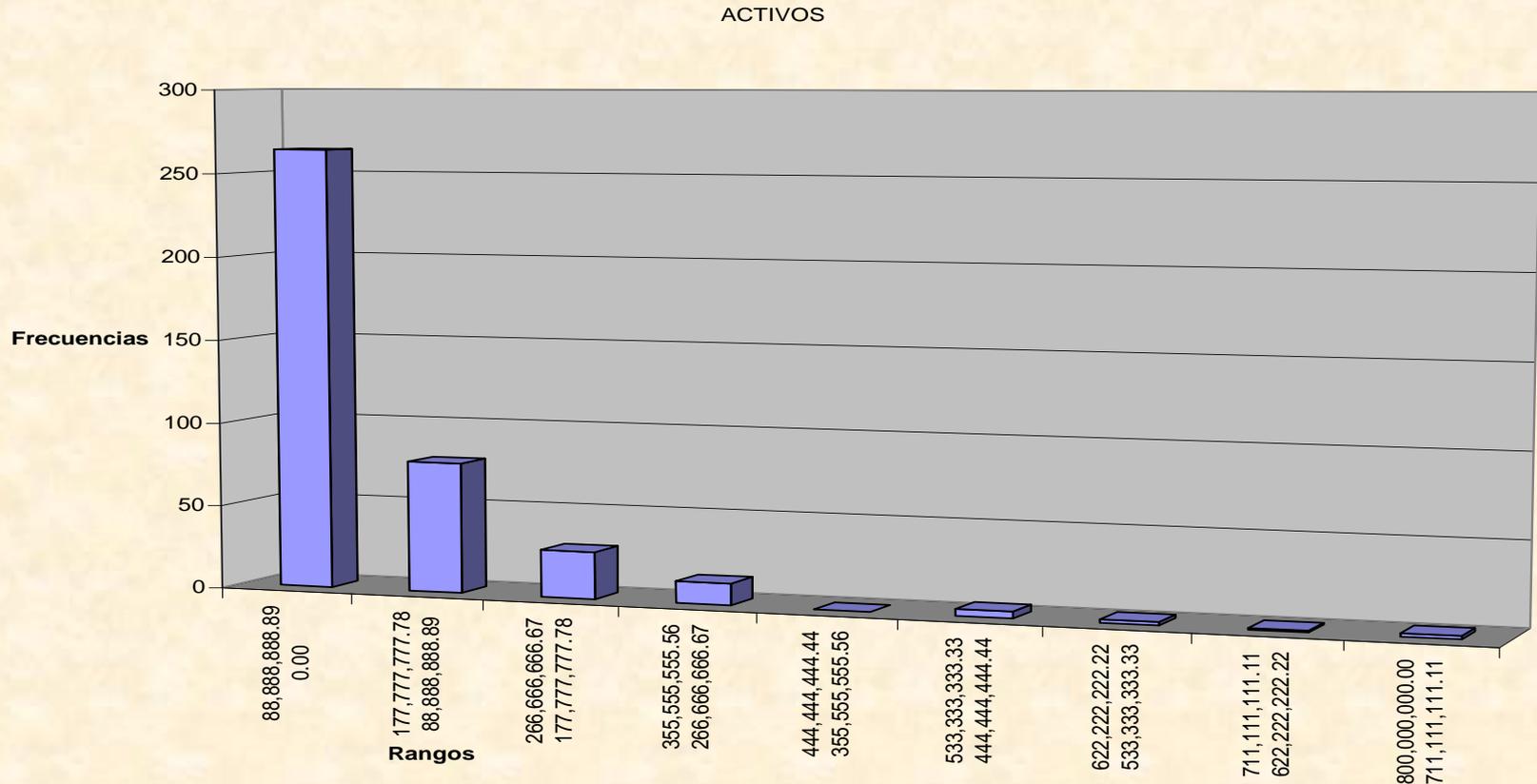
# ANALISIS DE LAS VARIABLES (CONT.)

- **Egresos**: El 50% de los créditos solicitados tienen un ingreso de  $\leq 1.594.030,16$  y estos valores se alejan por encima y por debajo de la media en  $3.581.047,31$ .



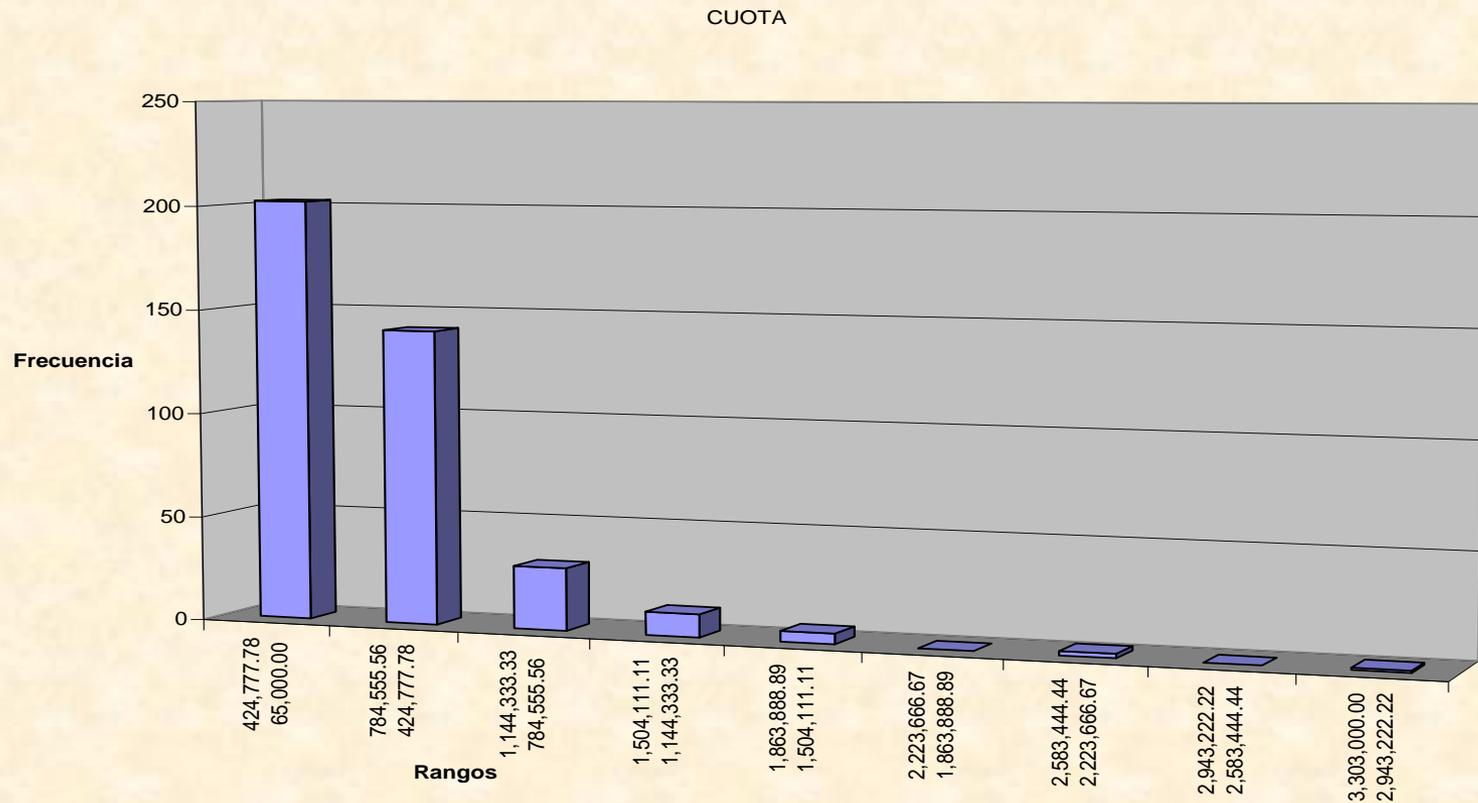
# ANALISIS DE LAS VARIABLES (CONT.)

- **Activos**: el 50% de los créditos solicitados las personas, tienen unos activos de  $\leq 84.006.595,31$  y dichos valores se alejan por encima y por debajo de la media en  $110.784.270,73$ .



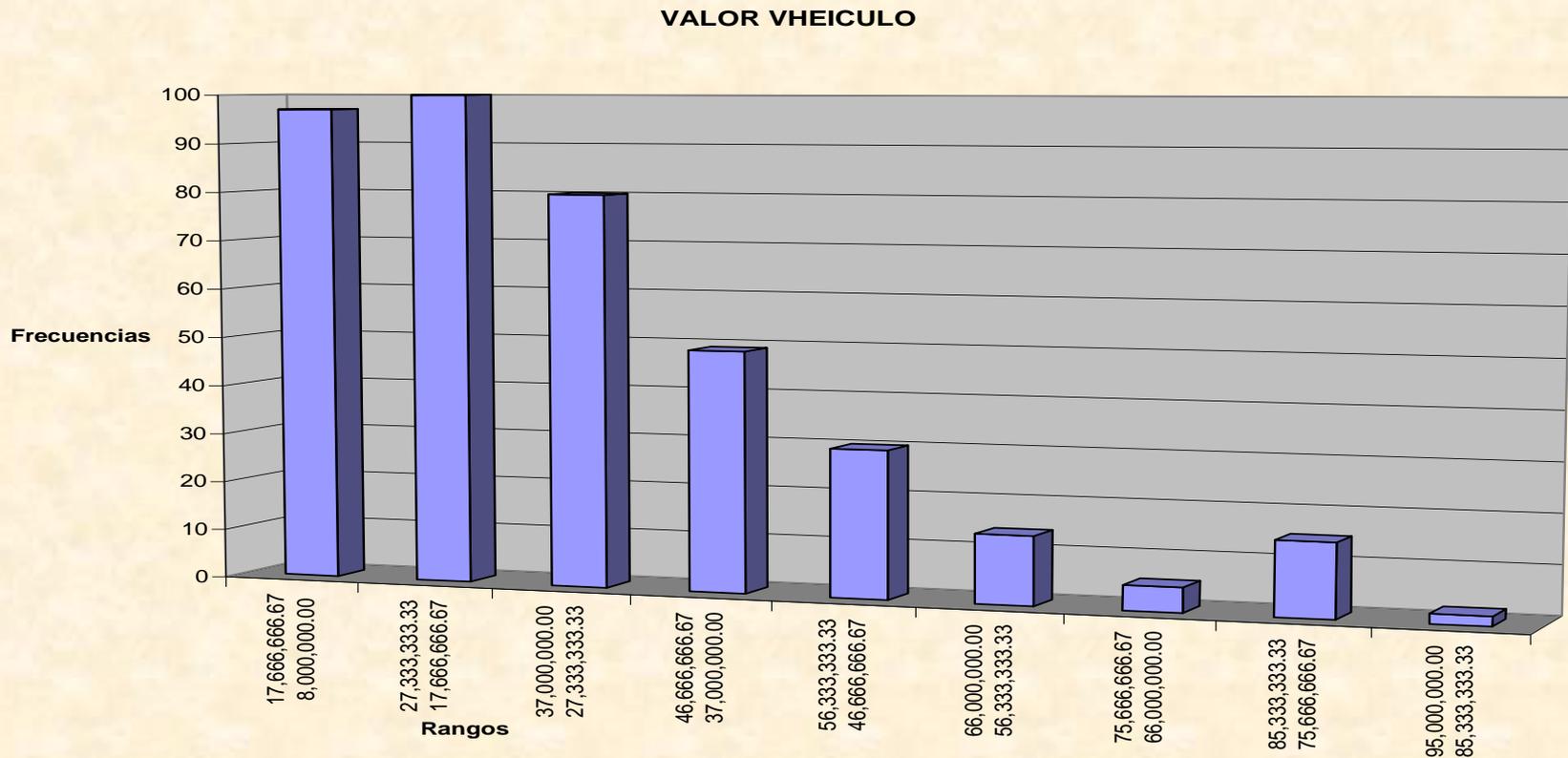
# ANALISIS DE LAS VARIABLES (CONT.)

- **Cuota:** El 50% de los créditos solicitados obtienen una cuota de  $\leq 504.741,43$  y estos valores se alejan por encima y por debajo de la media en 345.043,53.



# ANALISIS DE LAS VARIABLES (CONT.)

- **Valor del vehiculo:** El 50% de los créditos solicitados las personas, el valor del vehiculo es de  $\leq 31.310.043,37$  y dichos valores se alejan por encima y por debajo de la media en 17.620.727,30.



# ANALISIS DE LAS VARIABLES (CONT.)

- ***Variables Cualitativas:***

**Sexo:** El 40.05% de la muestra tomada es femenino y el 59.95% es Masculino, el cual un 12.95% de la población femenina esta en mora y un 8.29% de la población masculina esta en mora.

**Estado civil:** El 72.45% es casada y el 27.55% pertenece a los no casados, el cual un 10.94% de la población Casada esta en mora y un 8% de la población No casada esta en mora.

**Empleado/Independiente:** El 76.79% es Empleada y el 23.21% es Independiente de los cuales el 9.06% de la población de los empleados esta en mora y el 13.75% de la población independiente esta en mora.

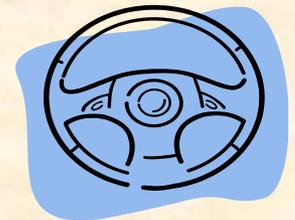
# MODELO PROBIT Y LOGIT

- Modelo de selección cualitativa que consiste en determinar la probabilidad de que un individuo que tiene ciertos atributos pertenezca a uno de dos grupos específicos, en nuestro caso, se trata de determinar la probabilidad de que un acreditado que tiene ciertos atributos (razones financieras) se declare en incumplimiento o degrade su calificación crediticia.

# MODELO PROBIT

## **MODELO 1**

- La simulación en el modelo Probit, arrojo una media de **0.908163** por que la mayoría de sus datos no estaban en mora lo que origino un sesgo , por lo tanto si su Y-estimada es superior a la media del modelo, existe una probabilidad de que la persona posea mora aunque si es inferior también existe la probabilidad de que mejore su calificación, también haciendo el calculo del R-cuenta arroja una confiabilidad no cierta ya que la probabilidad es alta y el estadístico es bajo lo cual no es confiable



# MODELO PROBIT (CONT.)

## *MODELO 2*

- Ante la necesidad de obtener un mejor resultado se tomo una muestra aleatoria de 80 obligaciones de la base de 392 las cuales se tomo 36 morosos, 44 no morosos y se realizo el mismo procedimiento.



# Modelo Resultante

Dependent Variable: Y

Method: ML - Binary Probit

Date: 04/18/06 Time: 01:23

Sample: 1 80

Included observations: 80

Convergence achieved after 1 iterations

Covariance matrix computed using second derivatives

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Valor Credito	3.42E-07	2.89E-07	1.183795301	0.236494103
Plazo (meses)	-0.023011714	0.012595521	-1.826975953	0.067703385
Activos	-2.43E-09	1.90E-09	-1.277402966	0.201460018
E/I	-0.590851871	0.401399833	-1.471978367	0.141026719
Sexo	-0.544424992	0.322908336	-1.68600476	0.091794883
Estado Civil	-0.377855546	0.349488675	-1.081166781	0.279622932
Cuota	-1.54E-06	1.29E-06	-1.192459137	0.233081264
Valor de vehículo	-3.33E-07	2.84E-07	-1.172700079	0.2409161
Valor inicial	3.10E-07	2.83E-07	1.094540978	0.273717785
C	2.999741053	0.833849161	3.597462459	0.000321337

Mean dependent var	0.55	S.D. dependent var	0.500632511
S.E. of regression	0.469974901	Akaike info criterion	1.357791416
Sum squared resid	15.46134854	Schwarz criterion	1.655544745
Log likelihood	-44.31165663	Hannan-Quinn criter.	1.477169246
Restr. log likelihood	-55.0511051	Avg. log likelihood	-0.553895708
LR statistic (9 df)	21.47889693	McFadden R-squared	0.195081433
Probability(LR stat)	0.010685657		

Obs with Dep=0	36	Total obs	80
Obs with Dep=1	44		

# ECUACION MODELO PROBIT 2

- $\text{Data-crédito} = 1 - @\text{CNORM}(- (3.416045598e-07 * \text{valor crédito} - 0.02301171375 * \text{Plazo} - 2.426055727e-09 * \text{Activos} - 0.5908518714 * \text{E/I} - 0.5444249916 * \text{Sexo} - 0.3778555459 * \text{Estado civil} - .540675583e-06 * \text{Cuota} - 3.328735116e-07 * \text{Valor del vehiculo} + 3.097753546e-07 * \text{Valor inicial} + 2.999741053))$

## Modelo Resultante (cont.)

- La media del modelo es de 0.55 lo cual nos indica que si la  $y^{\wedge}$  (y-estimada o Data crédito) es mayor a este valor hay una menor probabilidad de incumplimiento si por lo contrario se encuentra por debajo de este valor existirá una mayor probabilidad de incumplimiento. por otro lado también existe la posibilidad de que algunos deudores con cierto grado de mora mejoren el pago de sus obligaciones ya que u  $Y^{\wedge}$  estimado es mayor a la media que arroja el modelo.

# Modelo Resultante (cont.)

## *Análisis según sus Coeficientes:*

- **Valor del crédito:** Hay un relación directamente proporcional.
- **Plazo:** Indica la relación es inversamente proporcional.
- **Activos:** Tiene una relación inversamente proporcional.
- **Empleado/Independiente:** Nos indica que existe una relación inversamente proporcional.
- **Sexo:** Existe una relación inversamente proporcional.
- **Estado civil:** Indica que es inversamente proporcional.
- **Cuota:** Tiene una relación inversamente proporcional.
- **Valor del vehículo:** Se observa que tiene una relación inversamente proporcional.
- **Valor inicial:** existe una relación directamente proporcional.

# EFFECTIVIDAD DEL MODELO 2

Dependent Variable: Y

Method: ML - Binary Probit

Sample: 1 80

Included observations: 80

Prediction Evaluation (success cutoff C = 0.5)

	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
P(Dep=1)≤C	21	11	32	0	0	0
P(Dep=1)>C	15	33	48	36	44	80
Total	36	44	80	36	44	80
Correct	21	33	54	0	44	44
% Correct	58.33333333	75	<b>67.5</b>	0	100	55
% Incorrect	41.66666667	25	<b>32.5</b>	100	0	45
Total Gain*	58.33333333	-25	12.5			
Percent Gain*	58.33333333		27.77777778			

	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
E(# of Dep=0)	20.70859474	15.60607569	36.31467042	16.2	19.8	36
E(# of Dep=1)	15.29140526	28.39392431	43.68532958	19.8	24.2	44
Total	36	44	80	36	44	80
Correct	20.70859474	28.39392431	49.10251905	16.2	24.2	40.4
% Correct	57.52387427	64.53164616	61.37814881	45	55	50.5
% Incorrect	42.47612573	35.46835384	38.62185119	55	45	49.5
Total Gain*	12.52387427	9.531646162	10.87814881			
Percent Gain*	22.77068048	21.18143592	21.9760582			

\*Change in "% Correct" from default (constant probability) specification

\*\*Percent of incorrect (default) prediction corrected by equation

# MODELO PROBIT (CONT.)

- **Modelo 3**

A pesar de obtener los resultados esperados se volvió a escoger una muestra aleatoria de 52 datos de la base de 392 obligaciones los cuales 25 son morosos y 27 no morosos, para poner a prueba el modelo ya propuesto, los cuales arrojo los siguientes datos mostrados en la tabla 12.

Se puede observar que la probabilidad es baja y el T-estadístico es un alto, lo que nos indica confiabilidad a demás el R-cuenta nos confirma lo dicho arrojando un porcentaje de confiabilidad del modelo de 53.85%.



# MODELO LOGIT

- La simulación en el modelo Logit, arrojó una media de **0.908163** por que la mayoría de sus datos no estaban en mora lo que origino un sesgo , por lo tanto si su Y-estimada es inferior a la media del modelo, existe una probabilidad de que la persona posea mora aunque si es superior también existe la probabilidad de que mejore su calificación, también haciendo el calculo del R-cuenta arroja una confiabilidad no cierta ya que la probabilidad es alta y el T-estadístico es bajo lo cual no es confiable.



# MODELO LOGIT (CONT.)

## *MODELO 2*

- Ante la necesidad de obtener un mejor resultado se tomo una muestra aleatoria de 80 obligaciones de la base de 392 las cuales se tomo 36 morosos, 44 no morosos y se realizo el mismo procedimiento.



# Modelo Resultante

Dependent Variable: Y

Method: ML - Binary Logit

Date: 04/18/06 Time: 01:02

Sample: 1 80

Included observations: 80

Convergence achieved after 1 iterations

Covariance matrix computed using second derivatives

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Plazo (meses)	-0.026236038	0.018499898	-1.418172031	0.156140545
Activos	-3.45E-09	2.97E-09	-1.162165349	0.245168307
E/I	-0.715826373	0.644296123	-1.111020766	0.266559411
Sexo	-0.976204409	0.523257388	-1.865629482	0.062093222
Estado Civil	-0.600085843	0.563526254	-1.064876462	0.286931838
Valor de vehículo	-5.04E-08	3.07E-08	-1.642369596	0.100513432
C	4.152232933	1.29578278	3.204420522	0.001353346
Mean dependent var	0.55	S.D. dependent var	0.500632511	
S.E. of regression	0.472253962	Akaike info criterion	1.337382952	
Sum squared resid	16.28073773	Schwarz criterion	1.545810282	
Log likelihood	-46.49531808	Hannan-Quinn criter.	1.420947433	
Restr. log likelihood	-55.0511051	Avg. log likelihood	-0.581191476	
LR statistic (6 df)	17.11157404	McFadden R-squared	0.155415355	
Probability(LR stat)	0.008881822			
Obs with Dep=0	36	Total obs		80
Obs with Dep=1	44			

# ECUACION MODELO LOGIT 2

- Data crédito =  $1 - @LOGIT(-(-0.02623603783 * \text{Plazo (meses)} - 3.452761557e-09 * \text{Activos} - 0.7158263727 * \text{E/I} - 0.9762044093 * \text{Sexo} - 0.6000858435 * \text{Estado Civil} - 5.041603642e-08 * \text{Valor de vehículo} + 4.152232933))$ .

## Modelo Resultante (CONT.)

- La media del modelo es de 0.55 lo cual nos indica que si la  $y^{\wedge}$  (y-estimada o Data crédito) es mayor a este valor hay una menor probabilidad de incumplimiento si por lo contrario se encuentra por debajo de este valor existirá una mayor probabilidad de incumplimiento, por otro lado también existe la posibilidad de que algunos deudores con cierto grado de mora mejoren el pago de sus obligaciones ya que si  $Y^{\wedge}$  estimado es menor a la media que arroja el modelo.

# Modelo Resultante (cont.)

## *Análisis según sus Coeficientes:*

- **Plazo:** Indica la relación es inversamente proporcional.
- **Activos:** Tiene una relación inversamente proporcional.
- **Empleado/Independiente:** Nos indica que existe una relación inversamente proporcional.
- **Sexo:** Existe una relación inversamente proporcional.
- **Estado civil:** Indica que es inversamente proporcional.
- **Valor del vehículo:** Se observa que tiene una relación inversamente proporcional.

# EFECTIVIDAD DEL MODELO 2

Dependent Variable: Y  
 Method: ML - Binary Logit  
 Sample: 1 80  
 Included observations: 80  
 Prediction Evaluation (success cutoff C = 0.5)

	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
P(Dep=1)<=C	17	11	28	0	0	0
P(Dep=1)>C	19	33	52	36	44	80
Total	36	44	80	36	44	80
Correct	17	33	50	0	44	44
% Correct	47.22222222	75	<b>62.5</b>	0	100	55
% Incorrect	52.77777778	25	<b>37.5</b>	100	0	45
Total Gain*	47.22222222	-25	7.5			
Percent Gain**	47.22222222		16.66666667			

	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
E(# of Dep=0)	19.90485789	16.43242896	36.33728686	16.2	19.8	36
E(# of Dep=1)	16.09514211	27.56757104	43.66271314	19.8	24.2	44
Total	36	44	80	36	44	80
Correct	19.90485789	27.56757104	47.47242893	16.2	24.2	40.4
% Correct	55.29127192	62.65357054	59.34053616	45	55	50.5
% Incorrect	44.70872808	37.34642946	40.65946384	55	45	49.5
Total Gain*	10.29127192	7.65357054	8.840536163			
Percent Gain**	18.7114035	17.00793453	17.85966902			

\*Change in "% Correct" from default (constant probability) specification

\*\*Percent of incorrect (default) prediction corrected by equation

# MODELO LOGIT (CONT.)

## MODELO 3

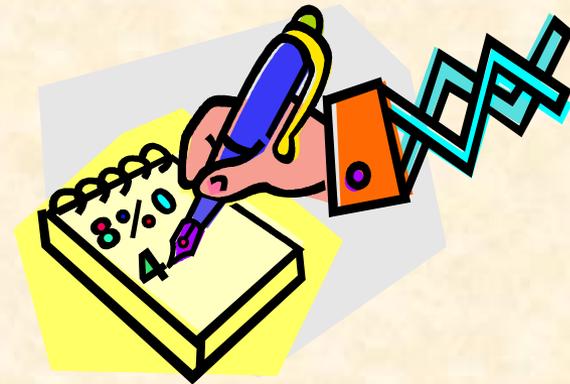
A pesar de obtener los resultados esperados se volvió a escoger una muestra aleatoria de 52 datos de la base de 392 obligaciones los cuales 25 son morosos y 27 no morosos, para poner a prueba el modelo ya propuesto, los cuales arrojo los siguientes datos.

También se puede observar que la probabilidad es baja y el T-estadístico es un alto, lo que nos indica confiabilidad a demás el R-cuenta nos confirma lo dicho arrojando un porcentaje de confiabilidad del modelo de 75%.



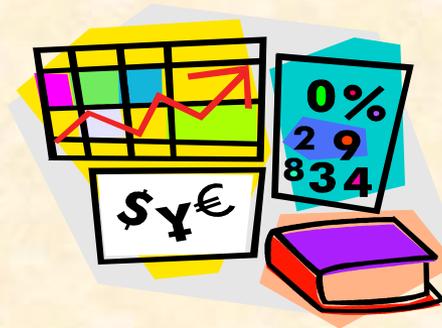
# INTERPRETACION DE LOS ESTIMADOS

- Esta interpretación se hace con el fin de demostrar que tan riesgoso es que una de las variables presente un cambio en el momento de la aprobación del crédito, teniendo en cuenta que si una cambia las demás son constantes.



# SCORING

- Ya existente:



- Mejorado:



# ANALISIS DE SCORING MEJORADO

- Al realizar pruebas las pruebas con el scoring ya existente y el mejorado, con un cliente moroso y otro no moroso, el puntaje que da el nuevo scoring es un poco mas confiable ya que el puntaje que arroja es menor, por las nuevas condiciones que se tomaron en cuenta según los análisis estadísticos de las variables y las variables que arrojaron los modelos óptimos

## **ANALISIS DE SCORING MEJORADO (CONT.)**

- Para saber cuando a un cliente se le aprueba un préstamo en el scoring debe pasar los 195 puntos, pero si es menor el puntaje de 195, este crédito será negado. A pesar de ser negado si el cliente tiene un buen comportamiento en las centrales de riesgo, si sus saldos promedios son buenos y otras características que lo clasifiquen como un buen cliente, a este se le comunicara para que con ayuda de un codeudor que respalde su deuda, el préstamo se le otorgue llegando a superar los 195 puntos exigidos por el scoring.

# CONCLUSIONES

- De acuerdo al análisis estadístico realizado al comportamiento de la cartera, este tipo de crédito presenta una mora del 1% lo cual es significativo en razón al monto total colocado.
- Los modelos Logit y Probit representan resultados similares, por cuanto sufren los mismos efectos a la hora de realizar estimaciones, por otro lado se puede concluir que el riesgo de crédito también puede estar condicionado a otros factores externos de tipo económico y social.
- Ante las pruebas efectuadas al modelo scoring mejorado y el existente, se encontró que el modelo mejorado permite hacer un análisis del cliente mas real y por lo tanto prevén el menor incumplimiento que posteriormente lleguen a generar un nivel de morosidad mas alto del que ya existe.
- En razón al análisis efectuados y los modelos estudiados con diferente tipo de muestra se concluye que el modelo Logit 2 con 80 datos, permite evaluar con mayor acierto el perfil de riesgo de un cliente para la aprobación del crédito de vehiculo del banco Davivienda.

# AGRADECIMIENTOS

En el desarrollo y consecución de este proyecto de investigación agradecemos y reconocemos con entera gratitud a la docente ***Gloria Inés Macias Villalba*** de la Universidad Autónoma de Bucaramanga, que nos indico el camino a seguir y además estuvo frente al proyecto con el aporte de todos sus conocimientos contribuyendo al mejoramiento de este trabajo, de igual manera a nuestros amigos Gerardo Molina y John F Delgado, por su colaboración y aportes al mismo. A todos ellos gracias por las horas entregadas con dedicación y entusiasmo.

Por ultimo, agradecemos a nuestras familias y mas cercanos, por todo su apoyo y confianza, durante los últimos meses.