

DESARROLLO DE UNA HERRAMIENTA PARA EL OTORGAMIENTO Y  
ANÁLISIS DE CRÉDITO UTILIZANDO EL MODELO ECONÓMICO LOGIT  
PARA ANALIZAR LA LÍNEA DE LIBRE INVERSIÓN DE COMFENALCO  
SANTANDER

ADMINISTRACIÓN DEL RIESGO

BELKYS ROCIO CRUZ MENDEZ  
IVAN ALEJANDRO ZAMBRANO PEREZ



SISTEMA DE RIESGOS UNAB

ADQUISICIONES

B. Jardín  B. Bosque \_\_\_ B. Cajas \_\_\_ CEDM \_\_\_ Precio \$ \_\_\_\_\_

Clasificación \_\_\_\_\_ Ejemplar \_\_\_\_\_

Proveedor \_\_\_\_\_

Compra \_\_\_ Donación  Cance \_\_\_ UNAB \_\_\_\_\_

fecha de ingreso: 00 \_\_\_\_\_ MM \_\_\_\_\_ AA \_\_\_\_\_

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BUCARAMANGA  
FACULTAD DE INGENIERÍA FINANCIERA  
BUCARAMANGA  
2006

**DESARROLLO DE UNA HERRAMIENTA PARA EL OTORGAMIENTO Y  
ANÁLISIS DE CRÉDITO UTILIZANDO EL MODELO ECONOMÉTRICO LOGIT  
PARA ANALIZAR LA LÍNEA DE LIBRE INVERSIÓN DE COMFENALCO  
SANTANDER**

**ADMINISTRACIÓN DEL RIESGO**

**BELKYS ROCIO CRUZ MENDEZ  
IVAN ALEJANDRO ZAMBRANO PEREZ**

**ASESOR: ING. LUZ HELENA CARVAJAL**

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BUCARAMANGA  
FACULTAD DE INGENIERÍA FINANCIERA  
BUCARAMANGA  
2006**

A mi Mami toda mi gratitud por su esfuerzo y sacrificio para permitirme la feliz culminación de mi carrera, a mis hermanos por su respaldo y orientación durante todo el camino.

A mi esposo por su apoyo permanente e incondicional y por su total comprensión para la finalización de este ciclo en mi vida.

BELKYS ROCIO

Agradezco a mi Mamá quien con su esfuerzo y apoyo incondicional hizo posible la culminación de este trabajo y de mis estudios superiores, permitiéndome con esto forjar un excelente comienzo en mi vida profesional.

IVAN ALEJANDRO



## **AGRADECIMIENTOS**

Expresamos un sincero y especial agradecimiento a nuestra asesora del trabajo de grado, Ingeniera LUZ HELENA CARVAJAL; por su apoyo y orientación durante el desarrollo del presente trabajo.

A nuestros evaluadores Ingeniera GLORIA MACIAS e Ingeniero EDGAR LUNA, por sus valiosos aportes para el mejoramiento final de este trabajo y por otorgarnos el honor de hacer pública la sustentación del mismo.

## CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCIÓN	8
1. RIESGO DE CRÉDITO	9
2. LINEAS DE CRÉDITO	10
2.1 CREDITOS COMERCIALES	10
2.2 CREDITOS DE CONSUMO	11
2.3 CREDITO DE VIVIENDA	13
2.3.1 MICROCRÉDITO	15
3. PROCESO DE CRÉDITO	16
3.1 ETAPA DE OTORGAMIENTO	16
3.2 ETAPA DE SEGUIMIENTO Y CONTROL	19
3.3 ETAPA DE RECUPERACIÓN	19
4. DESARROLLO DEL MODELO	21
4.1 VARIABLES DEL MODELO	21
4.1.1 VARIABLE DEPENDIENTE O EXPLICADA	21
4.1.1.1 RIESGO DE INCUMPLIMIENTO O DEFAULT	21
4.1.2 VARIABLES INDEPENDIENTES O EXPLICATIVAS	23
4.1.2.1 VALOR DEL CRÉDITO (X1)	23
4.1.2.2 VALOR DE LA CUOTA (X2)	24
4.1.2.3 PLAZO (X3)	25
4.1.2.4 INGRESOS DEUDOR (X4)	26

4.1.2.5 INGRESOS CÓNYUGE (X5)	27
4.1.2.6 EDAD (X6)	28
4.1.2.7 PERSONAS A CARGO (X7)	29
4.1.2.8 GÉNERO (X8)	30
4.1.2.9 TIPO VIVIENDA (X9)	31
4.1.2.10 ESTADO CIVIL (X10)	32
4.1.2.11 TIPO CONTRATO CODEUDOR (X11)	33
4.1.2.12 TIPO CONTRATO DEUDOR (X12)	34
4.2 RESULTADOS DEL MODELO	35
4.2.1 VALIDACIÓN DE PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO DEFAULT	37
4.2.2 VALIDACIÓN DE PROBABILIDAD CON LAS CUATRO C DE CRÉDITO	39
5. PRUEBAS DEL MODELO	42
5.1 PRUEBAS DE SIGNIFICANCIA GLOBAL DEL MODELO	42
5.1.1 RAZÓN DE VEROSIMILITUD (RV)	42
5.1.2 GENERACIÓN DE PREDICTOS	43
5.2 NUEVO RESULTADO DEL MODELO LOGIT	45
5.3 GENERACION DE NUEVOS PREDICTOS	45
6. SCORING	46
7. SUGERENCIAS PARA LA REVALUACIÓN DE POLITICAS DE CRÉDITO	49
CONCLUSIONES	50
BIBLIOGRAFÍA	51
ANEXOS	54

## LISTA DE TABLAS Y FIGURAS

	Pág.
Tabla 2.1 Líneas de Crédito Comfenalco	12
Tabla 2.2 Línea de Crédito de Vivienda de Comfenalco	14
Figura 3.1 Mecanismo de Recuperación de Cartera	20
Tabla 4.1 Variable: Riesgo de Incumplimiento	21
Figura 4.1 Gráfica Riesgo de Incumplimiento	22
Tabla 4.2 Variable: Valor del Crédito	23
Figura 4.2 Gráfico Valor del Crédito	23
Tabla 4.3 Variable: Valor de la Cuota	24
Figura 4.3 Grafico Valor de la Cuota	24
Tabla 4.4 Variable: Plazo	25
Figura 4.4 Gráfico Plazo	25
Tabla 4.5 Variable: Ingresos Deudor	26
Figura 4.5 Grafico Ingresos Deudor	26
Tabla 4.6 Variable: Ingresos Cónyuge	27
Figura 4.6 Gráfico Ingresos Cónyuge	27
Tabla 4.7 Variable: Edad	28
Figura 4.7 Grafico Edad	28
Tabla 4.8 Variable: Personas a Cargo	29
Figura 4.8 Gráfico Personas a Cargo	29
Tabla 4.9 Variable: Género	30
Figura 4.9 Grafico Género	30
Tabla 4.10 Variable: Tipo Vivienda	31
Figura 4.10 Gráfico Tipo Vivienda	31
Tabla 4.11 Variable: Estado Civil	32
Figura 4.11 Grafico Estado Civil	32
Tabla 4.12 Variable: Tipo Contrato Codeudor	33

Figura 4.12 Gráfico Tipo Contrato Codeudor	33
Tabla 4.13 Variable: Tipo Contrato Deudor	34
Figura 4.13 Grafico Tipo Contrato Deudor	34
Figura 4.14 Grafico Función de Distribución Logística	35
Tabla 4.14 Tabla Resultado Modelo Logit	36
Tabla 4.15 Ecuación Modelo Logit	37
Tabla 4.16 Cálculo Default	38
Tabla 4.17 Comparativo Probabilidad Default	39
Tabla 4.18 Calificación Subjetiva de Variables con Cuatro C de Crédito	40
Tabla 4.19 Ponderación de Variables con Cuatro C de Crédito	40
Figura 5.1 Gráfico Prueba Razón de Verosimilitud (RV)	43
Tabla 5.1 Generación Porcentaje Correctos	44
Figura 5.2 Gráfico Porcentaje de Datos Correctos e Incorrectos	45
Tabla 6.1 Puntuación Scoring	46
Tabla 6.2 Ejemplo Para Obtener Puntuación De Un Cliente	47
Tabla 6.3 Ponderación De Puntajes Scoring	48
Figura 6.1 Gráfico Puntuación Scoring	48



## LISTA DE ANEXOS

	Pág.
1. Formulario Solicitud de Crédito Personal Comfenalco	54
2. Tabla de Distribución Chi Cuadrado	56
3. Modelos De Elección Discreta	57
3.1 Modelos Probabilísticas	58
3.1.1 Modelo Lineal de Probabilidad	58
3.1.2 Modelo Logit-Características Modelo Logit)	61
4. Estadísticos Variables del Modelo	64
5. Generación de Predictos en E-views	65
6. Prueba de Auto-correlación y Correlograma Modelo Resultante	67
7. Prueba De Multicolinealidad (Tabla De Correlación)	69
8. Gráfico Incumplimiento Individual Muestra De Clientes Tomada	70
9. Hoja Formato Solicitud De Crédito De Libre Inversión (Herramienta Propuesta Para Otorgamiento Y Seguimiento De Crédito)	71
10. Nuevo resultado del modelo Logit	72

## RESUMEN

En este trabajo se estima la probabilidad de que un cliente incurra en morosidad, entendida esta como atraso en el pago, utilizando el modelo Econométrico Logit y aplicando el análisis a la línea de crédito de libre inversión de Comfenalco Santander. Para el desarrollado teórico se tuvo en cuenta la normatividad utilizada en el SARC por la Superintendencia Financiera, así como documentos sobre riesgo de crédito tal como el Acuerdo de Basilea entre otros.

Esto se realiza ya que la entidad debe evaluar la probabilidad de que el cliente pague o no. Ante esta situación, de elección binaria, es necesario hacer uso de modelos dicotómicos que permitan evaluar la probabilidad asociada a cada alternativa de decisión. Es de gran ayuda utilizar un modelo que, de acuerdo a lo ocurrido con otros préstamos, con diferentes estratos económicos, diferentes salarios, diferentes niveles de escolaridad, entre otros, permita calcular la probabilidad de que el cliente cancele el préstamo, y con base en los resultados tomar una decisión después de una reflexión más profunda, de manera que se calcule la provisión necesaria para cubrir eventualidades de morosidad.

Con base en lo anteriormente expuesto se ha desarrollado una herramienta que además de efectuar el cálculo de la probabilidad de impago por cada cliente,

recoge y guarda la información de la base de datos utilizada con el fin de mantener actualizado el monto a provisionar por la cartera expuesta.

**Palabras clave:** elección binaria, modelos dicotómicos, probabilidad, provisión.

## **ABSTRACT**

In this work there is estimated the probability of which a client incurs delinquency, understood this one as lags in the pay, using the model Econometric Logit and applying the analysis to the credit line of Comfenalco Santander free investment. For developed theoretical there was born in mind the normatively used in the SARC by the Financial Superintendence, as well as documents on risk of credit such as the Agreement of Basle between others.

This is realized since the entity must evaluate the probability of which the client pays or not. Before this situation, of binary choice, it is necessary to do model use dichotomies that allow evaluating the probability associated with every alternative of decision. Its of great help uses a model who, in agreement to the happened with other lending's, with different economic strata, different wages, different levels of education, among others, allows to calculate the probability of which the client cancels the lending, and with base in the results to take a decision after a reflection



more deep, so that the necessary provision is calculated to cover contingencies of delinquency.

With base previously exposed has been developed by a tool that beside effecting(carrying out) the calculation of the probability of non-payment for every client, it gathers and guards the information of the base of information used in order to keep the amount updated to provisionary for the exposed portfolio.

**Key words:** binary choice, dichotomies models, probability, provision.

## INTRODUCCIÓN

El crédito y las inversiones son por naturaleza inciertos, antes de la aparición de las normas de calificación de cartera reguladas en el Sistema de Administración de Riesgo Crediticio (SARC) en 2002, el manejo del riesgo en el país no había tocado la estructura de la banca. La crisis de 1997, mostró la importancia del tema y con el SARC en funcionamiento, los establecimientos de crédito cambiaron su fisonomía.

1"Hoy las mediciones de riesgos son necesarias para definir la estrategia corporativa, para identificar nichos de mercado, para definir productos, para establecer precios, para definir campañas y, obviamente, para monitorear el cumplimiento de la estrategia", dice Leonardo Hincapié, vicepresidente de riesgo de Bancolombia.

En Colombia, estamos en un proceso de culturización y formación de personal especializado en esta área motivado inicialmente por el cumplimiento a la normatividad que se exige a través de la Superintendencia Financiera; adicionalmente, la adecuada gestión de riesgo de crédito se convierte en una herramienta útil para la toma de decisiones y en un instrumento que permite diseñar modelos y estrategias para prever el comportamiento de pago de los clientes y optimizar el manejo de cartera.

Actualmente, las entidades trabajan en medir, controlar y prevenir problemas de cartera y de inversiones, para lo cual cuentan con un grupo interdisciplinario que se encarga de evaluar constantemente la exposición de la entidad al riesgo, y efectúan el control del riesgo mediante la implementación de la separación de las operaciones comerciales con los clientes (front office), de las de apoyo como las de sistemas y documentación (middle office) y de la contabilidad y compensación (back office), para mejorar el control operativo en las empresas.

---

<sup>1</sup> Revista DINERO, Edición No.224 Abril/ 2005

## 1. RIESGO DE CRÉDITO

“La única diferencia entre los tiempos antiguos y los nuestros es el dominio del riesgo” según lo afirmó Peter Bernstein, historiador y propietario de su propia firma de consultores económicos.

El riesgo de crédito representa la posibilidad de que una entidad incurra en pérdidas y se disminuya el valor de sus activos como consecuencia del incumplimiento por parte de sus deudores o contraparte; por lo tanto, se puede afirmar que el riesgo de crédito es la principal fuente de problemas para las empresas en las que la cartera conforma una porción representativa de los activos.

<sup>2</sup>Una definición generalizada de riesgo podría ser según Jorge Arturo Martínez González Profesor Asistente de Economía y Finanzas “La probabilidad de que una situación a la que nos hemos expuesto tenga un resultado indeseable”. Por lo tanto podríamos definir el riesgo de incumplimiento como la probabilidad de que se presente una pérdida ocasionada por el incumplimiento en el pago de un crédito, ó como el riesgo que asume una entidad cuando sus contrapartes no pueden cumplir con sus obligaciones a tiempo, es decir, cuando un pago programado para una fecha no se realiza o se realiza posteriormente a la fecha inicialmente programada.

Dentro del riesgo de crédito se puede clasificar el riesgo por incumplimiento, el riesgo por prepago, y estos riesgos se derivan de un Riesgo País el cual a su vez se ocasiona por un mal desempeño en la economía sumado a otras variables; el Riesgo Económico puede producirse por el desempleo, la inflación, cambios en las tasas impositivas, etc. Otra forma de clasificar el riesgo de crédito es dentro del denominado Riesgo Contractual ó dentro del Riesgo Financiero el cual recoge los peligros que existen en los mercados mundiales de activos;; el Riesgo Financiero se subdivide en riesgo de precios dentro del cual a su vez encontramos el riesgo por prepago.

---

<sup>2</sup> MARTINEZ GONZALEZ, Jorge Arturo. La Naturaleza del Riesgo. Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey, México.



## 2. LINEAS DE CRÉDITO

Según lo reglamentado en el Capítulo II de la Circular Externa 100 del 1995 expedida por la Superintendencia Bancaria de Colombia, hoy Superintendencia Financiera, tendremos en cuenta las definiciones de las diferentes líneas de crédito las cuales se han clasificado por modalidades, con el propósito de información, evaluación del Riesgo de Crédito (RC), aplicación de normas contables y constitución de provisiones, de igual forma, en la línea de crédito de libre inversión se incorporará el concepto o requisito solicitado por Comfenalco Santander:

### 2.1 CREDITOS COMERCIALES

Son aquellos otorgados a personas naturales o jurídicas para el desarrollo de actividades económicas organizadas, diferentes de la modalidad de microcréditos; algunos de los ofrecidos por las Entidades Financieras Colombianas son llamados<sup>3</sup>:

- Cartera Ordinaria, el cual es usado por el cliente según sus necesidades de inversión o para ampliación de capital de trabajo. El costo inferior respecto de otras líneas de Crédito Comercial es el atractivo para la utilización de este producto; generalmente se otorgan con plazos desde 90 días hasta 12 ó 36 meses dependiendo de las políticas de la entidad, esta línea también puede ser clasificada dentro de los Créditos de Consumo.
- Cupo de crédito transaccional, estos cupos son generalmente utilizados por los clientes para libre inversión, se otorgan con un plazo desde 12 meses hasta 36 meses según políticas de la entidad y su costo es más alto que para los créditos de Cartera Ordinaria. Dentro de esta línea de crédito se puede clasificar las tarjetas de crédito.
- Líneas para Importaciones y exportaciones, estos créditos son otorgados a los clientes para su utilización en el pago de negocios internacionales, los montos se aprueban según la situación financiera y operacional del cliente y los plazos pueden variar desde 1 mes hasta máximo 12 meses. Dentro de esta línea encontramos las cartas de crédito.

---

<sup>3</sup> Líneas de crédito comerciales, Programa de acompañamiento Expopyme. Universidad Sergio Arboleda.

Para el caso de las Cajas de Compensación estas líneas de crédito no son utilizadas puesto que su objeto social es la administración de recursos con el fin de generar un mejoramiento en la calidad de vida de los usuarios ya sean personas naturales o jurídicas; por lo tanto Comfenalco otorga sus recursos en otras líneas de crédito como las citadas a continuación:

## **2.2 CREDITOS DE CONSUMO**

Los créditos de consumo, generalmente son otorgados a personas naturales para la financiación de la adquisición de bienes de consumo o el pago de servicios para fines no comerciales o empresariales, generalmente los créditos de consumo se destinan para compra de vehículo, educación, turismo, etc. Estos créditos son más costosos que los créditos comerciales pues involucran mayores niveles de riesgo por tratarse de créditos de montos pequeños y que generalmente no tienen garantías asociadas o en su defecto estas son menores.

En este rango se clasifica la línea de Crédito Personal de Comfenalco Santander, dirigido a trabajadores, afiliados, beneficiarios o no de la cuota monetaria, dentro de ella se clasifican los servicios de crédito para:<sup>4</sup> educación, recreación y turismo, mercadeo social y libre inversión.

---

<sup>4</sup> Resolución 029 del año 2003, por medio de la cual se reglamenta el servicio de crédito – Comfenalco Santander.



TABLA 2.1  
LINEAS DE CRÉDITO COMFENALCO

LINEA DE CREDITO	DESTINO	FORMA DE PAGO	TASA	PLAZO	MONTO DEL CREDITO
EDUCACIÓN	Matriculas del Centro de Capacitación ó del Instituto de Educación y demás entidades Educativas.	Libranza y/o cuota monetaria y/o cuota.	Hasta nominal mensual. 2%	Mínimo 3 meses, máximo 18 meses.	Mínimo 1/2 SMLMV, máximo 12 SMLMV.
RECREACIÓN Y TURISMO – Comfenalco	Planes turísticos a nivel local, nacional e internacional, compra de tiquetes terrestres aéreos y alojamiento.	Libranza y/o cuota monetaria y/o cuota	Hasta nominal mensual. 2%	Mínimo 3 meses, máximo 18 meses.	Para local, nacional o internacional Mínimo 1/2 SMLMV, máximo 15 SMLMV.
MERCADEO SOCIAL	Feria escolar y otros eventos.	Libranza y/o cuota monetaria	Hasta nominal mensual, en el caso de la Feria Escolar se cobrará el 2% si la empresa no paga los aportes. 2%	Mínimo 3 meses, máximo 6 meses.	Mínimo 1 SMLMV, máximo 3 SMLMV.
LIBRE INVERSIÓN (Subdireccion Financiera)	Lo que el usuario elija.	Libranza, Cuota Monetaria y/o cuota.	Hasta nominal mensual 2.5%	De 3 hasta 24 meses De 3 hasta 36 meses Desde 3 hasta 48 meses.	Desde 1 SMLMV Hasta 6 SMLMV Mayor de 6 SMLMV hasta 12 SMLMV Mayor de 12 SMLMV hasta 20 SMLMV

Comfenalco ha establecido que, mediante sus políticas internas para el otorgamiento de crédito, los recursos distribuidos para los anteriores destinos de crédito, se dirigirán tanto a trabajadores afiliados, beneficiarios o no de la cuota monetaria y los afiliados independientes. Para estos últimos actualmente no aplica el servicio crediticio debido a la falta de herramientas que permitan evaluar las exposiciones al riesgo de crédito que tendrá la entidad por el incumplimiento de estos clientes.

## 2.3 CRÉDITO DE VIVIENDA

Se contemplan como créditos de vivienda a aquellos otorgados a personas naturales para la compra de vivienda nueva o usada, o para la construcción de vivienda individual. Estos créditos actualmente pueden ser otorgados con un plazo desde 5 hasta 15 años, según la capacidad de pago del cliente y se otorga el crédito hasta por el 80% del valor del avalúo comercial del inmueble a financiar.

Existen tres tipos de crédito de vivienda que actualmente son utilizados por las entidades Bancarias, los cuales fueron instituidos mediante la Ley 546 del 23 de Diciembre de 1999<sup>5</sup> con el fin de dar a los usuarios un sistema de financiación especializado para el crédito de vivienda, desmontando todos los créditos anteriormente otorgados por el sistema UPAC; los actuales sistemas de crédito son conocidos como:

- Cuota constante a capital en UVR
- Cuota decreciente en UVR
- Cuota constante en pesos

Y como su nombre los indica están liquidados con el UVR (Unidad de Valor Real) y una modalidad liquidada en pesos pero con un máximo tiempo de otorgamiento de 10 años.

Estos créditos están respaldados por un seguro de incendio y terremoto para el inmueble, e incluso la entidad prestataria debe tener en cuenta el riesgo de prepago de la obligación, ya que, está estipulado por los diferentes organismos encargados de la regulación de la Ley de Vivienda.

En Comfenalco el crédito destinado para vivienda esta clasificado como Microcrédito. La línea de crédito Hipotecario reglamentada en sus servicios de crédito para adquisición de vivienda no se maneja actualmente.

---

<sup>5</sup> Instituto Colombiano de Ahorro y Vivienda (ICAV)

Los recursos con los cuales la Caja de Compensación financia los créditos de vivienda son suministrados por la Financiera de Desarrollo Territorial (Findeter) y por ser recursos provenientes del Estado se exigen requisitos previos al otorgamiento, tales como:

- No figurar en el Instituto Agustín Codazzi como propietario de otros bienes inmuebles para el caso de adquisición de vivienda.
- Acreditar la propiedad del lote o vivienda en caso de solicitar recursos para construcción en sitio propio o mejoramiento.
- El valor total de la vivienda no debe superar los 70 salarios mínimos legales (Vivienda Tipo 1 y 2), y otros requisitos como no presentar reportes negativos en las centrales de riesgos, tener contrato laboral estable, y presentar codeudor solvente, entre otros.

En la siguiente tabla se observa las líneas de crédito de vivienda reglamentadas en Comfenalco, pero como anteriormente se ha descrito la línea de crédito hipotecario no está vigente actualmente; por lo tanto, se describirán las especificaciones relacionadas al Microcrédito.

TABLA 2.2  
LÍNEA DE CRÉDITO VIVIENDA COMFENALCO

LINEA DE CREDITO	DESTINO	FORMA DE PAGO	TASA	PLAZO	MONTO DEL CREDITO
VIVIENDA (Recursos Findeter)	*Compra vivienda nueva o usada tipo 1 y 2.	Microcrédito: Cuota mensual según valor del préstamo. (La cuota incluye seguros y respaldo del Fondo Nacional de Garantía)	Fija 11.80% EA.	Hasta 59 meses	Hasta 25 SMLMV
	*Construcción de sitio propio.  *Mejoramiento de vivienda.	Crédito hipotecario: Cuota mensual según valor del préstamo base UVR. (La cuota incluye seguros y respaldo del Fondo Nacional de Garantía)	UVR + 9%	Hasta 144 meses	Hasta el 80% del valor del inmueble y/o hasta 56 SMLMV



### 2.3.1 MICROCRÉDITO

Los micro-créditos son según el SARC, las operaciones de crédito activas otorgadas a microempresas o para la creación de estas, a personas naturales. El monto de estos créditos no debe ser mayor a 25 smmlv para inversión y 15 smmlv para capital de trabajo. Estas microempresas son definidas como unidades de explotación económica con una restricción de personal de 10 trabajadores y sus activos totales deben ser inferiores a 500 smmlv.

Por otra parte, el concepto al cuál se refiere Comfenalco como Micro-crédito es cuya finalidad es la utilización de recursos de hasta 25 smmlv, el cuál será empleado dentro de lo establecido en el crédito de vivienda para construcción en sitio propio o mejoramiento de vivienda.

Dichos recursos se utilizan según la capacidad de pago de los clientes y se liquida como una cuota de un crédito en pesos a la tasa establecida por la entidad que actualmente está en el 11.80% efectiva anual.

Comfenalco, además de ofrecer a los afiliados asignaciones de subsidios para compra de vivienda de interés social, nueva o para construcción en lote propio individual o en programas asociativos, establece convenios con constructoras para el desarrollo de proyectos habitacionales y hace gestión en ventas de proyectos propios como los siguientes:

- Ciudadela Comfenalco Floridablanca, este proyecto se desarrolló en el año 2004 con la construcción de apartamentos dirigidos a población clasificada en el rango de estrato 3 en adelante.
- Ciudadela Comfenalco Girón, este proyecto aún no se ha comenzado a desarrollar; actualmente se está gestionando la legalización de los terrenos y los permisos para construcción de vivienda dirigida a población de estratos 1 y 2. Se proyecta que para marzo de 2007 se iniciará la construcción del proyecto.

### 3. PROCESO DE CRÉDITO

Las etapas adoptadas por el Sistema de Administración de Riesgos de Crédito (SARC), para el desarrollo del proceso de crédito son las siguientes:

- Otorgamiento
- Seguimiento y Control
- Recuperación

#### 3.1 ETAPA DE OTORGAMIENTO

En el otorgamiento de crédito las entidades deben basarse en el conocimiento del cliente, su capacidad de pago y las características del contrato como las condiciones financieras del préstamo, las garantías, fuentes de pago y condiciones macroeconómicas a las que el crédito pueda estar expuesto.

En esta etapa se debe tener en cuenta:

- **Información:** esta etapa se puede clasificar en dos partes:

Información del crédito, se debe suministrar la siguiente información a la contraparte con anterioridad a la aceptación del crédito:

- Plazo
- Monto
- Tasa de Interés
- Periodos de pago

Y en general toda la información que se considere relevante para informar los derechos y obligaciones del acreedor y los mecanismos que garanticen su correcto funcionamiento.

Información del cliente, en cuanto a la información previa del cliente, Comfenalco Santander utiliza como herramienta su formulario de solicitud de crédito en el cual puede encontrar la siguiente información:

- Información personal
- Información laboral
- Información financiera

Esta información debe estar soportada con documentación que demuestre la veracidad de los datos como:

- Certificaciones laborales
- Certificados de propiedad de inmuebles o vehículos

- **Selección de Variables:**

En esta etapa se deben seleccionar las variables más significativas para el estudio del crédito acordes con las políticas estratégicas establecidas por la entidad, adicionalmente, se deben tener en cuenta criterios cuantitativos, cualitativos, subjetivos y objetivos como los solicitados por la entidad en su formulario para solicitud de crédito así:

- Datos generales del deudor, dentro de los cuales se toma en cuenta la información personal y laboral.
- Información financiera del deudor, hace referencia a cualquier tipo de ingreso que reciba, adicionalmente a la posesión o no de bienes inmuebles.
- Referencias, entre las cuales se solicitan personales, crediticias y financieras.

De igual forma, se solicita la anterior información para el codeudor del crédito.

(Ver anexo 1: Formulario solicitud de crédito Comfenalco)

- **Capacidad de Pago del Deudor:**

La evaluación de esta condición es fundamental para la determinación de la probabilidad del incumplimiento de la contraparte, de igual forma, se debe efectuar el mismo análisis a los codeudores, avalistas, deudores solidarios y demás, mediante parámetros como la observación y estudio de:

- Ingresos y egresos



- Flujos de caja
- Composición de los activos, pasivos, patrimonio y contingencias
- Verificación del comportamiento histórico de pago del deudor

En Comfenalco la capacidad de pago del cliente se determina por:

- La información histórica del comportamiento de pago suministrada por el Data crédito
- Estudio el endeudamiento con terceros reportado en las centrales de riesgos
- La información suministrada por el cliente en cuanto a:
  - Ingresos y egresos
  - Activos y pasivos y la disponibilidad legal de estos como un posible respaldo.

De igual forma, este análisis se efectuará para los codeudores exigidos como garantía en el proceso de crédito.

• **Garantías:**

Para el respaldo de las operaciones, son necesarias para calcular las pérdidas esperadas en el caso de incumplimiento y por lo tanto basados en estas, se efectuarán las provisiones correspondientes. Para efecto de la evaluación de la efectividad de dichas garantías se deberán considerar como mínimo los siguientes aspectos: naturaleza, valor cobertura y liquidez.

Comfenalco utiliza como garantías:

- Pagaré con la firma del deudor y codeudor
- Hipotecas en los créditos de vivienda

Para algunos casos muy específicos se ha tomado como respaldo la pignoración de vehículos que respalden la deuda.

### **3.2 ETAPA DE SEGUIMIENTO Y CONTROL**

En esta etapa se debe efectuar un oportuno monitoreo de las obligaciones, así como la calificación por parte de la entidad para las operaciones crediticias vigentes.

Los procesos adoptados para esta etapa deben contener metodologías y técnicas analíticas que permitan:

- La medición del Riesgo de Crédito, teniendo en cuenta el histórico de operaciones crediticias de los clientes
- Análisis de variables macroeconómicas que puedan afectar el cumplimiento normal de los créditos así como las garantías exigidas.

El resultado del uso de estos análisis debe suministrar un valor estimado de las posibles pérdidas para efectos de actualización del monto de las provisiones a realizar frente a las pérdidas ocasionadas.

Comfenalco desarrolla esta etapa mediante el seguimiento del comportamiento de pago de los clientes, el cuál se efectúa en su sistema de crédito "X crédito" en el cual pueden efectuar la observación de los niveles de cartera de la entidad así:

- Listados estudiados por líneas de crédito
- Listados detallados por edades moratorias para cada cliente

Con esta información y con la correspondiente sustentación documentada del impago de un cliente se procede a efectuar el reporte correspondiente en las Centrales de Riesgos, el cuál se actualiza mensualmente.

### **3.3 ETAPA DE RECUPERACIÓN**

En esta etapa se ejecutaran las políticas señaladas por los directivos de la empresa, las cuales deberán maximizar la recuperación de las obligaciones no atendidas correctamente.

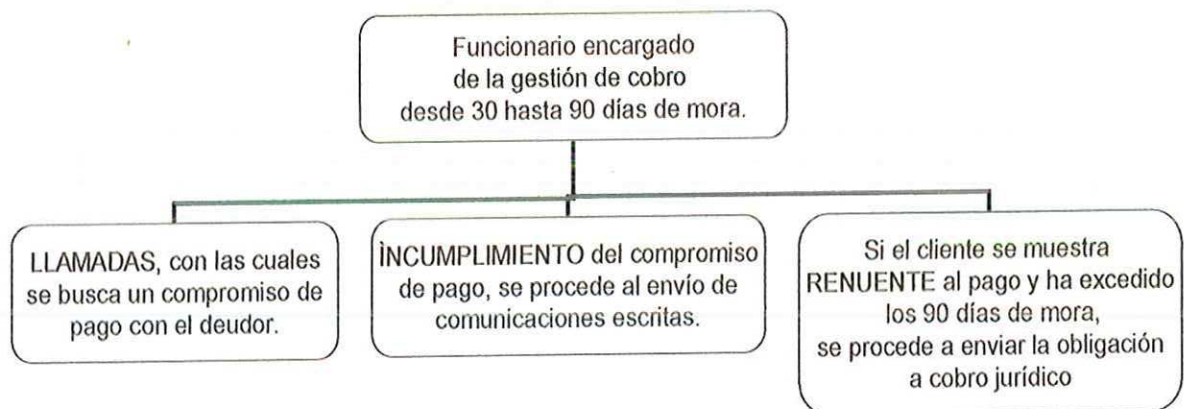
En Comfenalco, se cuenta con un departamento de crédito y cartera que tiene como función velar por el correcto funcionamiento de los procesos de crédito de la entidad.

Para estos fines y acorde con las políticas internas de crédito establecidas, existen formas de recaudo seguro de cartera como los descuentos por libranza, en los cuales se exige que la empresa autorice el descuento para efectuar las deducciones del salario del empleado, o en ciertos casos que la misma empresa se comprometa como deudor solidario mediante la firma de un pagaré que respalde la operación, sin embargo, esto no es garantía segura de que el deudor no incurrirá en incumplimiento de los pagos.

Por otra parte, existe reglamentada la línea de crédito para clientes independientes la cual se utiliza actualmente solo para pensionados y para aquellos trabajadores independientes que soliciten crédito de turismo, esto se debe a la falta de herramientas que les permitan controlar los niveles de riesgo a que se expone la entidad para este tipo de afiliados.

Comfenalco ha instituido mediante sus políticas internas el siguiente mecanismo para recuperación de cartera:

FIGURA 3.1  
MECANISMO DE RECUPERACIÓN DE CARTERA





## 4. DESARROLLO DEL MODELO

Para efectuar el desarrollo del modelo, se tomo de un total de 289 créditos aprobados en lo corrido del año 2006 (por un valor de \$481.661.985), una muestra de 174 clientes con créditos por valor de \$313.911.406, los cuales presentaban la información completa para el análisis de las variables a estudiar.

### 4.1 VARIABLES DEL MODELO

#### 4.1.1 VARIABLE DEPENDIENTE O EXPLICADA

##### 4.1.1.1 RIESGO DE INCUMPLIMIENTO O DEFAULT (Y)

La variable a explicar en el modelo es la probabilidad de incumplimiento o "default" que se genere por el impago de las obligaciones contraídas por los clientes.

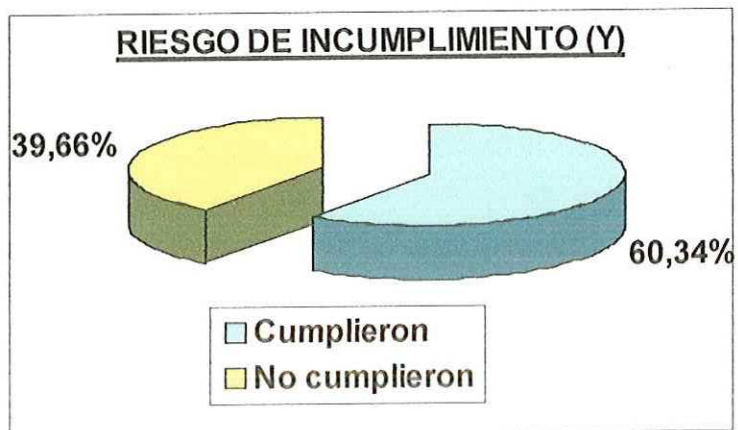
Esta variable se caracteriza por tomar valores opuestos o excluyentes entre sí (0 y 1), por lo que a la misma se le conoce como variable dicótoma o binaria; toma valores de uno (1) como la probabilidad de que ocurra el incumplimiento y cero (0) como la probabilidad de que no ocurra este.

De los datos analizados se observó el siguiente comportamiento para esta variable:

TABLA 4.1  
VARIABLE: RIESGO DE INCUMPLIMIENTO (Y)

Variable	Muestra	%	
<b>RIESGO DE INCUMPLIMIENTO (Y)</b>	<b>Cumplieron</b>	105	60,34%
	<b>No cumplieron</b>	69	39,66%
	<b>Total Clientes</b>	<b>174</b>	<b>100,00%</b>

FIGURA 4.1  
GRÁFICO RIESGO DE INCUMPLIMIENTO (Y)



Al observar el comportamiento de la variable a estudiar, se puede determinar que del total de los 174 clientes observados y tenidos en cuenta para la muestra y posterior desarrollo del modelo, el porcentaje de incumplimiento se representa con un 39.66%, equivalente a 69 personas naturales que accedieron al crédito de libre inversión.



#### 4.1.2 VARIABLES INDEPENDIENTES

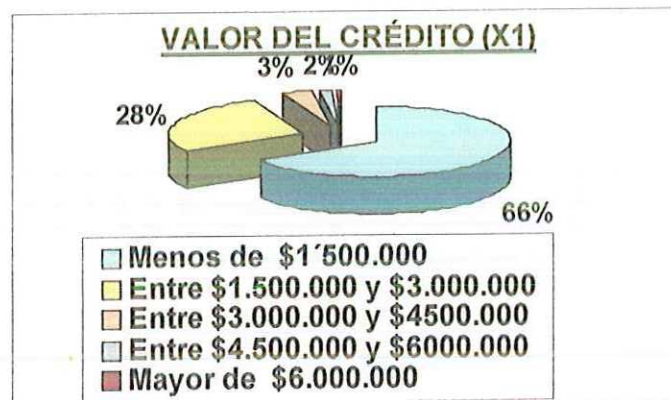
Las variables independientes analizadas para la ejecución del modelo son las siguientes:

##### 4.1.2.1 VALOR DEL CRÉDITO (X1)

TABLA 4.2  
VARIABLE: VALOR DEL CRÉDITO

Variable		Muestra	Porcentaje	Cumplió	%	No cumplió	%
<b>VLR CRÉDITO (X1)</b>	Menos de \$1'500.000	116	66,67%	66	57%	50	43%
	Entre \$1.500.000 y \$3.000.000	48	27,59%	31	65%	17	35%
	Entre \$3.000.000 y \$4500.000	6	3,45%	4	67%	2	33%
	Entre \$4.500.000 y \$6000.000	3	1,72%	3	100%	0	0%
	Mayor de \$6.000.000	1	0,57%	1	100%	0	0%
<b>Total Clientes</b>		<b>174</b>	<b>100,00%</b>				

FIGURA 4.2  
GRÁFICO VALOR DEL CRÉDITO



Esta variable es importante para el desarrollo del modelo, ya que, el valor del crédito está relacionado con la capacidad de pago del cliente. En la muestra se evidenció que la mayor aprobación de crédito de libre inversión se efectuó para montos inferiores o iguales a \$1'500.000 con 116 clientes, que representan el 66% del total de la muestra, seguidos del 28% correspondiente a los créditos entre el rango de \$1'500.000 y \$3'000.000 los cuales equivalen a 48 clientes de la muestra.

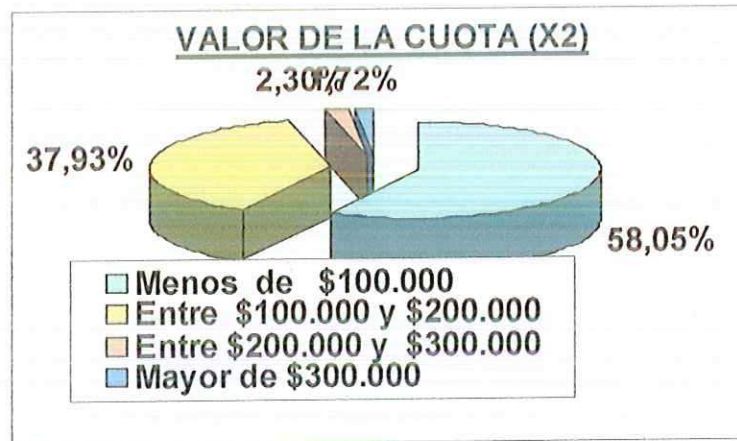
Se observa que, el incumplimiento con estos datos es menor con los créditos de valores superiores; el número de clientes (también los incumplidos) es inverso al valor del crédito; es decir, a mayor valor del crédito, los clientes disminuyen (también los incumplidos).

#### 4.1.2.2 VALOR DE LA CUOTA (X2)

TABLA 4.3  
VARIABLE: VALOR DE LA CUOTA

Variable		Muestra	Porcentaje	Cumplió	%	No cumplió	%
VLR CUOTA (X2)	Menos de \$100.000	101	58,05%	59	58%	42	42%
	Entre \$100.000 y \$200.000	66	37,93%	41	62%	25	38%
	Entre \$200.000 y \$300.000	4	2,30%	2	50%	2	50%
	Mayor de \$300.000	3	1,72%	3	100%	0	0%
	<b>Total Clientes</b>	<b>174</b>	<b>100,00%</b>				

FIGURA 4.3  
GRÁFICO VALOR DE LA CUOTA



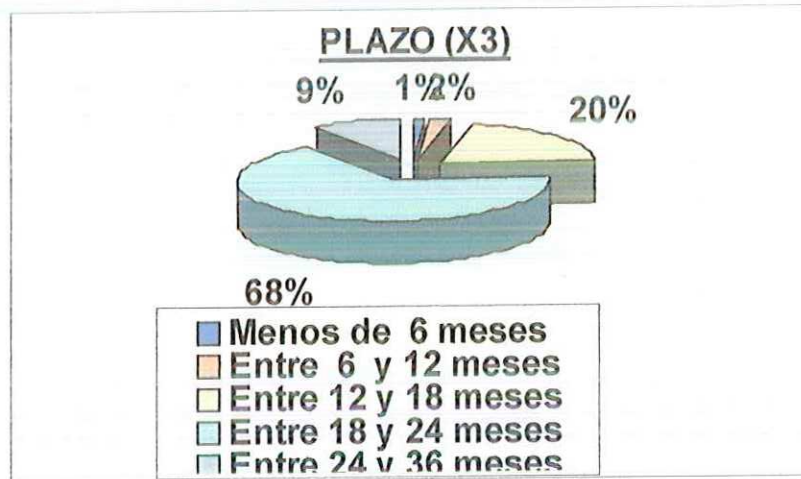
Respecto al valor de la cuota se observó que, la gran mayoría (101 clientes) representada en un 58% de la muestra, efectúan pagos de cuotas mensuales menores a \$100.000, seguidos del rango entre \$100.000 y \$200.000 con un 37.93% equivalentes a 66 clientes. Cabe resaltar, que tan solo el 2% y 3% consisten en pagos de cuotas superiores a \$200.000.

#### 4.1.2.3 PLAZO (X3)

TABLA 4.4  
VARIABLE: PLAZO

Variable		Muestra	Porcentaje	Cumplió	%	No cumplió	%
<b>PLAZO (X3)</b>	Menos de 6 meses	2	1,15%	0	0%	2	100%
	Entre 6 y 12 meses	4	2,30%	1	25%	3	75%
	Entre 12 y 18 meses	35	20,11%	17	49%	18	51%
	Entre 18 y 24 meses	117	67,24%	76	65%	41	35%
	Entre 24 y 36 meses	16	9,20%	11	69%	5	31%
<b>Total Clientes</b>		<b>174</b>	<b>100,00%</b>				

FIGURA 4.4  
GRÁFICO PLAZO



Se encontró que el 68% de la muestra posee crédito con un plazo entre 18 y 24 meses, el 20% entre 12 y 18 meses, y el plazo menos representativo de la muestra fue el más corto, inferior a 6 meses y equivalente al 1%.

Los créditos de mayor cumplimiento fueron aquellos otorgados con un plazo superior a 24 meses.

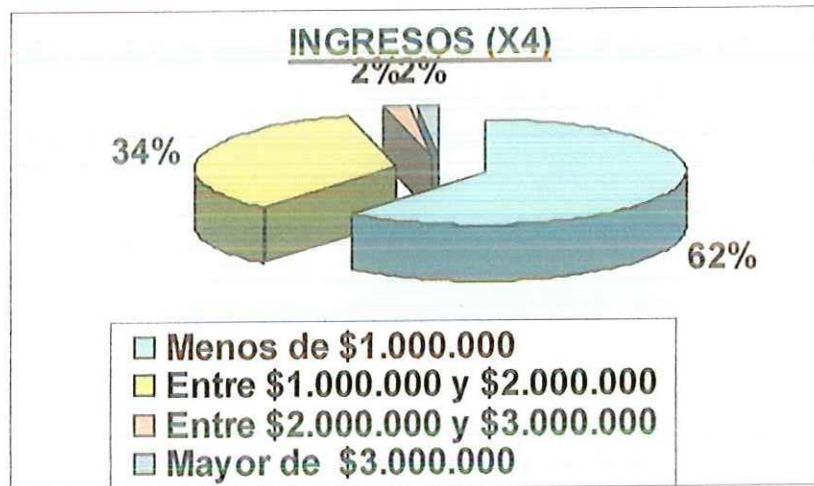


#### 4.1.2.4. INGRESOS DEUDOR (X4)

TABLA 4.5  
VARIABLE: INGRESOS DEUDOR

Variable		Muestra	Porcentaje	Cumplió	%	No cumplió	%
<b>INGRESOS (X4)</b>	Menos de \$1.000.000	107	61,49%	58	54%	49	46%
	Entre \$1.000.000 y \$2.000.00	60	34,48%	40	67%	20	33%
	Entre \$2.000.000 y \$3.000.00	4	2,30%	4	100%	0	0%
	Mayor de \$3.000.000	3	1,72%	3	100%	0	0%
	<b>Total Clientes</b>	<b>174</b>	<b>100,00%</b>				

FIGURA 4.5  
GRÁFICO INGRESOS



En los ingresos se establecieron 4 rangos, con los cuales se determinó que la mayor parte de otorgamiento de crédito se realizó para individuos con ingresos inferiores a 1 millón representando estos el 62% de la muestra, seguidos por el 34% correspondiente a clientes con ingresos entre 1 y 2 millones; esto debido a que para la solicitud de los créditos de libre inversión no hay exigencia de altos ingresos.

#### 4.1.2.5. INGRESOS CÓNYUGE (X5)

TABLA 4.6  
VARIABLE: INGRESOS CÓNYUGE

Variable		Muestra	Porcentaje	Cumplió	%	No cumplió	%
<b>INGRESOS CÓNYUGE (X5)</b>	Menos de \$1.000.000	147	84,48%	86	59%	61	41%
	Entre \$1.000.000 y \$2.000.00	19	10,92%	11	58%	8	42%
	Entre \$2.000.000 y \$3.000.00	3	1,72%	3	100%	0	0%
	Mayor de \$3.000.000	5	2,87%	5	100%	0	0%
<u>Total Clientes</u>		174	100,00%				

FIGURA 4.6  
GRÁFICO INGRESOS CÓNYUGE



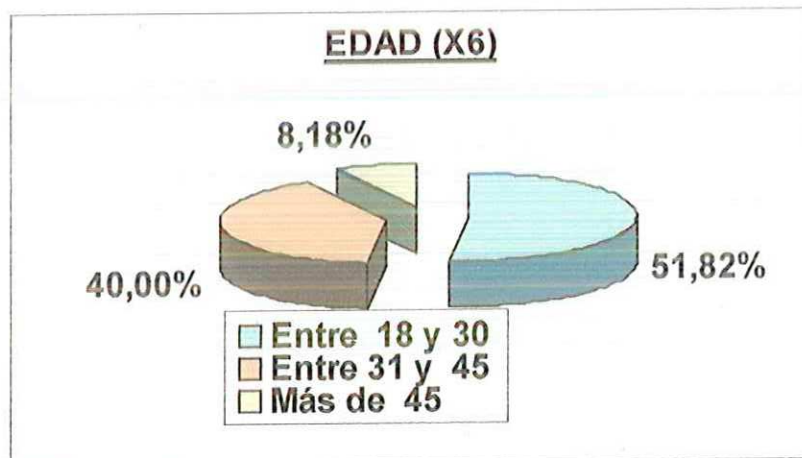
En esta variable observamos que el 84% de los cónyuges de la muestra presentan ingresos inferiores a 1 millón, seguido del 11% representado en individuos con ingresos entre 1 y 2 millones. Con esta información se puede analizar que esta variable se debe tomar en cuenta ya que, representa un valor agregado a los ingresos de quien realiza la solicitud del crédito.

#### 4.1.2.6 EDAD (X6)

TABLA 4.7  
VARIABLE: EDAD

Variable		Muestra	Porcentaje	Cumplió	%	No cumplió	%
<b>EDAD (X6)</b>	Entre 18 y 30	81	51,82%	51	63%	30	37%
	Entre 31 y 45	80	40,00%	49	61%	31	39%
	Más de 45	13	8,18%	5	38%	8	62%
<b>Total Clientes</b>		<b>174</b>	<b>100,00%</b>				

FIGURA 4.7  
GRÁFICO EDAD



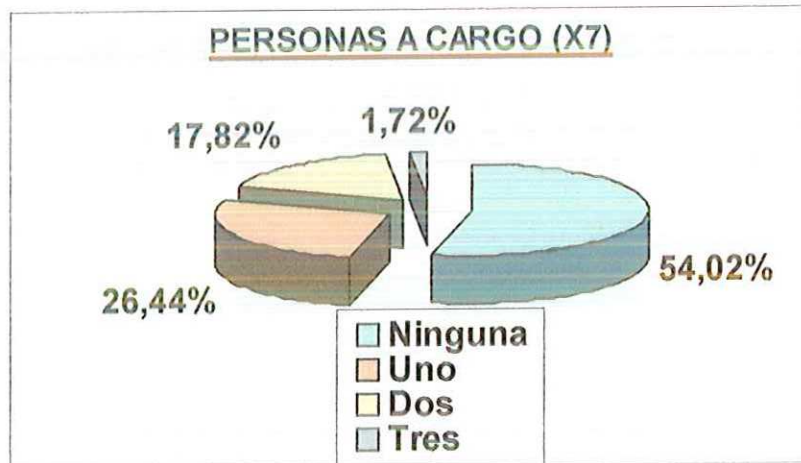
Se observa una distribución homogénea en cuanto a la aprobación de créditos por edades siendo el 52% para edades entre 15 y 30 años y 40% para edades entre 31 y 45 años, en menor proporción para edades mayores a 45 años representadas en un 8% de la muestra.

#### 4.1.2.7. PERSONAS A CARGO (X7)

TABLA 4.8  
VARIABLE: PERSONAS A CARGO

Variable		Muestra	Porcentaje	Cumplió	%	No cumplió	%
<b>PERSONAS A CARGO (X7)</b>	Ninguna	94	54,02%	56	<b>60%</b>	38	<b>40%</b>
	Uno	46	26,44%	34	<b>74%</b>	12	<b>26%</b>
	Dos	31	17,82%	15	<b>48%</b>	16	<b>52%</b>
	Tres	3	1,72%	0	<b>0%</b>	3	<b>100%</b>
	<u>Total Clientes</u>	<b>174</b>	<b>100,00%</b>				

FIGURA 4.8  
GRÁFICO PERSONAS A CARGO



Con esta variable se analiza el perfil del cliente, con el fin de determinar la cantidad de obligaciones económicas familiares, las cuales a su vez determinarán una parte de los egresos del cliente. De lo anterior observamos que el 54% de la muestra corresponde a 94 clientes que no tienen personas a cargo, seguido del 26%, 46 clientes que tienen una persona a cargo y para clientes con 2 personas a cargo una porción del 18%. El restante 2% corresponde a clientes con más de 3 personas a cargo.

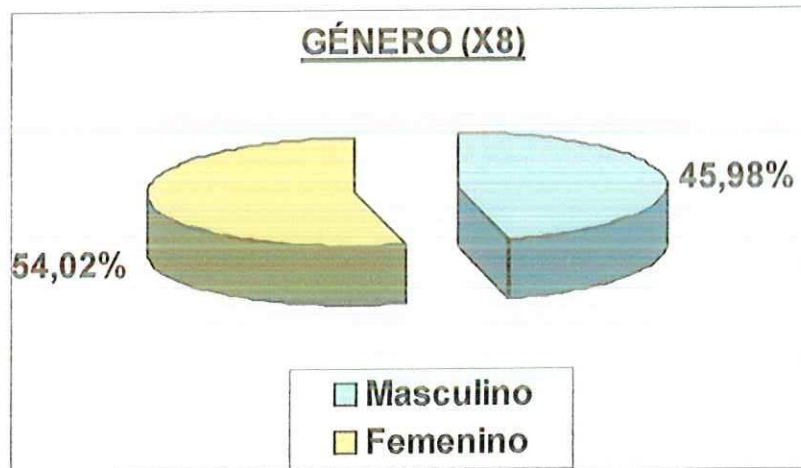


#### 4.1.2.8 GÉNERO (X8)

TABLA 4.9  
VARIABLE: GÉNERO

Variable		Muestra	Porcentaje	Cumplió	%	No cumplió	%
<b>GÉNERO (X8)</b>	Masculino	80	45,98%	45	56%	35	44%
	Femenino	94	54,02%	60	64%	34	36%
	<u>Total Clientes</u>	<b>174</b>	<b>100,00%</b>				

FIGURA 4.9  
GRÁFICO GÉNERO



Esta variable es de importante análisis ya que, las costumbres de pago entre los dos géneros son diferentes; se encontró que el 54% representa a los créditos aprobados a mujeres y el 46% representa los créditos aprobados a hombres. A su vez se evidencia, como el género femenino posee en la muestra tomada un menor porcentaje de incumplimiento, ya que tiene un valor de 36% (34 mujeres de 94), mientras el género masculino presenta un porcentaje de incumplimiento de 44%, correspondiente a 35 hombres del total de 80.

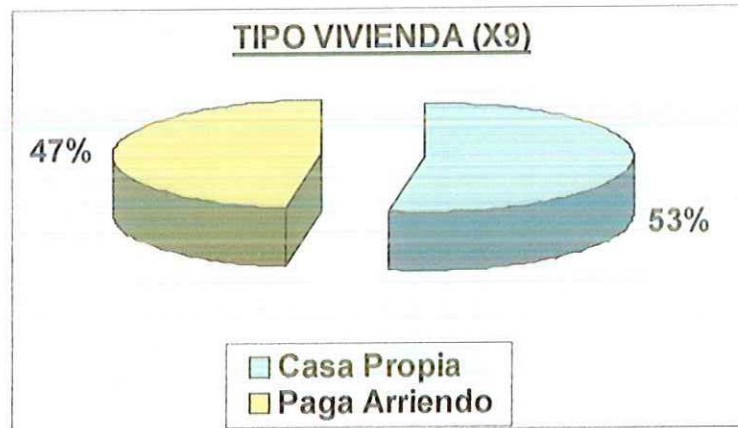


#### 4.1.2.9 TIPO VIVIENDA (X9)

TABLA 4.10  
VARIABLE: TIPO VIVIENDA

	Variable	Muestra	Porcentaje	Cumplió	%	No cumplió	%
TIPO VIVIENDA (X9)	Casa Propia	92	52,87%	52	57%	40	43%
	Paga Arriendo	82	47,13%	53	65%	29	35%
	Total Clientes	174	100,00%				

FIGURA 4.10  
GRÁFICO TIPO VIVIENDA



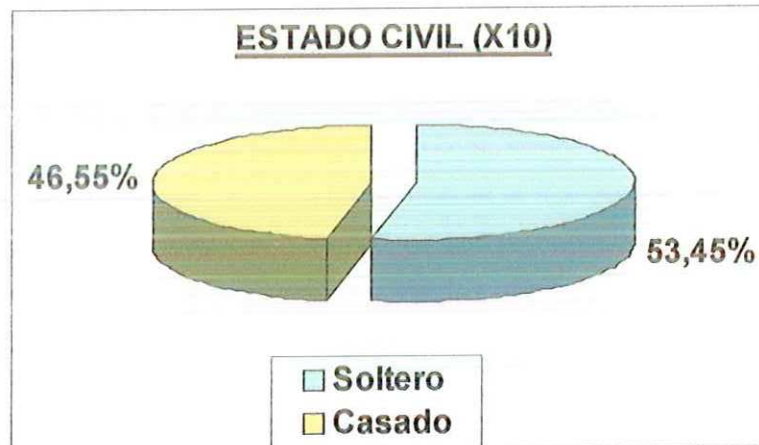
Con la información obtenida por esta variable, se puede determinar la estabilidad económica del cliente; el 53% de la muestra, corresponde a clientes con casa propia, de estos 92 clientes el 43% presento incumplimiento. El 47% de los clientes de esta muestra (82 clientes) pagan arriendo, de los cuales el 35% incumplió en el pago de su cuota.

#### 4.1.2.10 ESTADO CIVIL (X10)

TABLA 4.11  
VARIABLE: ESTADO CIVIL

Variable		Muestra	Porcentaje	Cumplió	%	No cumplió	%
ESTADO CIVIL (X10)	Soltero	93	53,45%	58	62%	35	38%
	Casado	81	46,55%	47	58%	34	42%
	Total Clientes	174	100,00%				

FIGURA 4.11  
GRÁFICO ESTADO CIVIL



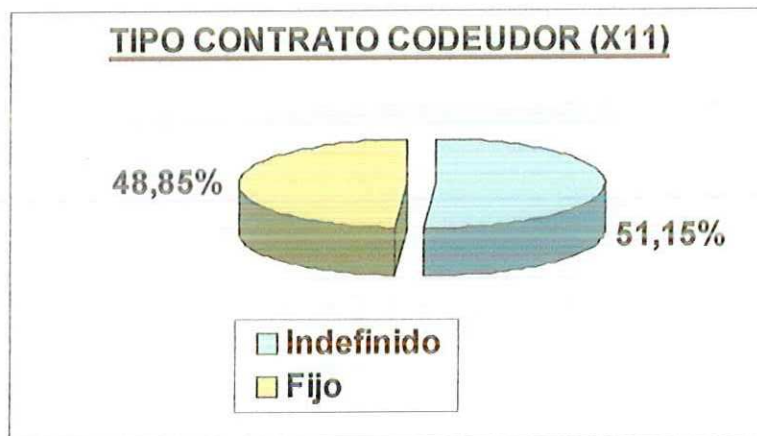
El estado civil de la muestra se encuentra dividido entre los solteros con un 53% y casados con un 47%. La capacidad de pago teniendo en cuenta esta condición esta afectada por los gastos familiares que se espera representa el hecho de estar casado, por lo que de los 81 clientes que se encuentran casados, 34 han incumplido (42%), mientras que para los solteros el 62% presenta cumplimiento.

#### 4.1.2.11 TIPO CONTRATO CODEUDOR (X11)

TABLA 4.12  
VARIABLE: TIPO CONTRATO CODEUDOR

Variable		Muestra	Porcentaje	Cumplió	%	No cumplió	%
TIPO CONTRATO CODEUDOR (X11)	Indefinido	89	51,15%	50	56%	39	44%
	Fijo	85	48,85%	55	65%	30	35%
	Total Clientes	174	100,00%				

FIGURA 4.12  
GRÁFICO TIPO CONTRATO CODEUDOR



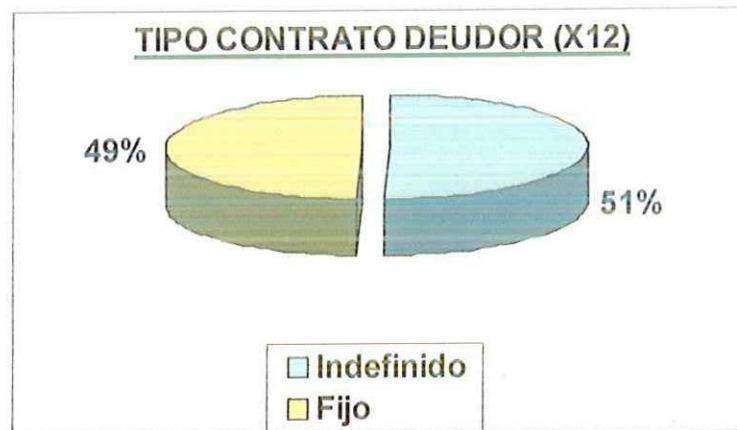
En esta variable se observa que los datos están repartidos uniformemente entre los dos tipos de contratos para el codeudor, siendo el 51.15%, 89 individuos con contratos a término indefinido y el 48.85%, 85 individuos con contratos a término fijo. Contrario a lo que se esperaría, el mayor porcentaje de incumplimiento se encuentra dentro del grupo de los codeudores con tipo de contrato indefinido con un 44%.

#### 4.1.2.12. TIPO CONTRATO DEUDOR (X12)

TABLA 4.13  
VARIABLE: TIPO CONTRATO DEUDOR

Variable		Muestra	Porcentaje	Cumplió	%	No cumplió	%
TIPO CONTRATO DEUDOR (X12)	Indefinido	88	50,57%	46	52%	42	48%
	Fijo	86	49,43%	59	69%	27	31%
	<u>Total Clientes</u>	174	100,00%				

FIGURA 4.13  
GRÁFICO TIPO CONTRATO DEUDOR



La variable tipo de contrato del deudor es de suma importancia para el análisis de la muestra, ya que, es determinante en el momento de efectuar el otorgamiento de crédito tener conocimiento de la estabilidad laboral del deudor. Aunque en los datos analizados esta dividida esta condición con un 49% de deudores con contratos de término fijo y un 51% de deudores con contratos a término indefinido, se conoce que en lo cotidiano las entidades prefieren aquellos clientes con mayor estabilidad laboral para el otorgamiento de créditos. El porcentaje más bajo de incumplimiento se encuentra en el grupo con tipo de contrato fijo.



## 4.2 RESULTADOS DEL MODELO

Teniendo en cuenta la teoría econométrica, utilizamos el modelo Logit, modelo de elección cualitativa con respuesta binaria, donde la regresada (Y) es una variable binaria dicótoma, es decir, una variable que puede tomar entre dos valores mutuamente excluyentes que puede ser del tipo si/no o de presencia/ausencia.

Para obtener el modelo resultante, se analizó con el programa econométrico Eviews una muestra de 174 datos, correspondientes a clientes con crédito de libre inversión, para lo cual se trabajó con las variables anteriormente descritas, con el fin de determinar la probabilidad de que un individuo que tiene ciertos atributos (variables) pertenezca a uno de dos grupos específicos, en este caso se trataba de determinar la probabilidad de que un acreditado que tiene ciertos atributos se declare o no en incumplimiento.

Al evaluar las variables que se recogieron dentro de la muestra y al someterlas al análisis en el software E-views y con la metodología de modelo Logia ó Logístico, se obtuvieron los siguientes resultados:

Se evidenció en el modelo una media o promedio de incumplimiento de 0.3965 para los 174 clientes estudiados, que permite tomar este dato como un dato de referencia y efectuar la comparación con el resultado de Y observada en la muestra (39.66%).

FIGURA 4.14  
FUNCIÓN DE DISTRIBUCION LOGISTICA

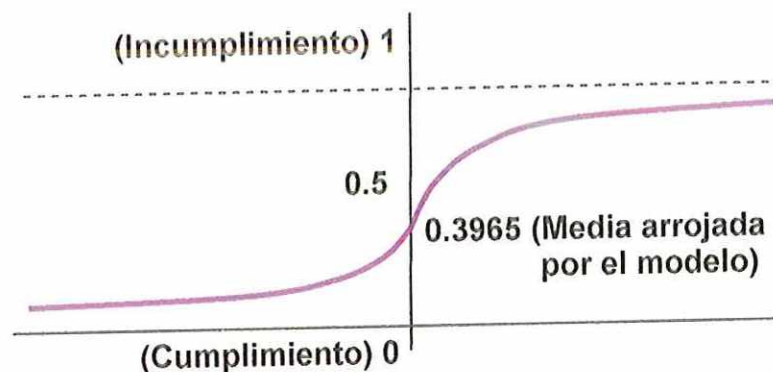


TABLA 4.14  
RESULTADO MODELO LOGIT

Equation: UNTITLED Workfile: UNTITLED									
View	Procs	Objects	Print	Name	Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Dependent Variable: DEFAULT									
Method: ML - Binary Logit									
Date: 11/04/06 Time: 17:44									
Sample: 1 174									
Included observations: 174									
Convergence achieved after 1 iterations									
Covariance matrix computed using second derivatives									
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.					
VLR_CREDITO01	-1.87E-06	2.18E-06	-0.860714	0.3894					
VLR_CUOTA01	4.14E-05	3.66E-05	1.130926	0.2581					
PLAZO	0.047541	0.141043	0.337071	0.7361					
INGRESOS	-1.53E-06	7.54E-07	-2.029384	0.0424					
ING_CONYUGE01	-2.40E-07	3.33E-07	-0.720355	0.4713					
EDAD	0.033875	0.021813	1.553023	0.1204					
PERSONAS_A_CARGO	0.395193	0.259241	1.524421	0.1274					
GENERO	0.324273	0.350494	0.925187	0.3549					
TIPO_VIVIENDA01	0.194191	0.350567	0.553933	0.5796					
ESTADO_CIVIL01	-0.368749	0.343033	-1.074967	0.2824					
CONTRATO_CODEUD	0.491913	0.338901	1.451495	0.1466					
CONTRATO_DEUDOR	0.598147	0.344786	1.734837	0.0828					
C	-2.745941	3.256216	-0.843292	0.3991					
Mean dependent var	0.396552	S.D. dependent var	0.490593						
S.E. of regression	0.468336	Akaike info criterion	1.328300						
Sum squared resid	35.31347	Schwarz criterion	1.564322						
Log likelihood	-102.5621	Hannan-Quinn criter.	1.424045						
Restr. log likelihood	-116.8564	Avg. log likelihood	-0.589438						
LR statistic (12 df)	28.58859	McFadden R-squared	0.122324						
Probability(LR stat)	0.004533								
Obs with Dep=0	105	Total obs	174						
Obs with Dep=1	69								

El modelo arrojado prueba que, tanto los ingresos (X4), el tipo de contrato del deudor (X12), la edad (X6), las personas a cargo (X7), el tipo de contrato del codeudor (X11) y la cuota (X2), son respectivamente en su orden, las variables independientes que explican en un mayor grado al incumplimiento de los clientes.

Adicionalmente, se encontraron dentro del grupo de las 12 variables analizadas, variables tales como, Monto del crédito (X1), Ingresos (X4), Ingresos del Cónyuge (X5) y Estado Civil (X10) que tienen una relación inversa con la probabilidad de



impago; es decir, a medida que aumenten los valores de dichas variables, la probabilidad de impago disminuirá.

Se observó que, de las variables escogidas para tratar de explicar a la probabilidad de incumplimiento, hubo tres (plazo, ingresos cónyuge y casa propia) que se encontraron con una baja probabilidad de ocurrencia y baja explicación de la variable dependiente (Y).

#### 4.2.1. VALIDACIÓN DE PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO O DEFAULT

Conocida la distribución del conjunto de individuos entre los dos grupos (los que cumplen con su obligación y los que no lo hacen), se busca entender la naturaleza de las diferencias existentes entre los mismos, para poder en un futuro clasificar nuevos individuos, para los que se desconoce su pertenencia a un determinado grupo. Para esto recurrimos a la ecuación que resume el modelo (variables y sus respectivos coeficientes).

$$E(\gamma_i / \chi_i) = \rho_i = \beta_1 + \beta_2 \chi_2 + \beta_3 \chi_3 \dots + \nu_i$$

TABLA 4.15  
ECUACIÓN MODELO LOGIT

The screenshot shows a software window titled "Equation: UNTITLED Workfile: UNTITLED". The window contains the following text:

```

View|Procs|Objects|Print|Name|Freeze|Estimate|Forecast|Stats|Resids
Estimation Command:
=====
BINARY(D=L) Y X1 X2 X3 X4 X5 X6 X7 X8 X9 X10 X11 X12 C
Estimation Equation:
=====
Y = 1-@LOGIT(-(C(1)*X1 + C(2)*X2 + C(3)*X3 + C(4)*X4 + C(5)
*X5 + C(6)*X6 + C(7)*X7 + C(8)*X8 + C(9)*X9 + C(10)*X10 + C
(11)*X11 + C(12)*X12 + C(13)))
Substituted Coefficients:
=====
Y = 1-@LOGIT(-(-1.874133228e-06*X1 + 4.13578e-05*X2 +
0.04754141181*X3 - 1.530981659e-06*X4 - 2.397802011e-07*X5
+ 0.0338754578*X6 + 0.3951928924*X7 + 0.3242729195*X8 +
0.1941906497*X9 - 0.3687494487*X10 + 0.4919127478*X11 +
0.5981474134*X12 - 2.74594052))
  
```

Donde las  $X$  son las variables que se obtienen del acreditado y las  $\beta$  son los coeficientes arrojados por modelo. Con el modelo logit,  $\rho_i$  es la probabilidad de incumplimiento del acreditado  $i$ , que solo puede adquirir valores entre 0 y 1.

$$\rho_i = \frac{e^{Z_i}}{1 + e^{Z_i}} + u_i \quad \text{donde,} \quad \rho_i = \frac{e^{\beta_1 + \beta_2 X_i}}{1 + e^{\beta_1 + \beta_2 X_i}} + u_i$$

TABLA 4.16  
CÁLCULO DEFAULT

MODELO LOGIT CON VARIABLES COMPLETAS				
VARIABLES	#	DESCRIPCION VARIABLES	COEFICIENTES	VALORES
Variables Independientes Cuantitativas				
VLR CREDITO	X1	Monto Solicitado	-0,0000019	1.804.089
VLR CUOTA	X2	Cuota Estimada Crédito	0,0000414	103.342
PLAZO	X3	Tiempo Vigencia Crédito	0,0475410	23
INGRESOS DEUDOR	X4	Ingresos Cliente	-0,0000015	1.041.540
INGRESOS CÓNYUGE	X5	Ingresos del Cónyuge	-0,0000002	516.069
EDAD DEUDOR	X6	Edad de la Persona	0,0338750	32
PERSONAS A CARGO	X7	# Personas a Cargo	0,3951930	1
Variables Independientes Dicótomas				
GENERO	X8	HOMBRE (1) o MUJER (0)	0,3242730	0
TIPO VIVIENDA	X9	CASA PROPIA(1) O EN ARRIENDO(0)	0,1941910	1
ESTADO CIVIL	X10	SOLTERO (1) CASADO (0)	-0,3687490	0
TIPO CONTRATO CODEUDOR	X11	INDEFINIDO (1) FIJO(0)	0,4919130	1
TIPO CONTRATO DEUDOR	X12	INDEFINIDO (1) FIJO(0)	0,5981470	0
	C		-2,7459410	
Variable dependiente dicotómica				
RIESGO INCUMPLIMIENTO	Y	Pago antes de 30 días (0), No cumplió (1)		39,75%

Con esta información y al efectuar el cálculo de la probabilidad de default, se puede generar un rango de calificación, con el fin de determinar si se otorga o no el préstamo solicitado; adicionalmente, se observa en el ejemplo anterior, que la probabilidad de impago para un crédito otorgado a una mujer que posee casa propia, es casada y tiene un contrato laboral a término indefinido es del 39.75%.

Por lo tanto, a continuación observamos diferentes niveles de probabilidad de incumplimiento o default teniendo en cuenta el cambio en las condiciones cualitativas del cliente y manteniendo el promedio de las variables cuantitativas, así:



TABLA 4.17  
COMPARATIVO PROBABILIDAD DEFAULT

MEDIA VARIABLES CUANTITATIVAS						
VLR CRÉDITO	VLR CUOTA	PLAZO	INGRESOS DEUDOR	INGRESOS CÓNYUGE	EDAD DEUDOR	PERSONAS A CARGO
1.804.069	103.342	23	1.041.640	616.069	32	1

VARIABLES CUALITATIVAS						
GÉNERO	HOMBRE	HOMBRE	MUJER	MUJER	HOMBRE	MUJER
TIPO VIVIENDA	CASA PROPIA	PAGA ARRIENDO	CASA PROPIA	PAGA ARRIENDO	CASA PROPIA	CASA PROPIA
ESTADO CIVIL	SOLTERO	CASADO	SOLTERA	CASADA	CASADO	CASADA
TIPO CONTRATO CODEUDOR	INDEFINIDO	FIJO	INDEFINIDO	FIJO	INDEFINIDO	INDEFINIDO
TIPO CONTRATO DEUDOR	INDEFINIDO	FIJO	INDEFINIDO	FIJO	FIJO	FIJO
RIESGO INCUMPLIMIENTO	63.44%	31.48%	46.35%	24.94%	47.71%	39.75%

\$ 313.911.406,00	39.71%	\$ 110.623.449,74	\$ 635.766,95	35.24%
TOTAL CRÉDITO OTORGADO	PROMEDIO DEFAULT MODELO	TOTAL EXPOSICIÓN	EXPOSICIÓN PROMEDIO	% DE EXPOSICIÓN

Con la información anterior, se puede comparar y determinar que el riesgo para el otorgamiento de crédito en condiciones iguales varía dependiendo del género. Esto nos ratifica que el género es una variable significativa dentro del modelo y que según los datos arrojados es más riesgoso otorgar préstamos al género masculino que al femenino.

Para encontrar estos porcentajes de probabilidad de default utilizamos la teoría para cálculo de probabilidad del modelo Logit mencionada anteriormente.

Partiendo de la muestra de los clientes de la línea de crédito de libre inversión, se determinó que el monto total de crédito otorgado a las 174 clientes tomados para el presente trabajo fue de \$313'911.406; de igual forma observamos que el promedio de incumplimiento de los clientes de la muestra es del 39.71% (idéntico valor generado por la media del modelo Logit aplicado), a su vez se obtuvo como exposición total un valor de \$110.623.449,74, que representa el monto total de incumplimiento por parte de la cartera de clientes tomada, y el cual constituye el 35.24% del total otorgado; y como valor promedio de incumplimiento por cliente se obtuvo \$635.766,95.

#### 4.2.2. VALIDACIÓN DE PROBABILIDAD CON LAS CUATRO C DE CRÉDITO

Con este método se efectúa una calificación subjetiva según el criterio del analista del crédito, tomando como parámetros la clasificación de las variables con las siguientes características:

- **Carácter:** Mide la reputación del cliente, su voluntad para pagar y su historia crediticia. En otras palabras, se busca conocer al sujeto de crédito.

- Capacidad: Mide la habilidad para pagar, la cual se refleja en la volatilidad de los ingresos del deudor.
- Colateral: En el evento de default, la entidad tendría una garantía adicional para hacer efectivo el pago de la deuda.
- Condiciones: Son las características propias del crédito que se va a otorgar.

Teniendo en cuenta la anterior información, se efectuó un análisis con este método partiendo de la información originada por el modelo Logit así:

TABLA 4.18  
CALIFICACIÓN SUBJETIVA DE VARIABLES CON CUATRO C DE CRÉDITO

VARIABLE		PROB.	PROB. SIGNIFICANCIA	PONDERACION GENERAL	CLASIFICACION SUBJETIVA
VLR CRÉDITO	X1	0,3894	0,6106	7,26%	CONDICIONES
VLR CUOTA	X2	0,2581	0,7419	8,82%	CONDICIONES
PLAZO	X3	0,7361	0,2639	3,14%	CONDICIONES
INGRESOS	X4	0,0424	0,9576	11,39%	CAPACIDAD
INGRESOS CÓNYUGE	X5	0,4713	0,5287	6,29%	CAPACIDAD
EDAD	X6	0,1204	0,8796	10,46%	CARÁCTER
PERSONAS A CARGO	X7	0,1274	0,8726	10,38%	CARÁCTER
GÉNERO	X8	0,3549	0,6451	7,67%	CARÁCTER
TIPO VIVIENDA	X9	0,5796	0,4204	5,00%	CARÁCTER
ESTADO CIVIL	X10	0,2824	0,7176	8,53%	CARÁCTER
TIPO CONTRATO CODEUDOR	X11	0,1466	0,8534	10,15%	COLATERAL
TIPO CONTRATO DEUDOR	X12	0,0828	0,9172	10,91%	CAPACIDAD
	C	0,3991	8,4086	100,00%	

TABLA 4.19  
PONDERACIÓN DE VARIABLES CON CUATRO DE CRÉDITO

GINCO C DE CREDITO		PROBABILIDAD FRENTE AL RIESGO	PROBABILIDAD CON GINCO C
<b>CARÁCTER</b>	EDAD	10,46%	24,88%
	PERSONAS A CARGO	10,38%	24,68%
	GÉNERO	7,67%	18,25%
	TIPO VIVIENDA	5,00%	11,89%
	ESTADO CIVIL	8,53%	20,30%
	<b>TOTAL</b>	<b>42,04%</b>	<b>100,00%</b>
<b>CAPACIDAD</b>	INGRESOS	11,39%	39,84%
	INGRESOS CÓNYUGE	6,29%	22,00%
	TIPO CONTRATO DEUDOR	10,91%	38,16%
	<b>TOTAL</b>	<b>28,58%</b>	<b>100,00%</b>
<b>COLATERAL</b>	TIPO CONTRATO CODEUDOR	10,15%	100,00%
	<b>TOTAL</b>	<b>10,15%</b>	<b>100,00%</b>
<b>CONDICIONES</b>	VLR CRÉDITO	7,26%	37,78%
	VLR CUOTA	8,82%	45,90%
	PLAZO	3,14%	16,33%
	<b>TOTAL</b>	<b>19,22%</b>	<b>100,00%</b>



Con la clasificación de las variables en las cuatro C obtuvimos el mayor peso para la C de carácter en la cual se clasificaron la edad, las personas a cargo, el género, si se posee casa propia y el estado civil representando el 42.04% de la información utilizada; a su vez, se obtuvo un mayor peso para la variable edad con el 24.88% dentro de esta categoría.

La siguiente C con mayor peso porcentual en la prueba fue capacidad con una representación del 28.58% del total, y dentro de esta característica la variable con mayor peso fue la de ingresos con una puntuación del 39.84%, seguida del tipo de contrato del deudor e ingresos del cónyuge con 38.16% y 22% respectivamente.

Finalmente las C con menor porción fueron condiciones con una representación del 19.22% y colateral con 10.15%, en las cuales se contienen las variables restantes relacionadas en el cuadro anterior.

## 5. PRUEBAS DEL MODELO

### 5.1 PRUEBAS DE SIGNIFICANCIA GLOBAL DEL MODELO

#### 5.1.1 RAZÓN DE VEROSIMILITUD (RV)

Para estimar modelos de variable dependiente limitada, es necesario utilizar el método de máxima verosimilitud, el cual esta condicionado a las variables explicativas utilizadas en el modelo.

“A fin de probar la hipótesis nula, respecto a que todos los coeficientes de pendiente son simultáneamente iguales a cero, el equivalente de la prueba F en el modelo de regresión lineal es el estadístico de la razón de verosimilitud (RV). Dada la hipótesis nula, el estadístico RV sigue la distribución  $X^2$  con grado de libertad igual al número de variables explicativas<sup>6</sup>. No se debe sobrevalorar la importancia de la bondad de ajuste en modelos para los que la regresada es dicótoma”.

Condiciones:

- Grados de Libertad = 12 variables
- Nivel de confianza = 95%
  
- RV calculado = 28.58 Obtenido del “LR statistic” del modelo final.
- RV crítico = 21.03 (obtenido de la tabla Chi cuadrado con 12 grados de libertad “gl” y 95% como nivel de confianza).

(Ver anexo 2: Tabla de distribución Chi cuadrada)

• Hipótesis Nula

Rechazo  $H_0$ : B1, B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B9, B10, B11 & B12 = 0

• Hipótesis Alterna

No rechazo  $H_1$ : B1, B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B9, B10, B11 & B12  $\neq$  0

Si RV calculado > RV crítico

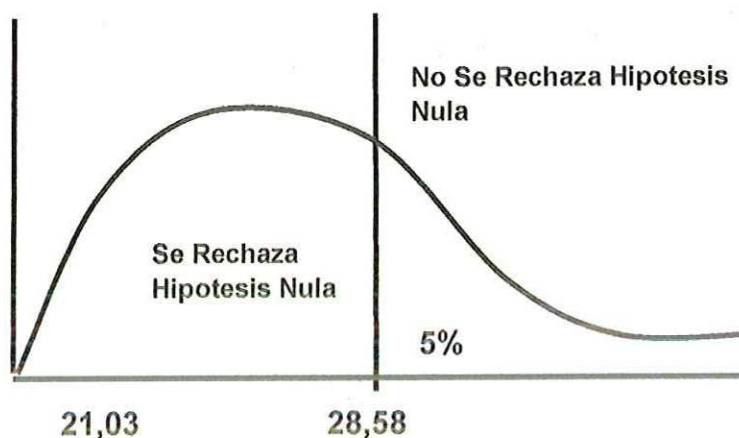
28,58 > 21,03

---

<sup>6</sup> GUJARATI, Damodar N. Econometria. MC Graw Hill, Pág. 585



FIGURA 5.1  
GRÁFICO PRUEBA RAZÓN DE VEROSIMILITUD (RV)



Dado lo anterior, se afirma que se rechaza la hipótesis nula  $H_0$ , ya que, los coeficientes de las variables explicativas son significativos, es decir, diferentes de cero a un nivel de confianza del 95%, no rechazando la hipótesis alternativa  $H_1$ , por lo tanto, la prueba del modelo nos afirma que las variables son en conjunto significativas y explican la variable dependiente de incumplimiento.

Como se remarcó antes, la medida convencional de la bondad de ajuste,  $R^2$ , no es particularmente significativa para los modelos con regresada binaria. Las medidas similares a  $R^2$ , llamadas pseudo  $R^2$ , están disponibles y hay una variedad de ellas. E-views presenta una de esas medidas, la  $R^2$  McFadden, denotada como  $R^2_{Mc-F}$ . Al igual que  $R^2$ ,  $R^2_{Mc-F}$  también varía entre 0 y 1. Otra medida de ajuste comparativamente simple es la cuenta  $R^2$ , que se define como:

$$CuentaR^2 = \frac{\text{númeroprediccionescorrectas}}{\text{númerototalobservaciones}}$$

### 5.1.2. GENERACIÓN DE PREDICTOS

Puesto que, la regresada en el modelo Logit toma un valor entre 1 y 0, si la probabilidad predicha es mayor que 0.5, se clasifica como si fuese 1, pero si es menor que dicho valor, entonces se considera como 0. Así pues, se cuenta el número de predicciones correctas y se calcula  $R^2$  o "cuenta  $R^2$ ".

Debe notarse que, sin embargo, en los modelos con regresada binaria, la bondad del ajuste tiene una importancia secundaria. Lo que interesa son los signos esperados de los coeficientes de la regresión y su importancia práctica y/o estadística<sup>7</sup>.

Estos predictos son necesarios para corregir en una variable binaria, aquellos valores que no se acomodan a las restricciones de la misma (en este caso la probabilidad debe estar solo como 0 "incumplimiento" ó como 1 "no incumplimiento"), es decir, aquellos valores que estén entre 0 y 1, los convertirá en 0 ó 1.

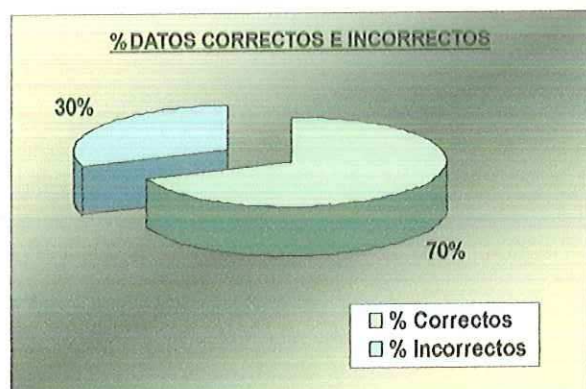
Al originar los predictos para nuestro modelo, se tuvo en cuenta como valor medio de los datos 0.45, valor determinado como un promedio entre la media del modelo econométrico y 0.5 para lograr una distribución uniforme de la información dentro de la muestra tomada para el presente estudio.

Con el fin de calcular el porcentaje de correctos, se tomaron los valores observados utilizados en el modelo, los cuales posteriormente se compararon con los valores predictos (valores redondeados de los valores estimados, teniendo en cuenta la media dada al modelo) para hallar lo datos de congruencia entre los datos observados y los estimados por el modelo, por lo que se obtuvo el siguiente resultado:

TABLA 5.1  
GENERACIÓN % CORRECTOS

# CORRECTOS (0)	121
# DE (1)	27
# DE (-1)	26
# INCORRECTOS (1 & -1)	53
<b>TOTAL</b>	<b>174</b>
<b>PREDICTOS</b>	
INCUMPLIMIENTO	68
CUMPLIMIENTO	106
% Correctos	70%
% Incorrectos	30%

FIGURA 5.2  
GRAFICO % CORRECTOS E INCORRECTOS



Con esta información podemos considerar que el modelo se ajusto en un 70% a los datos reales tomados para la muestra.

<sup>7</sup> UNAB. Modelo Logit.



## 5.2 NUEVO RESULTADO DEL MODELO LOGIT

Equation: UNTITLED Workfile: UNTITLED									
View	Procs	Objects	Print	Name	Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Dependent Variable: DEFAULT									
Method: ML - Binary Logit									
Date: 11/04/06 Time: 18:23									
Sample: 1 138									
Included observations: 138									
Convergence achieved after 1 iterations									
Covariance matrix computed using second derivatives									
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.					
VLR_CREDITO01	-2.09E-06	2.47E-06	-0.843928	0.3987					
VLR_CUOTA01	4.48E-05	4.18E-05	1.072435	0.2835					
PLAZO	0.072676	0.157560	0.461261	0.6446					
INGRESOS	-1.66E-06	8.69E-07	-1.936349	0.0528					
ING_CONYUGE01	-1.19E-07	3.76E-07	-0.315539	0.7524					
EDAD	0.034624	0.023478	1.474751	0.1403					
PERSONAS_A_CARG	0.326937	0.279667	1.169023	0.2424					
GENERO	0.409641	0.387378	1.057471	0.2903					
TIPO_VIVIENDA01	0.277090	0.397795	0.696565	0.4861					
ESTADO_CIVIL01	-0.409421	0.391491	-1.045799	0.2957					
CONTRATO_CODEUD	0.727179	0.381753	1.904843	0.0568					
CONTRATO_DEUDOR	0.592903	0.388385	1.526584	0.1269					
C	-2.977758	3.593838	-0.828573	0.4073					
Mean dependent var	0.500000	S.D. dependent var	0.501821						
S.E. of regression	0.486336	Akaike info criterion	1.413567						
Sum squared resid	29.56534	Schwarz criterion	1.689322						
Log likelihood	-84.53609	Hannan-Quinn criter.	1.525627						
Restr. log likelihood	-95.65431	Avg. log likelihood	-0.612580						
LR statistic (12 df)	22.23644	McFadden R-squared	0.116233						
Probability(LR stat)	0.034954								
Obs with Dep=0	69	Total obs	138						
Obs with Dep=1	69								

Efectuando el desarrollo del modelo Logit con 138 observaciones y tomando 69 observaciones como incumplimiento y el mismo número como cumplimiento obtenemos que la media arrojada por el modelo es 0.5 ya que se está asumiendo que es una muestra distribuida en partes iguales.

## 5.4 GENERACIÓN DE NUEVOS PREDICTOS

# CORRECTOS (0)	82
# DE (1)	39
# DE (-1)	17
# INCORRECTOS (1 & -1)	56
<b>TOTAL</b>	<b>138</b>

PREDICTOS	
INCUMPLIMIENTO	47
CUMPLIMIENTO	91

% Correctos	59%
% Incorrectos	41%

## 6. SCORING

TABLA 6.1  
PUNTUACION SCORING

PUNTUACION SCORING			
	VARIABLE	CUMPLIMIENTO	PUNTAJE
1	<b>VLR CRÉDITO</b>	%	7,26
1	Menos de \$1'500.000	57%	4
2	Entre \$1.500.000 y \$3.000.000	65%	5
3	Entre \$3.000.000 y \$4500.000	67%	5
4	Entre \$4.500.000 y \$6000.000	100%	7
5	Mayor de \$6.000.000	100%	7
2	<b>VLR CUOTA</b>	%	8,82
1	Menos de \$100.000	58%	5
2	Entre \$100.000 y \$200.000	62%	5
3	Entre \$200.000 y \$300.000	50%	4
4	Mayor de \$300.000	100%	9
3	<b>PLAZO</b>	%	3,14
1	Menos de 6 meses	0%	0
2	Entre 6 y 12 meses	25%	1
3	Entre 12 y 18 meses	49%	2
4	Entre 18 y 24 meses	65%	2
5	Entre 24 y 36 meses	69%	2
4	<b>INGRESOS</b>	%	11,39
1	Menos de \$1.000.000	54%	6
2	Entre \$1.000.000 y \$2.000.000	67%	8
3	Entre \$2.000.000 y \$3.000.000	100%	11
4	Mayor de \$3.000.000	100%	11
5	<b>INGRESOS CONYUGE</b>	%	6,29
1	Menos de \$1.000.000	59%	4
2	Entre \$1.000.000 y \$2.000.000	58%	4
3	Entre \$2.000.000 y \$3.000.000	100%	6
4	Mayor de \$3.000.000	100%	6
6	<b>EDAD</b>	%	10,46
1	Entre 15 y 30	63%	7
2	Entre 31 y 45	61%	6
3	Más de 45	38%	4
7	<b>PERSONAS A CARGO</b>	%	10,38
1	Ninguna	60%	6
2	Uno	74%	8
3	Dos	48%	5
4	Tres	0%	0
8	<b>GÉNERO</b>	%	7,67
1	HOMBRE	56%	4
2	MUJER	64%	5
9	<b>TIPO VIVIENDA</b>	%	5,00
1	PROPIA	57%	3
2	ARRIENDO	65%	3
10	<b>ESTADO CIVIL</b>	%	8,53
1	SOLTERO	62%	5
2	CASADO	58%	5
11	<b>TIPO CONTRATO CODEUDOR</b>	%	10,15
1	INDEFINIDO	56%	6
2	FIJO	65%	7
12	<b>TIPO CONTRATO DEUDOR</b>	%	10,91
1	INDEFINIDO	52%	6
2	FIJO	69%	7



Scoring significa puntuación o calificación, es decir, cuantificar con un sistema numérico ciertas características de los posibles candidatos a obtener un crédito con base en una solicitud que agrupa estas características como: Edad, Sexo, Situación laboral, Ingresos, Costos y Gastos, Propiedades o Activos fijos,...etc. También se refiere al uso de conocimientos sobre el desempeño y características de créditos en el pasado para pronosticar el desempeño de créditos en el futuro a lo cual se denomina Scoring estadístico.

Estas puntuaciones fueron dadas de acuerdo a las ponderaciones generales determinadas con el modelo de las cuatro c de crédito; es decir, son el resultado del producto entre el peso o porcentaje de explicación de cada variable independiente, respecto de la variable explicada (incumplimiento o default por parte de un cliente), y el porcentaje de cumplimiento observado en la muestra para cada rango en las diferentes variables independientes.

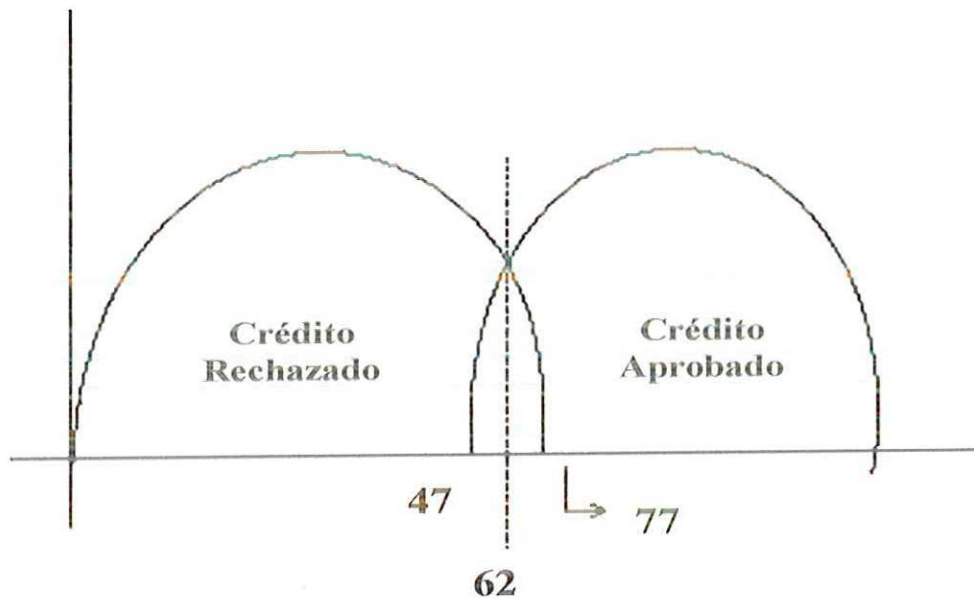
TABLA 6.2  
EJEMPLO PARA OBTENER PUNTUACIÓN DE UN CLIENTE

SCORING LINEA DE CREDITO LIBRE INVERSION			
DATOS			PUNTAJE
1	VLR CRÉDITO	Entre \$4.500.000 y \$6000.000 ▼	7
2	VLR CUOTA	Menos de \$100.000 ▼	5
3	PLAZO	Entre 6 y 12 meses ▼	1
4	INGRESOS	Entre \$1.000.000 y \$2.000.000 ▼	8
5	INGRESOS CÓNYUGE	Entre \$1.000.000 y \$2.000.000 ▼	4
6	EDAD	Entre 15 y 30 ▼	7
7	PERSONAS A CARGO	Dos ▼	5
8	GÉNERO	MUJER ▼	5
9	TIPO VIVIENDA	PROPIA ▼	3
10	ESTADO CIVIL	CASADO ▼	5
11	TIPO CONTRATO CODEUDOR	INDEFINIDO ▼	6
12	TIPO CONTRATO DEUDOR	INDEFINIDO ▼	6
SOMETIDO A DESICIÓN DE COMITÉ			<b>60</b>

TABLA 6.3  
PONDERACIÓN DE PUNTAJES SCORING

PONDERACION DE PUNTAJES	
MINIMO	46
MAXIMO	78
PROMEDIO	62

FIGURA 6.1  
GRÁFICO PUNTUACION SCORING



Los 15 puntos hacia la izquierda y derecha del promedio, fueron determinados con el fin de dar un espacio para efectuar comité de crédito para la aprobación o no de las solicitudes de los clientes dentro del rango de 47 hasta la media, es decir 62.

Menor de 47 es crédito rechazado

$47 < R \leq 62$  lo define el analista o el Comité de Crédito.

Mayor a 62 que es la media de la puntuación es crédito aprobado.

Adicionalmente, cuando una entidad efectúa este tipo de análisis debe tener en cuenta la información otorgada por las centrales de riesgos para la aprobación definitiva.



## 7. SUGERENCIAS PARA LA REVALUACIÓN DE POLITICAS DE CREDITO

Con la anterior información, y teniendo en cuenta el valor medio de default obtenido de la utilización del modelo (39.66%) de los 174 clientes tomados en la muestra, podemos sugerir lo siguiente:

- En cuanto al manejo del Scoring utilizado en la entidad, se sugiere que se efectúe una calibración de los puntos asignados a las variables utilizadas para la calificación de los clientes ya que, no es suficiente la gestión actual por cuanto los niveles de incumplimiento son considerables según la muestra tomada.
- Se recomienda recurrir a una herramienta adicional a la manejada por el departamento de crédito y cartera, que permita efectuar una comparación entre la información generada por la actual herramienta de la entidad y la que se propone en el presente trabajo, a fin de optimizar el estudio de otorgamiento de crédito, disminuyendo las probabilidades de incumplimiento generadas; esto permitirá que la **decisión de otorgar o no un crédito tenga como base el análisis con varias opciones.**
- La entidad debe tener en cuenta que es de gran importancia construir y actualizar una base de datos periódicamente, la cual este relacionada con toda la información pertinente de los deudores para efectos de análisis o posible gestión de cobro. Por tal motivo, se presenta como propuesta una herramienta elaborada en hoja de cálculo, que complementa, tanto la etapa del otorgamiento de crédito, como el almacenamiento de la información considerada relevante para el análisis de los clientes (72 datos involucrados), los cuales son evaluados con base en el Scoring estadístico realizado; y por ende, la herramienta genera una respuesta inmediata al estudio de otorgamiento de crédito a un cliente que posee ciertas características particulares. A su vez, está en la capacidad de generar el valor de exposición a pérdida o valor de incumplimiento, tanto de forma individual como la exposición de la entidad teniendo en cuenta la totalidad de clientes.
- En las disposiciones relativas a la gestión del riesgo de crédito, el SARC indica un 1% del total del valor expuesto a incumplimiento como valor mínimo a provisionar. Teniendo en cuenta que, primero, Comfenalco provisiona de acuerdo a la ley (1% del total del valor expuesto), y segundo, el valor medio de Default o incumplimiento de los clientes utilizados para la muestra hallado por el modelo (39.71%), es un valor considerable, se sugiere que se adopte una política de provisionamiento de cartera, de acuerdo, a un estudio donde se exponga las probabilidades de deterioro de cartera, mediante un estudio de matriz de transiciones de probabilidad de incumplimiento.

## CONCLUSIONES

La elaboración de este trabajo consistió en el desarrollo de una herramienta para el otorgamiento y análisis de crédito en Comfenalco Santander; para tal efecto se utilizó el modelo econométrico Logit, con el cual se logró obtener un 70% de nivel de confianza para la predicción del riesgo de incumplimiento (valor tomado de la información arrojada en la tabla predictos); utilizando 12 variables y una muestra de 174 clientes, de los cuales 105 cumplieron y 69 no.

El análisis econométrico de estas variables evidenció en el desarrollo del modelo que, las variables de mayor incidencia en la explicación del riesgo de incumplimiento para los créditos de libre inversión fueron los ingresos del cliente o deudor y su tipo de contrato laboral; por otra parte, las que menor explicación aportan son plazo, tipo de vivienda e ingresos del cónyuge.

Respecto la variable plazo, observamos que su comportamiento dentro del modelo no se ajusta a la teoría conocida, si tenemos en cuenta que, un cliente que cuenta con un crédito a mayor plazo, tendría una menor cuota a cancelar y por lo tanto, se esperaría una mayor facilidad para efectuar el pago de la misma, respecto a otro cliente que posea un plazo más corto (haciendo el supuesto de que el valor del crédito es el mismo). Sin embargo, podemos concluir que, de acuerdo al comportamiento real de un cliente, el plazo es un indicador o variable que no se debe descartar o ignorar, pues posee estrecha relación con otros indicadores (el valor de crédito y la cuota del mismo) explicadores del incumplimiento en un crédito.

Por otra parte, es pertinente mencionar que, el acceso a la información confidencial de la entidad, y a su vez de extrema necesidad e importancia para la elaboración del presente trabajo fue limitado, por lo que se encontraron inconvenientes para la obtención de la misma.



## BIBLIOGRAFIA

Aragonés, José Ramón y Carlos Blanco. VALOR EN RIESGO. Aplicación a 1 BID & Grupo Santander. GESTION DE RIESGOS FINANCIEROS (Un Enfoque Práctico par Países Latinoamericanos)

Carrascal Arranz, Ursicino. Análisis Econométrico con Eviews Alfaomega Ra – Ma Grupo Editor.

De Lara Haro, Alfonso. Medición y Control de riesgos Financieros. Editorial. Editorial Limusa S.A. 2002.

Elisondo, Alan Coord Ed. 2003: Medición Integral del riesgo de crédito. Editorial Limusa.

Gestión Empresarial. Ediciones Pirámide. Madrid 2000.

Greene, William H. Análisis Econométrico. Prentice Hall. Madrid 1999.

Gujarati Damodar N. Econometría. Cuarta Edición. Mc Graw Hill. Bogota 1997.

Jorion, Philippe. Valor en riesgo. El nuevo paradigma para el control de riesgos con derivados. Edición Limusa 2002.

Montgomery, Douglas C, Elizabeth A. Peck & G. Geoffrey Vining. Introducción al análisis de regresión lineal. Tercera Edición. CECSA 2002.

Normas Icontec, Norma NTC 5254.

Vilariño Sanz, Angel. Turbulencias financieras y riesgos de mercado. Ed.2000

Wooldridge, Jeffrey: Introducción a al Econometría un enfoque moderno. Editorial Thompson.

Análisis Discriminante Con Logit, extraído de  
<http://www.uam.es/departamentos/economicas/econapli/fse03/logit.pdf#search=%22modelo%20logit%22>

Banco de España: Las técnicas de modelización de riesgos: Análisis y aplicación a efectos supervisores, extraído de:  
[http://www.bde.es/regulacion/Las\\_tecnicas\\_de\\_modelizacion\\_de\\_riesgos2002.pdf](http://www.bde.es/regulacion/Las_tecnicas_de_modelizacion_de_riesgos2002.pdf).

Field, Linette. Basilea II: tercer documento consultivo y últimos avances, extraído de <http://www.bde.es/informes/be/estfin/numero5/ef0504.pdf>.

Gómez Giovanni E. Administración del capital de trabajo, extraído de:  
<http://www.gestiopolis.com/canales/financiera/articulos/no%205/administracioncapitalltrabajo.htm>

Logit Aplicado A Crédito Agropecuario En México, extraído de  
<http://redalyc.uaemex.mx/redalyc/pdf/141/14108508.pdf>

Métodos Estadísticos Para Negocios, extraído de  
<http://www.utdt.edu/~mrozada/en/lecture2.ppt>

Modelo Logístico Para Riesgo De Crédito, extraído de  
<http://www.simposiodefinanzas.com/contenido/archivos/modelo.pdf>

Modelos De Elección Discreta, extraído de  
[http://www.uam.es/personal\\_pdi/economicas/eva/pdf/logit.ppt](http://www.uam.es/personal_pdi/economicas/eva/pdf/logit.ppt)

Modelos De Elección Discreta, extraído de  
<http://www.ecap.uab.es/matdocent/cursdea1.doc>

Modelando El Riesgo De Crédito En Colombia: Matrices De Transición Para La Cartera Comercial, extraído de [http://www.asobancaria.com/upload/docs/docPub1633\\_2.pdf](http://www.asobancaria.com/upload/docs/docPub1633_2.pdf)

Regresión Con Variable Respuesta Binaria, extraído de [http://www.udc.es/dep/mate/estadistica2/sec10\\_5.html](http://www.udc.es/dep/mate/estadistica2/sec10_5.html)

Zambrano Berendshon, Mario. "Un modelo básico crediticio: Regulación Prudencial, Volatilidad Cambiaria y Medición de Riesgos", extraído de <http://www.bcu.gub.uy/autoriza/peiees/jor/2004/iees03j3210804.pdf>.



## ANEXOS

### 1. FORMULARIO SOLICITUD DE CRÉDITO PERSONAL COMFENALCO



#### Solicitud Crédito Personal - Libranza

RADICACIÓN No: \_\_\_\_\_  
PAGARE No. \_\_\_\_\_

Ciudad y Fecha		Afiliado Beneficiario <input type="checkbox"/> Afiliado No Beneficiario <input type="checkbox"/> No Afiliado <input type="checkbox"/>	Crédito da: <input type="checkbox"/> Salud <input type="checkbox"/> Educación <input type="checkbox"/> Recreación y Turismo <input type="checkbox"/> Mercado <input type="checkbox"/> Vivienda <input type="checkbox"/> Libre Inversión			
Valor Solicitado \$	Meses de Plazo 3 <input type="checkbox"/> 6 <input type="checkbox"/> 9 <input type="checkbox"/> 12 <input type="checkbox"/> 18 <input type="checkbox"/> 24 <input type="checkbox"/> 35 <input type="checkbox"/> 59 <input type="checkbox"/> 144 <input type="checkbox"/>					
<b>DATOS GENERALES DEL DEUDOR</b>						
Apellidos y nombres		Fecha de Nacimiento (1)		Identificación <input type="checkbox"/> C.C. <input type="checkbox"/> C.E. Número		
Dirección Residencia	Barrio	Teléfono	Ciudad			
Dirección de Correspondencia	E-mail	Estado Civil (4)	<input type="checkbox"/> Casado(a) <input type="checkbox"/> Viudo(a) <input type="checkbox"/> Soltero(a) <input type="checkbox"/> Unión Libre <input type="checkbox"/> Separado(a)	Personas a cargo (5)		
Empresa donde Labora	NIT		Ciudad			
Dirección	Cargos		Teléfonos Extensión			
Dependencia	Tipo de contrato (8)		Vencimiento ( Si no es indefinido)			
Tempo en la Empresa (7)	Fecha de Nacimiento		Identificación <input type="checkbox"/> C.C. <input type="checkbox"/> C.E. Número			
Apellidos y nombre del Conyugue	NIT		Fecha de Ingreso	Teléfono (Ext) Sueldo Actual \$		
Empresa donde Labora	NIT		Fecha de Ingreso	Teléfono (Ext) Sueldo Actual \$		
Dirección	Cargos		Teléfonos Extensión			
<b>INFORMACION FINANCIERA DEL DEUDOR</b>						
Vivienda Propia <input type="checkbox"/> SI <input type="checkbox"/> NO	Matrícula Inmobiliaria <input type="checkbox"/> SI <input type="checkbox"/> NO	Hipoteca <input type="checkbox"/> SI <input type="checkbox"/> NO	Ciudad	Departamento	Valor Comercial \$	
Veículo Propio <input type="checkbox"/> SI <input type="checkbox"/> NO	Pignorado <input type="checkbox"/> SI <input type="checkbox"/> NO	Marca	Modelo	Placa	Valor Comercial \$	
<b>INGRESOS MENSUALES</b>			<b>EGRESOS MENSUALES</b>			
Sueldo Básico \$	Honorarios / Comisiones \$		Arrendo / Cuota Vivienda \$			
Otros Ingresos (Comprobables) \$	TOTAL \$		Obligaciones / T Crédito \$			
			Descuento por Nómina \$			
			Gastos \$			
			TOTAL \$			
<b>REFERENCIA PERSONAL</b>						
Personal	Apellidos y Nombre	Empresa donde labora	Ciudad	Teléfono Casa	Teléfono Oficina (Ext)	Parentesco
<b>REFERENCIA CREDITICIA (10)</b>						
Entidad	Dirección	Teléfono	Valor Préstamo \$			
<b>REFERENCIA FINANCIERA</b>						
Entidad	Oficina	<input type="checkbox"/> Cuenta de Ahorros <input type="checkbox"/> Cuenta Corriente	Número de Cuenta			
Tarjetas de Crédito: VISA <input type="checkbox"/> MASTER CARD <input type="checkbox"/> AMERICAN EXPRESS <input type="checkbox"/> DINERS <input type="checkbox"/> OTRA:		Entidad	Cupo \$			
<b>DATOS GENERALES DEL CODEUDOR</b>						
Apellidos y nombres		Fecha de Nacimiento (1)		Identificación <input type="checkbox"/> C.C. <input type="checkbox"/> C.E. Número		
Dirección Residencia	Barrio	Teléfono	Ciudad			
Dirección de Correspondencia	E-mail	Estado Civil (4)	<input type="checkbox"/> Casado(a) <input type="checkbox"/> Viudo(a) <input type="checkbox"/> Soltero(a) <input type="checkbox"/> Unión Libre <input type="checkbox"/> Separado(a)	Personas a cargo (5)		
Empresa donde Labora	NIT		Ciudad			
Dirección	Cargos		Teléfonos Extensión			
Dependencia	Tipo de contrato (8)		Vencimiento ( Si no es indefinido)			
Tempo en la Empresa (7)	Fecha de Nacimiento		Identificación <input type="checkbox"/> C.C. <input type="checkbox"/> C.E. Número			
Apellidos y nombre del Conyugue	NIT		Fecha de Ingreso	Teléfono (Ext) Sueldo Actual \$		
Empresa donde Labora	NIT		Fecha de Ingreso	Teléfono (Ext) Sueldo Actual \$		
Dirección	Cargos		Teléfonos Extensión			
Código: FO-EA-6.10.001	Versión: 0	Fecha: 25/AGO/2005	Subproceso: Gestión de Crédito			

INFORMACIÓN FINANCIERA DEL CODEUDOR						
Vivienda Propia <input type="checkbox"/> SI <input type="checkbox"/> NO	Matricula Inmobiliaria	Hipoteca <input type="checkbox"/> SI <input type="checkbox"/> NO	Ciudad	Departamento	Valor Comercial \$	
Vehículo Propio <input type="checkbox"/> SI <input type="checkbox"/> NO	Pignorativo <input type="checkbox"/> SI <input type="checkbox"/> NO	Marca	Modelo	Placa	Valor Comercial \$	
INGRESOS MENSUALES			EGRESOS MENSUALES			
Sueldo Básico	\$		Ariendo / Cuota Vivienda	\$		
Honorarios / Comisiones	\$		Obligaciones / T Crédito	\$		
Otros Ingresos (Comprobables)	\$		Descuento por Nómina	\$		
			Gastos	\$		
TOTAL	\$		TOTAL	\$		

REFERENCIA PERSONAL						
Personal	Apellidos y Nombre	Empresa donde labora	Ciudad	Teléfono Casa	Teléfono Oficina (Ext)	Parentesco

REFERENCIA CREDITICIA (10)			
Entidad	Dirección	Teléfono	Valor Préstamo \$

REFERENCIA FINANCIERA			
Entidad	Oficina	<input type="checkbox"/> Cuenta de Ahorros <input type="checkbox"/> Cuenta Corriente	Número de Cuenta
Tarjeta de Crédito VISA <input type="checkbox"/> MASTERCARD <input type="checkbox"/> AMERICAN EXPRESS <input type="checkbox"/> DINERS <input type="checkbox"/> OIRA		Entidad	Cupo \$

1. Manifiesto que autorizo irrevocablemente a Comfenalco para que en el caso que incumpla cualquiera de las siguientes obligaciones contraídas para con la CAJA DE COMPENSACIÓN FAMILIAR COMFENALCO, se incorpore mi nombre, apellidos, cédula de ciudadanía o documento de identificación en los archivos o registros de deudores morosos o con referencias comerciales negativas que lleva a la central de riesgo de la Superintendencia Bancaria. Dato Crédito, Céd. o cualquier otra persona o entidad que en el futuro se establezca con este propósito. De igual manera exonero de toda responsabilidad para la inclusión de tales datos tanto a COMFENALCO como entidad que mantenga o lleve tales archivos o registros. Así mismo, autorizo a COMFENALCO para consultar centrales de riesgo o de Datos, con el fin de verificar en cualquier tiempo, mi estado actual de crédito o mi capacidad de endeudamiento. De acuerdo con la Constitución Nacional, podrá conocer y solicitar autorización y rectificación de las informaciones que reposan en dichas Centrales, si a ello hubiere lugar.

2. Cualquier que toda información aquí registrada es exacta y veraz. En el evento de presentarse algún cambio, será comunicado a la CAJA. En caso de comprobarse falsedad, será causal para rechazar de manera unilateral la solicitud.

Deudor	Indice Derecho	Codeudor	Indice Derecho
C C <input type="checkbox"/> C E <input type="checkbox"/> No		C C <input type="checkbox"/> C E <input type="checkbox"/> No	

AUTORIZACIÓN PARA DESCUENTO POR NÓMINA (LIBRANZA)	
Nombre y Apellido del Trabajador	C C <input type="checkbox"/> C E <input type="checkbox"/> No
Empresa	NIT
Autorizo al pagador para abonar el valor del salario que recibo mensualmente al crédito otorgado, e igualmente autorizo a mi empleador _____ Para que previo al pago de las prestaciones sociales definitivas a que tengo derecho, en caso de mi retiro o suspensión, me sea descontada el salario que reporte Comfenalco de mi estado de cuenta y sea entregado al Departamento de Tesorería de Comfenalco, dentro de los cinco (5) días siguientes a la fecha de deducción.	
Firma del Trabajador	Nombre, Firma y Sello del Pagador, Empresa

PARA USO EXCLUSIVO DE COMFENALCO			
VERIFICACIÓN	Referencia y datos confirmados por:	Fecha:	.. ..
	Referencia y datos confirmados por:	Fecha:	.. ..
Observaciones:			



## 2. TABLA DE DISTRIBUCIÓN CHI CUADRADA

Tabla 11: Inversa de la función de distribución de la variable Chi-Cuadrado.

<i>Gr.Lib.</i>	$\chi^2_{0.005}$	$\chi^2_{0.01}$	$\chi^2_{0.025}$	$\chi^2_{0.05}$	$\chi^2_{0.1}$
1	0.000039	0.000157	0.000982	0.003932	0.015791
2	0.010025	0.020101	0.050636	0.102587	0.210721
3	0.071722	0.114832	0.215795	0.351846	0.584374
4	0.206989	0.297109	0.484419	0.710723	1.063623
5	0.411742	0.554298	0.831212	1.145476	1.610308
6	0.675727	0.872090	1.237344	1.635383	2.204131
7	0.989256	1.239042	1.689869	2.167350	2.833107
8	1.344413	1.646497	2.179731	2.732637	3.489539
9	1.734933	2.087901	2.700389	3.325113	4.168159
10	2.155856	2.558212	3.246973	3.940299	4.865182
11	2.603222	3.053484	3.815748	4.574813	5.577785
12	3.073824	3.570569	4.403789	5.226029	6.303796
13	3.565035	4.106915	5.008751	5.891864	7.041505
14	4.074675	4.660425	5.628726	6.570631	7.789534
15	4.600916	5.229349	6.262138	7.260944	8.546756
16	5.142205	5.812212	6.907664	7.961646	9.312236
17	5.697217	6.407760	7.564186	8.671760	10.085186
18	6.264805	7.014911	8.230746	9.390455	10.864936
19	6.843971	7.632730	8.906516	10.117013	11.650910
20	7.433844	8.260398	9.590777	10.850811	12.442609
21	8.033653	8.897198	10.282898	11.591305	13.239598
22	8.642716	9.542492	10.982321	12.338015	14.041493
23	9.260425	10.195716	11.688552	13.090514	14.847956
24	9.886234	10.856361	12.401150	13.848425	15.658684
25	10.519652	11.523975	13.119720	14.611408	16.473408
26	11.160237	12.198147	13.843905	15.379157	17.291885
27	11.807587	12.878504	14.573383	16.151396	18.113896
28	12.461336	13.564710	15.307861	16.927875	18.939242
29	13.121149	14.256455	16.047072	17.708366	19.767744
30	13.786720	14.953457	16.790772	18.492661	20.599235
40	20.706535	22.164261	24.433039	26.509303	29.050523
50	27.990749	29.706683	32.357364	34.764252	37.688648
60	35.534491	37.484852	40.481748	43.187958	46.458888
70	43.275180	45.441717	48.757565	51.739278	55.328940
80	51.171932	53.540077	57.153173	60.391478	64.277844
90	59.196304	61.754079	65.646618	69.126030	73.291090
100	67.327563	70.064895	74.221927	77.929465	82.358136



### 3. MODELOS DE ELECCIÓN DISCRETA

Existen modelos para cuantificar las pérdidas de los portafolios de inversiones aplicados a carteras de crédito, cuyo objetivo es:

- Generar las probabilidades de impacto.
- Establecer provisiones para cubrir estas pérdidas.
- Cuantificar la variación de la capacidad de pago y los efectos de estas variaciones (probabilidad de impago: es la potencialidad de pérdida de cada cartera).

Generalmente, en estos modelos se determina el riesgo de crédito a cubrir aplicando un determinado porcentaje, considerando estático e independiente el comportamiento de las variables, que permiten descubrir las concentraciones del riesgo y una asignación más óptima de los recursos según el riesgo.

Nº de alternativas	Tipo de alternativas	Tipo de función	El regresor se refiere a:	
			Características (de los individuos)	Atributos (de las alternativas)
Modelos de respuesta dicotómica (2 alternativas)	Complementarias	Lineal	Modelo de Probabilidad Lineal Truncado	
		Logística	Modelo Logit	
		Normal tipificada	Modelo Probit	
Modelos de respuesta múltiple más de 2 alternativas)	No ordenadas	Logística	Logit Multinomial - Logit Anidado - Logit Mixto	Logit Condicional - Logit Anidado - Logit Mixto
		Normal tipificada	Probit Multinomial Probit Multivariante	Probit Condicional Probit Multivariante
	Ordenadas	Logística	Logit Ordenado	
		Normal tipificada	Probit Ordenado	

(Cuadro clasificación de los modelos de elección discreta)

### 3.1 MODELOS PROBABILISTICOS

Los modelos de regresión con respuesta cualitativa se refieren a modelos en los que la variable de respuesta " $\gamma$ " ó "regresada" no es cuantitativa, ni un intervalo de escala, es una variable dicótoma o binaria (variable que puede tomar entre dos valores mutuamente excluyentes que puede ser del tipo si/no o de presencia/ausencia). En estos modelos, el objetivo es encontrar la probabilidad de que un acontecimiento suceda, es decir, predecir la respuesta (binaria) de un individuo de la población, de la que se conocen unas características medibles. El hallazgo de esta probabilidad será tomada como un sustento o cálculo de soporte para la toma de decisiones, por ejemplo:

- La probabilidad de votar por un candidato de determinado partido.
- La probabilidad de poseer o no una casa.
- La probabilidad de éxito que tendrá la puesta en marcha de una empresa del sector textil que va a iniciar su negocio.
- La probabilidad de futuro incumplimiento de un nuevo cliente ante un otorgamiento de crédito por parte de un banco.

Existen 3 métodos para desarrollar un modelo de probabilidad para una variable de respuesta binaria:

- Modelo Lineal de Probabilidad (MLP)
- Modelo Logit
- Modelo Probit

#### 3.1.1 MODELO LINEAL DE PROBABILIDAD (MLP)

En este modelo la regresión se hace sobre la variable de respuesta " $\gamma$ " binaria o dicótoma utilizando mínimos cuadrados ordinarios estándar.

$$\gamma_i = \left\{ \begin{array}{l} \rightarrow 1. \text{ Si ocurre el acontecimiento objeto de estudio} \\ \text{si } I_i^* > 0 \text{ lo que ocurre cuando } \chi_i \beta + \varepsilon_i > 0 \\ \\ \rightarrow 0. \text{ En caso contrario} \\ \text{si } I_i^* < 0 \text{ lo que ocurre cuando } \chi_i \beta + \varepsilon_i < 0 \end{array} \right.$$

La variable " $\mathcal{Y}$ " es binaria, ya que, la esperanza condicional de esta dado  $\mathcal{X}$ , se interpreta como la probabilidad condicional de que el evento suceda dado  $\mathcal{X}$ , donde existe la probabilidad  $\rho$  de que  $\mathcal{Y}$  sea igual a 1 (donde el evento ocurra) y de  $1-\rho$  (probabilidad de que  $\mathcal{Y}$  sea 0), es decir, que el evento no ocurra; ya que, la suma de estas dos probabilidades serán de 1 se dice que,  $\mathcal{Y}$  sigue una probabilidad de Bernoulli (existen dos resultados) por consiguiente, se obtiene la siguiente esperanza matemática:

$$E(\gamma_i = 1 / \mathcal{X}_i) = \langle 1 * (\rho) \rangle + \langle 0 * (1 - \rho) \rangle = \rho_i \quad \text{donde}$$

$$\Pr(\gamma_i = 1 / \mathcal{X}_i) = \rho_i \quad \& \quad \Pr(\gamma_i = 0 / \mathcal{X}_i) = (1 - \rho_i)$$

por lo tanto,

$$E(\gamma_i / \mathcal{X}_i) = \rho_i = \beta_1 + \beta_2 \mathcal{X}_2 + \beta_3 \mathcal{X}_3 \dots + \nu_i$$

Luego, la esperanza condicional del modelo se interpreta como la probabilidad condicional de  $\mathcal{Y}_i$ .

Ya que la probabilidad  $\rho_i$  debe encontrarse entre 0 y 1 se obtiene la siguiente restricción:

$$0 \leq E(\gamma_i / \mathcal{X}_i) \leq 1$$

De lo anterior, podemos inferir que los mínimos comunes ordinarios se extienden en los modelos de regresión con variable dependiente binaria con las siguientes dificultades:

a) No normalidad de las perturbaciones  $\nu_i$ , ya que al igual que  $\mathcal{Y}$  sigue una distribución de Bernoulli, tomando uno de dos valores excluyentes, por lo que no pertenece a una distribución normal.

b) Varianzas heteroscedásticas de las perturbaciones  $\nu_i$ , la varianza es una función de la media, por lo tanto, la varianza del error es heterocédastica.



$$Var(\varepsilon_i) = (1 - \pi_i)^2 \pi_i + (-\pi_i)^2 (1 - \pi_i) = (1 - \pi_i) \pi_i.$$

c) No cumplimiento de la restricción de que la esperanza de  $\mathcal{Y}$  este entre los valores 0 y 1, ya que algunos valores son menores que 0 se supone que  $\mathcal{Y}$  es igual a 0, y si son mayores que 1 se suponen que son 1; por lo que no esta garantizado que los valores estén entre el intervalo sujeto a restricción.

d)  $R^2$  se considera un valor cuestionable como medida de bondad de ajuste (valores generalmente bajos) ya que el  $R^2$  se considera limitado en los modelos de respuesta dicótoma, según John Aldrich y Forrest Nelson, el uso del coeficiente de determinación como un estadístico de resumen debe evitarse en modelos con variable dependiente cualitativa

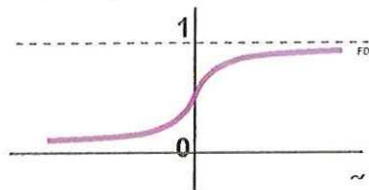
e) El Modelo Lineal de Probabilidad "MLP" presenta un problema fundamental y

es que no es un modelo muy atractivo porque supone que  $P_i = E(Y = 1 / X)$  aumenta linealmente con  $\mathcal{X}$ , es decir, el efecto marginal o incremental de  $\mathcal{X}$  permanece constante todo el tiempo, lo cual no sucede jamás en la realidad. En verdad se esperaría que la probabilidad estuviera relacionado en forma no lineal con  $\mathcal{X}_i$ . Por consiguiente, se necesita un modelo (Probabilístico) que tenga estas dos características:

1. A medida que  $\mathcal{X}_i$  aumente,  $P_i = E(Y = 1 / X)$  aumente, pero nunca se salga del intervalo 0-1;

2. La relación entre la probabilidad y  $\mathcal{X}_i$  no sea lineal.

Geoméricamente el modelo que se desea tendría la siguiente forma:



La curva en forma de S en la figura se parece mucho a la función de distribución acumulativa de una variable aleatoria (FDA), y se puede utilizar fácilmente en regresiones de modelos en los cuales la variable de respuesta es dicótoma, adquiriendo valores 0-1, los modelos de esta clase más comunes son el logístico, que da lugar al modelo Logit o Logit y el normal, que da lugar al modelo Normit o Probit.

Los Modelos Logit-Probit son modelos dinámicos que poseen dos elementos importantes:

1. Probabilidad de deterioro del crédito (probabilidad de incumplimiento o de no pago)
2. Estimación o cuantificación de la pérdida.

Se hace indispensable mencionar que, la metodología a trabajar que se elija dependerá de los objetivos del análisis y de manera muy importante, de la información con la que se cuente para llevar a cabo el mismo análisis.

### 3.1.2 MODELO LOGIT

En econometría, un modelo de elección cualitativa consiste en determinar la probabilidad de que un individuo que tiene ciertos atributos pertenezca a uno de dos grupos específicos (excluyentes mutuamente). En este caso se tratara de determinar la probabilidad de que un acreditado que tiene ciertos atributos se declare en incumplimiento o degrade su calificación crediticia.

Para poder obtener lo anterior, los modelos de elección cualitativa asumen que la probabilidad de incumplimiento es una función lineal de múltiples variables independientes.

Para determinar las variables que explican el incumplimiento, y el valor de los coeficientes a que sean estadísticamente significativos en el modelo, es necesario realizar simulaciones en software como el E-views.

Para determinar el mejor modelo que calcule la probabilidad de incumplimiento en la cartera crediticia de una entidad es necesario tener en cuenta lo siguiente:

1. Agrupar la cartera crediticia por tipo de créditos homogéneos.

2. Definir una muestra significativa para cada grupo, tanto de cartera vencida, como de individuos que cumplen sus compromisos crediticios.
3. Realizar simulaciones del modelo Logit en E-views.
4. Determinar el mejor modelo que tenga un buen ajuste (coeficiente de determinación alto), el menor error de dispersión y someterlo a pruebas econométricas de multicolinealidad, heterocédasticidad y auto correlación serial.

Una alternativa para la estimación de modelos de elección binaria es el modelo Logit, en este caso, se supone:

$$\rho_i = E(\gamma_i = 1 / \chi_i) = \beta_1 + \beta_2 \chi_2 + \beta_3 \chi_3 \dots + v_i$$

Donde  $\chi$  representa las variables explicativas de  $\gamma$ , donde  $\gamma_i = 1$  significa que se ha tomado como valor cualitativo 1.

Ahora consideremos:

$$\rho_i = \frac{e^{z_i}}{1 + e^{z_i}} + u_i \quad \text{Donde} \quad \rho_i = \frac{e^{\beta_1 + \beta_2 \chi_i}}{1 + e^{\beta_1 + \beta_2 \chi_i}} + u_i$$

Esta última ecuación representa lo que se conoce como función de distribución logística (acumulativa).

Realizando la interpretación del modelo, se puede decir que, dado los valores de  $\chi_i$  se les asignan una probabilidad  $\rho_i$ , de que la variable  $\gamma_i$  valga la unidad o que ocurra el hecho:

$$\Pr(\gamma_i = 1 / \chi_i) = \rho_i$$

O también dados los valores  $\chi_i$ , la probabilidad de que no ocurra el hecho es (1- $\rho_i$ )



$$\Pr(\gamma_i = 0 / \chi_i) = (1 - \rho_i)$$

Ahora tomando el logaritmo natural para despejar la ecuación inicial, se obtiene el siguiente resultado:

$$l_i = \ln \frac{\rho_i}{1 - \rho_i} = Z$$

La variable dependiente de esta ecuación de regresión es el logaritmo de las posibilidades que se hagan una elección es particular ( $l_i$ ), que es el llamado logit.

### 3.1.2.1 CARACTERISTICAS DEL MODELO LOGIT:

La modelización con Logit es similar a la regresión tradicional, solo que para ello utiliza una función logística en vez de la lineal. Su resultado es la estimación de la probabilidad de que un nuevo individuo pertenezca o no a un grupo específico, a su vez permite identificar que variables son las que explican mejor las diferencias existentes entre los grupos.

1. Es una aplicación monótona de la recta lineal (-infinito, infinito) en el intervalo [0, 1].
2. Es función continua que toma valores comprendidos entre 0 y 1.
3. Tiende a 0 cuando  $Z_i$  tiende a -infinito.
4. Tiende a 1 cuando  $Z_i$  tiende a infinito.
5. Incrementa monótonamente respecto a  $Z_i$ ; si  $L$  es positivo significa que cuando el valor de las regresoras se incrementa, aumentan las posibilidades de que las regresadas sean igual a 1 (lo cual indica que sucederá algo de interés). Si el  $L$  es negativo, las posibilidades de que la regresada iguale a 1 disminuye conforme el valor de  $X$  se incrementa.
6. La interpretación del modelo es la siguiente:  $\beta_2$  es la pendiente, mide el cambio en  $L$  ocasionado por un cambio unitario en  $\chi_i$ , es decir, dice como el logaritmo de las probabilidades a favor de una valor (0 ó 1) cambia a medida que el ingreso cambio en una unidad.

#### 4. ESTADISTICOS VARIABLES DEL MODELO

	RIESGO	VLR CREDITO	VLR CUOTA	PLAZO	INGRESOS
	INCUMPLIMIENTO	X1	X2	X3	X4
	Y				
Media	0,396551724	1804088,54	103342,1905	23,31034483	1041540,23
Error típico	0,037191774	77557,58434	4053,841104	0,381505598	36662,1393
Mediana	0	1500000	83869,23054	24	933500
Moda	0	1500000	83869,23054	24	980000
Desviación estándar	0,490593194	1023054,538	53473,83678	5,032404463	483606,8318
Varianza de la muestra	0,240681682	1,04664E+12	2859451220	25,32509468	2,33876E+11
Curtosis	-1,839261112	10,132482	13,35692441	2,694896695	5,552150592
Coefficiente de asimetría	0,426631123	2,620809769	3,014684134	0,279778932	1,939716493
Rango	1	7500000	419346,1527	30	2842000
Mínimo	0	500000	27956,41018	6	408000
Máximo	1	8000000	447302,5629	36	3250000
Suma	69	313911406	17981541,14	4056	181228000
Cuenta	174	174	174	174	174

	INGRESOS	EDAD	PERSONAS A	GENERO	CASA PROPIA
	CÓNYUGE	X6	CARGO	X8	X9
	X5		X7		
Media	516068,9655	31,95977011	0,672413793	0,459770115	0,528735632
Error típico	69882,67767	0,647404225	0,062696793	0,037891048	0,037951465
Mediana	0	31,5	0	0	1
Moda	0	24	0	0	1
Desviación estándar	921815,8292	8,539848245	0,827027501	0,499817254	0,5006142
Varianza de la muestra	8,49744E+11	72,92900804	0,683974487	0,249817288	0,250614577
Curtosis	11,87164816	-0,163189246	-0,441944113	-1,996563224	-2,009747304
Coefficiente de asimetría	3,093649272	0,54039674	0,862190406	0,162850218	-0,116136408
Rango	5500000	41	3	1	1
Mínimo	0	18	0	0	0
Máximo	5500000	59	3	1	1
Suma	89796000	5561	117	80	92
Cuenta	174	174	174	174	174

	ESTADO CIVIL	TIPO CONTRATO	TIPO CONTRATO
	X10	CODEUDOR	DEUDOR
	X10	X11	X12
Media	0,534482759	0,511494253	0,505747126
Error típico	0,037923786	0,03800425	0,038011785
Mediana	1	1	1
Moda	1	1	1
Desviación estándar	0,500249091	0,501310488	0,501409879
Varianza de la muestra	0,250249153	0,251312205	0,251411866
Curtosis	-2,003715029	-2,021214752	-2,022847763
Coefficiente de asimetría	-0,139465405	-0,046390041	-0,023190423
Rango	1	1	1
Mínimo	0	0	0
Máximo	1	1	1
Suma	93	89	88
Cuenta	174	174	174



## 5. GENERACIÓN DE PREDICTOS EN E-VIEWS

Para la generación de predictos, nos ubicamos en el menú principal de E-views, allí nos vamos por

Quick / Generate Series (aparece ventana)

En ella vamos a crear la variable "Y estimada" así que digitamos lo siguiente:

Agregamos en la ecuación resultante del modelo Logit en la parte de la variable dependiente (en este caso Y) la palabra "est", por lo que el resultado será:

"Yest=....." / OK

Apareciendo una nueva variable que estima la variable dependiente según los resultados del modelo econométrico, (esta estimación tendrá valores en el rango entre 0 y 1).

Ahora, se crea una variable que nos permita "redondear" estos valores (entre 0 a 1) como valores donde solo admite 0 ó 1, donde se indica qué media tomar para hacerlo, es decir, e-views pedirá el valor promedio, valor que, se identificará y comparará con la variable anteriormente creada (Yest), y si el valor encontrado en la estimación está por debajo de la media digitada, lo reconocerá como 0, y si está por encima, lo hará como 1.

Quick / Generate Series (aparece ventana)

Se crea la variable "predictos" así que digitamos lo siguiente:

"predictos=Yest>=0.5" / OK

→ (aparecerá la variable "predictos", cuyos valores solo habrán ceros y unos).

Ahora que, ya tenemos los valores estimados dentro de las restricciones, procederemos a compararlos con los valores observados ubicados en la base de datos, para esto podemos generar otra variable: "correctos":

Generate Series / (allí, digitamos "correctos = Y-predictos"), luego aparecerá variable "correctos".

Luego observamos los valores de estas variables correctos, ya que:

Y (Observados)	-	Predictos			
0	-	0	=	0	(Correcto)
1	-	1	=	0	(Correcto)



0	-	1	=	-1	(Incorrecto)
1	-	0	=	1	(Incorrecto)

Observamos que en los valores de correctos, los ceros serán coincidencias entre los "Y observados" y "Predictos", luego el modelo "rechazará" los unos (1 & -1), ya que, se tratarán de diferencias entre estos dos.

Luego, se tomará como el % de observaciones correctos el número de "ceros" del total de las observaciones:

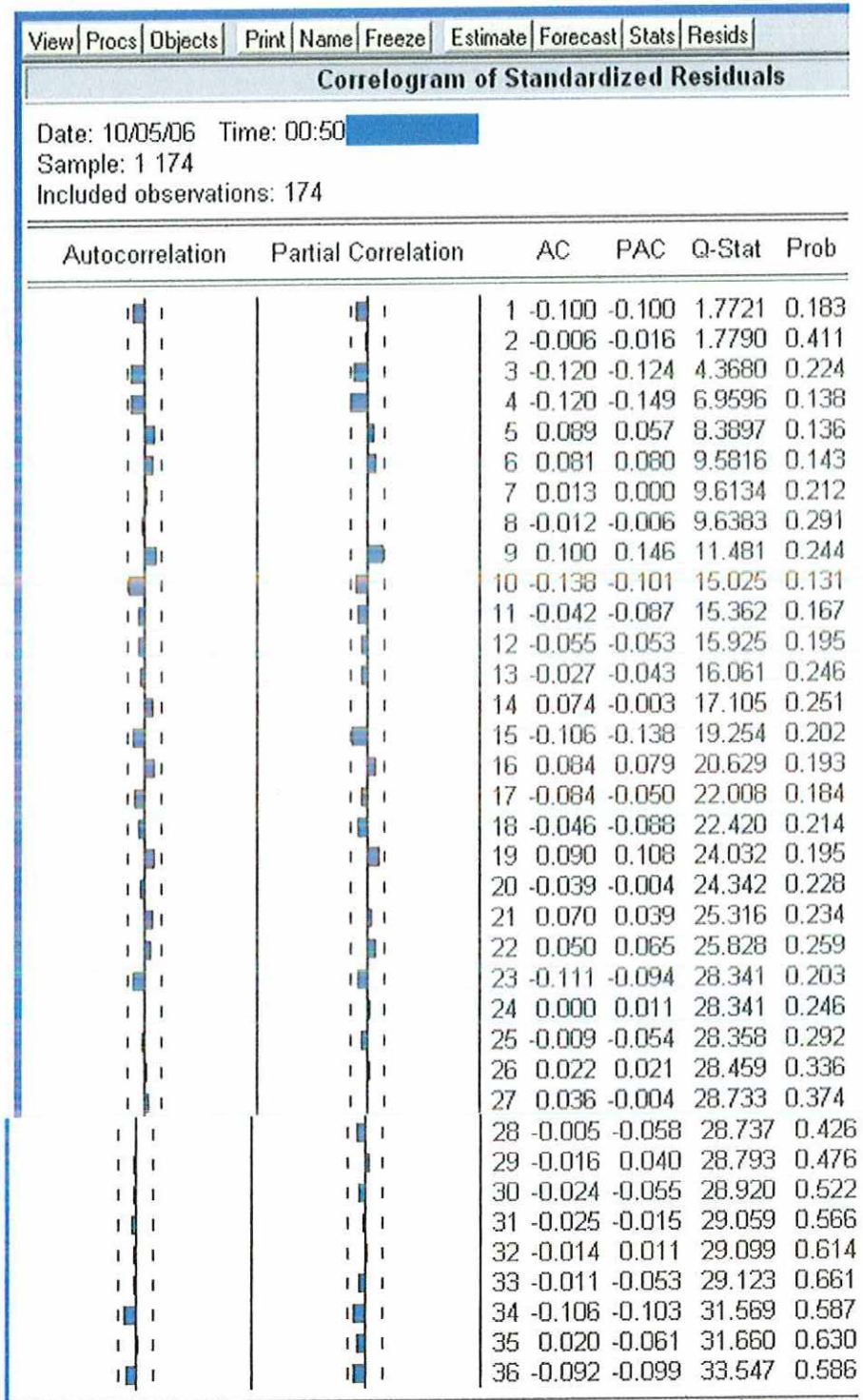
$$\%Correctos = \frac{\#Correctos(ceros)}{\#Observaciones}$$

De esta forma se estima la ecuación, posteriormente para hallar los datos correctos e incorrectos, (según la Y observada vs. la Y estimada por el modelo) y para conocer el nivel de confiabilidad del modelo hacemos lo siguiente:

View / Expectation - Prediction Table

Este comando nos arrojará la tabla informativa sobre la cantidad de datos coincidentes.

## 6. PRUEBA DE AUTOCORRELACIÓN Y CORRELOGRAMA MODELO RESULTANTE



Otra prueba a realizar es la auto correlación, la cual afecta la eficiencia en los coeficientes volviéndolos no significativos. Generalmente se da entre datos de tipo serial, para el caso del modelo en estudio los datos utilizados son de corte transversal por lo que cambia su denominación a correlación espacial.

Para evaluar si hay correlación o no en el modelo se analiza la prueba Q la cual se utiliza para probar la hipótesis conjunta de que todos los coeficientes de correlación son simultáneamente iguales a 0<sup>8</sup>, para ello se compara la Q calculada con el valor de Q crítico de la tabla al nivel de significancia seleccionado, donde si:

Q calculada > Q crítico; Rechazo Ho:  $\beta$ 's = 0; Hi = unos de ellos diferentes a 0.

33,5465 > 55,75 (con 36 grados de libertad y 95% de confianza)

no se rechaza la hipótesis nula Ho de que todos los  $\beta_k$  son iguales a cero. Es decir no hay autocorrelación en este modelo.

---

<sup>8</sup> Econometria – Damodar Gujarati – Pag 787.

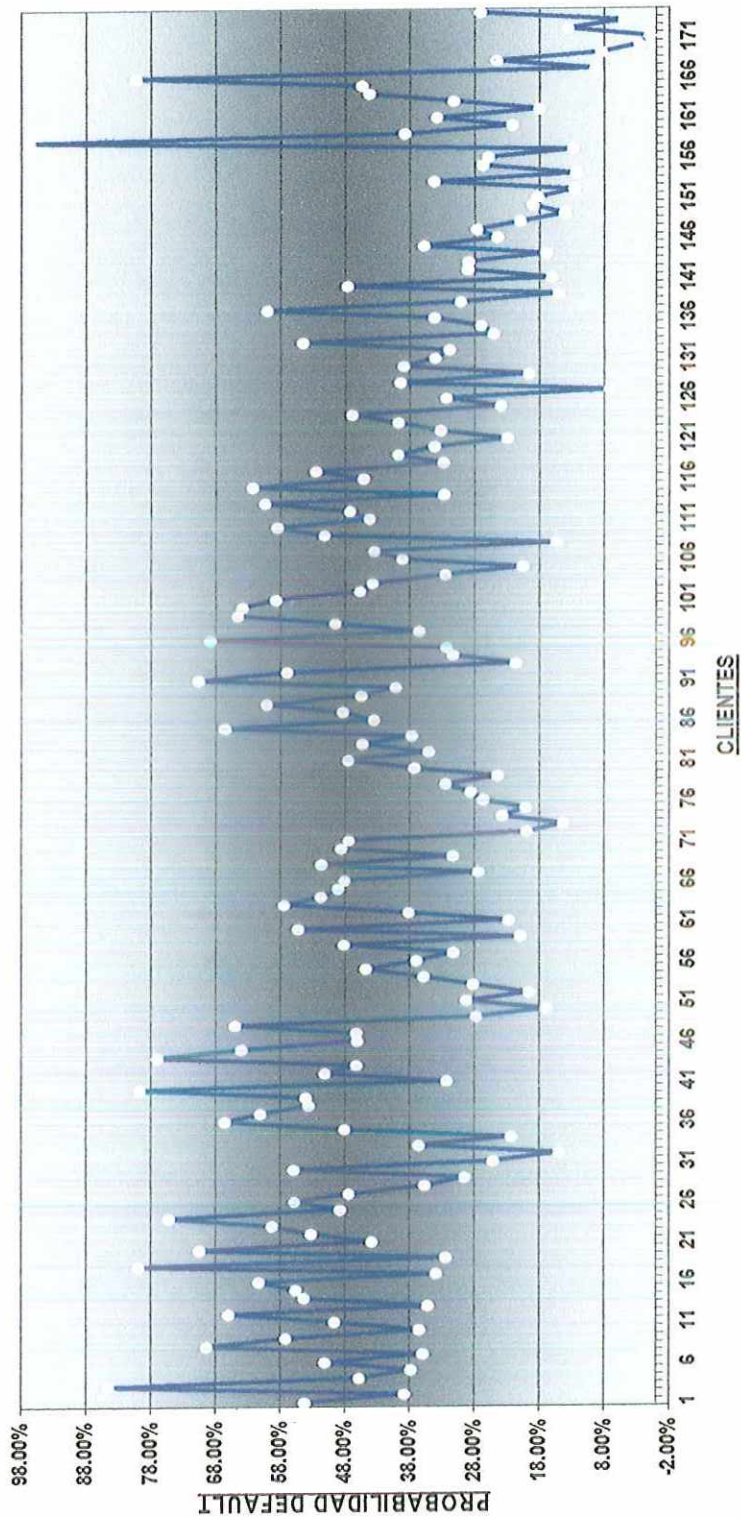


## 7. PRUEBA DE MULTICOLINEALIDAD (TABLA DE CORRELACIÓN)

MULTICOLINEALIDAD		RESO INDEMPLETO												TIPO CONTRATO DEUDOR			
		Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12			
RESO INDEMPLETO	Y	1															
VAL CREDITO	X1	-0,17591682	1														
VAL CUOTA	X2	-0,00292822	0,34938078	1													
PLAZO	X3	-0,08380110	0,43101079	0,08319542	1												
INGRESOS	X4	-0,17617932	0,028542201	0,04722088	0,4642774	1											
INGRESOS CONVUGE	X5	-0,0190729	0,57893447	0,34040931	0,3380825	0,3736169	1										
EDAD	X6	0,0741944	0,1777557	0,173205	-0,00710883	0,2751021	0,2283274	1									
PERSONAS A CARGO	X7	0,09407945	-0,06430994	-0,11320032	0,1209910	0,0209255	0,3009899	-0,01491702	1								
GENERO	X8	0,07722003	-0,01618826	-0,0452691	0,05784963	-0,0732032	-0,24754744	-0,02544623	-0,01001433	1							
CASH PROPIA	X9	0,02701137	-0,00701842	-0,0094599	-0,0162145	-0,11307599	-0,13206570	0,44807003	-0,05304490	0,13770484	1						
ESTADO CIVIL	X10	-0,0423338	-0,00931133	-0,0271424	-0,01023788	-0,00143716	-0,00714523	0,00336068	-0,00354197	-0,04065363	0,14490354	1					
TIPO CONTRATO CODEDOR	X11	0,00712348	0,122220931	0,11054178	0,00835201	0,10181963	0,109121054	0,00403424	0,00815324	-0,02121322	0,04741588	0,0790835	1				
TIPO CONTRATO DEUDOR	X12	0,1082013	-0,00709571	-0,04201006	-0,20435135	-0,06125413	0,00777653	-0,01277016	0,07235187	0,01246185	0,03308480	0,01610432	0,02231779	1			

8. GRÁFICO DEFAULT INDIVIDUAL MUESTRA TOMADA (174 CLIENTES)

DEFAULT INDIVIDUAL





## 9. HOJA FORMATO SOLICITUD DE CRÉDITO DE LIBRE INVERSIÓN (HERRAMIENTA PROPUESTA PARA OTORGAMIENTO Y SEGUIMIENTO DE CRÉDITO)

MENU

BASE DE DATOS

RADICAR EN BASE DE DATOS

FORMATO SOLICITUD DE CREDITO LIBRE INVERSION COMFENALCO SANTANDER							
			FECHA SOLICITUD: 09/11/2008				
INFORMACION GENERAL CRÉDITO							
MONTO SOLICITADO (VLR CRÉDITO)	\$ 2.800.000,00	PLAZO (MESES)	30				
VALOR CUOTA	\$ 133.777,39						
DATOS PERSONALES DEUDOR							
	Nombres	Iván Alejandro	Tipo Vivienda	APRUEBO			
	Apellidos	Zambrano Pérez	Dirección Residencia	Cr 47 A # 188 A 53 Tor 9 Ap 403			
	Tipo Identificación	C.C.	Departamento	Cundinamarca			
	Documento Identidad No.	91.531.434	Ciudad	Bogotá D.C.			
	Lugar Expedición: Ciudad	Bucaramanga	Barrio	Mirandela			
	Fecha de Expedición	13	Estrato	4			
	Fecha de Nacimiento	20	Teléfono Fijo Residencia	6694489			
	Edad	21,9	Teléfono Móvil	315-8330965			
	Género	MASCULINO	Dirección Electrónica	ivanalejo2@gmail.com			
	Estado Civil	SOLTERO	Personas A Cargo	0			
DATOS CÓNYUGE							
	Nombres Cónyuge	Sonia Luz	Actividad Económica	APRUEBO			
	Apellidos Cónyuge	Mañez Gutierrez	Entidad donde Trabaja	Medicina Legal			
	Tipo Identificación	C.C.	Tipo Contrato Cónyuge	APRUEBO			
	Documento Identidad No.	98.578.265	Cargo Cónyuge	Contadora Pública			
	Lugar Expedición: Ciudad	Bucaramanga	Antigüedad Trabajo (Meses)	108			
	Nivel Educativo Cónyuge	PROFESIONAL	Teléfono Trabajo	6421493			
DATOS CODEUDOR							
	Nombres Codeudor	Maria Astrid	Actividad Económica	PROFESIONISTA			
	Apellidos Codeudor	Lopez Severicha	Entidad donde Trabaja	Proexport			
	Tipo Identificación	C.C.	Tipo Contrato Codeudor	PROFESIONISTA			
	Documento Identidad No.	87.895.510	Cargo Codeudor	Dirección Mercados			
	Lugar Expedición: Ciudad	Bucaramanga	Antigüedad Trabajo (Meses)	15			
	Nivel Educativo Codeudor	PROFESIONAL	Teléfono Trabajo	5884756			
ACTIVIDAD ECONÓMICA O SITUACION LABORAL DEUDOR							
	Nivel Educativo	PROFESIONAL	Entidad donde Trabaja	Superintendencia Financiera			
	Título	Ingeniero Financiero	Sector Entidad	FINANCIERO			
	Actividad Económica	PROFESIONISTA	Sector Económico Entidad	Financiero			
	Tipo de Contrato	PROFESIONISTA	Dirección Entidad	Cr. 7 # 4-49			
	Cargo	Profesional Universitario	Ciudad	Bogotá D.C.			
	Antigüedad Trabajo (Meses)	4	Teléfono Entidad	5940200 Ext. 1489			
INFORMACIÓN FINANCIERA							
	INGRESOS MENSUALES		DEUDOR	CÓNYUGE	CODEUDOR		
	Salario Básico	\$	1.600.000,00	\$	1.200.000,00	\$	2.600.000,00
	Honorarios y/o Comisiones	\$	-	\$	200.000,00	\$	-
	Ingresos Transporte	\$	50.000,00	\$	-	\$	50.000,00
	Otros Ingresos	\$	-	\$	200.000,00	\$	700.000,00
	<b>TOTAL INGRESOS</b>	<b>\$</b>	<b>1.650.000,00</b>	<b>\$</b>	<b>1.600.000,00</b>	<b>\$</b>	<b>3.350.000,00</b>
	EGRESOS MENSUALES		DEUDOR	CÓNYUGE	CODEUDOR		
	Alquiler / Cuota Vivienda	\$	600.000,00	\$	-	\$	850.000,00
	Cuota Otros Créditos	\$	-	\$	-	\$	400.000,00
	Gastos Familiares	\$	300.000,00	\$	600.000,00	\$	600.000,00
	Otros Egresos	\$	80.000,00	\$	150.000,00	\$	300.000,00
	<b>TOTAL EGRESOS</b>	<b>\$</b>	<b>980.000,00</b>	<b>\$</b>	<b>750.000,00</b>	<b>\$</b>	<b>2.150.000,00</b>
OBLIGACIONES FINANCIERAS VIGENTES		NINGUNA	VEHICULO		SINPOSEE		
ACTIVOS BIENES INMUEBLES		NINGUNO	OTROS BIENES		NINGUNA		
RESULTADO OTORGAMIENTO DEL CRÉDITO SOLICITADO							
PROBABILIDAD DEFAULT		10,53%		RESULTADO ESTUDIO SOLICITUD		SOMETIDO A DECISION DE COMITE	



## 10. NUEVO RESULTADO DEL MODELO LOGIT

Equation: UNTITLED Workfile: UNTITLED									
View	Procs	Objects	Print	Name	Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Dependent Variable: DEFAULT									
Method: ML - Binary Logit									
Date: 11/04/06 Time: 18:23									
Sample: 1 138									
Included observations: 138									
Convergence achieved after 1 iterations									
Covariance matrix computed using second derivatives									
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.					
VLR_CREDITO01	-2.09E-06	2.47E-06	-0.843928	0.3987					
VLR_CUOTA01	4.48E-05	4.18E-05	1.072435	0.2835					
PLAZO	0.072676	0.157560	0.461261	0.6446					
INGRESOS	-1.66E-06	8.59E-07	-1.936349	0.0528					
ING_CONYUGE01	-1.19E-07	3.76E-07	-0.315539	0.7524					
EDAD	0.034624	0.023478	1.474751	0.1403					
PERSONAS_A_CARG	0.326937	0.279667	1.169023	0.2424					
GENERO	0.409641	0.387378	1.057471	0.2903					
TIPO_VIVIENDA01	0.277090	0.397795	0.696565	0.4861					
ESTADO_CIVIL01	-0.409421	0.391491	-1.045799	0.2957					
CONTRATO_CODEUD	0.727179	0.381753	1.904843	0.0568					
CONTRATO_DEUDOR	0.592903	0.388385	1.526584	0.1269					
C	-2.977758	3.593838	-0.828573	0.4073					
Mean dependent var	0.500000	S.D. dependent var	0.501821						
S.E. of regression	0.486336	Akaike info criterion	1.413567						
Sum squared resid	29.56534	Schwarz criterion	1.689322						
Log likelihood	-84.53609	Hannan-Quinn criter.	1.525627						
Restr. log likelihood	-95.65431	Avg. log likelihood	-0.612580						
LR statistic (12 df)	22.23644	McFadden R-squared	0.116233						
Probability(LR stat)	0.034954								
Obs with Dep=0	69	Total obs	138						
Obs with Dep=1	69								

Efectuando el desarrollo del modelo Logit con 138 observaciones y tomando 69 observaciones como incumplimiento y el mismo número como cumplimiento obtenemos que la media arrojada por el modelo es 0.5 ya que se está asumiendo que es una muestra distribuida en partes iguales.