

**DISEÑO DE UN SCORING DE OTORGAMIENTO PARA CRÉDITOS DE LA  
LÍNEA FINANCIACIÓN DE ESTUDIOS EN UNA COOPERATIVA FINANCIERA**

**ANDRÉS EDUARDO SARMIENTO VALDERRAMA**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE CIENCIAS  
ESCUELA DE MATEMÁTICAS  
ESPECIALIZACIÓN EN ESTADÍSTICA  
BUCARAMANGA**

**2012**

**DISEÑO DE UN SCORING DE OTORGAMIENTO PARA CRÉDITOS DE LA  
LÍNEA FINANCIACIÓN DE ESTUDIOS EN UNA COOPERATIVA FINANCIERA**

**ANDRÉS EDUARDO SARMIENTO VALDERRAMA**

**Trabajo de Grado para optar al título de  
ESPECIALISTA EN ESTADÍSTICA**

**Director**

**Ph.D. GERMAN MORENO**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
FACULTAD DE CIENCIAS  
ESCUELA DE MATEMÁTICAS  
ESPECIALIZACIÓN EN ESTADÍSTICA  
BUCARAMANGA**

**2012**

## TABLA DE CONTENIDO

	<b>Pág.</b>
OBJETIVOS	14
OBJETIVO GENERAL	14
OBJETIVOS ESPECÍFICOS	14
INTRODUCCIÓN	15
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	17
1. DEFINICIONES CLAVES PARA ENTENDER EL CONTEXTO DEL TRABAJO	18
1.1 RIESGO DE CRÉDITO	18
1.2 SARC	18
1.3 COSECHAS	18
1.4 INDICADOR DE MORA	19
1.5 SCORING DE CRÉDITO, SCORE DE CRÉDITO O SCORE DE OTORGAMIENTO	19
1.6 INCUMPLIMIENTO (DEFAULT)	21
1.7 PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO	22
1.8 MADURACIÓN DE OPERACIONES DE CRÉDITO	22
2. DESCRIPCIÓN DE LA LINEA FINANCIACIÓN DE ESTUDIOS Y ANALISIS DE LAS VARIABLES PRESENTES EN LA BASE DE DATOS	24
2.1 DEFINICIÓN DE LA LÍNEA	24
2.1.1 Análisis del comportamiento de la Línea Financiación de Estudios (Presta U)	24
2.1.2 Análisis del comportamiento del Indicador de Mora de la cartera	26
2.1.3 Análisis de Cosechas	28
2.1.4 Maduración Línea Financiación de estudios	29
2.1.5 Default de la línea Financiación Estudios	30
3. MARCO TEÓRICO	31
3.1 CÁLCULO DEL DEFAULT MEDIANTE MATRICES DE TRANSICIÓN	31

3.1.1 Metodología al final del horizonte	32
3.1.2 Metodología Durante el horizonte	33
3.2 ANÁLISIS DISCRIMINANTE	34
3.2.1 Objetivos	34
3.2.2 Clasificación del Análisis Discriminante	35
3.2.3 Funcionalidad del Análisis Discriminante	35
3.2.4 Función Discriminante	36
3.2.5 Estadísticos del Análisis Discriminante	37
3.3 CRITERIO DE INFORMACIÓN DE AKAIKE	38
3.4 MODELOS LINEALES GENERALIZADOS	39
3.4.1 Estructura De Los Errores	40
3.4.2 Función de Vínculo o de Enlace	41
3.4.3 Ajuste de los modelos lineales generalizados	42
4. ANALISIS DISCRIMINANTE Y AJUSTE DEL MODELO LINEAL GENERALIZADO	44
4.1 DESCRIPCIÓN Y ANÁLISIS DE VARIABLES	44
4.2 ANÁLISIS DISCRIMINANTE	59
4.3 AJUSTE DEL MODELO LINEAL GENERALIZADO	62
4.3.1 Modelo 1. Diseño de scoring utilizando las variables de la función discriminante	63
4.3.2 Modelo 2. Diseño de modelo scoring excluyendo la variable CATEMESDES	65
4.3.3 Modelo 3. Diseño de scoring utilizando todas las variables presentes en la base de datos	66
4.3.4 Modelo 4. Se utilizarán solo las variables que resultaron significativas en el modelo 3	69
4.3.5 Comparación de los Modelos	70
4.3.6 Ecuación Del Modelo	71
4.3.7 Resultados Del Modelo	72
4.3.8 Ejemplos Sobre Uso Del Modelo	73

4.3.9 Establecimiento Rangos De Otorgamiento	75
CONCLUSIONES	76
BIBLIOGRAFÍA	78
ANEXOS	81

## LISTA DE FIGURAS

	<b>Pág.</b>
Figura 1. Histórico de Desembolsos Mensuales Línea Financiación de estudios	25
Figura 2. Histórico Indicador de Mora de la línea Financiación de Estudios	26
Figura 3. Comportamiento Cosechas trimestrales para la línea Financiación de estudios	28
Figura 4. Histórico de Defaults para la línea financiación de Estudios.	30

## TABLA DE TABLAS

	<b>Pág.</b>
Tabla 1. Sujetos de Crédito de Estudio	24
Tabla 2. Indicador de mora por línea de crédito a corte de septiembre 2011	27
Tabla 3. Maduración de la Línea Financiación de Estudios	30
Tabla 4. Funciones de Vínculo más comunes utilizadas en los GLM	41
Tabla 5. Algunas de las combinaciones más comunes de variables respuestas y variables explicativas con distintos tipos defunciones de vínculo y distribuciones de errores	42
Tabla 6. Tabla de frecuencias base línea Financiación de Estudios	44
Tabla 7. Tabla de contingencia para la variable Sexo	44
Tabla 8. Tabla de contingencia variable tipo de vivienda	45
Tabla 9. Tabla de contingencia variable Estado Civil	46
Tabla 10. Tabla de contingencia variable Tipo Entidad Educativa	47
Tabla 11. Tabla de contingencia variable Zona	48
Tabla 12. Tabla de contingencia variable Ocupación	48
Tabla 13. Tabla de contingencia variable Mes de desembolso	50
Tabla 14. Tabla de contingencia variable Estrato	51
Tabla 15. Tabla de Frecuencias variable Valor de Crédito	51
Tabla 16. Tabla de Frecuencias variable Valor de Cuota	52
Tabla 17. Tabla de Frecuencias Variable Contador	53
Tabla 18. Tabla Contingencia Variable Nivel Educativo	53
Tabla 19. Tabla de Contingencia variable Entidad Educativa	55
Tabla 19. Tabla de Contingencia variable Entidad Educativa	55
Tabla 19. Tabla de Contingencia variable Entidad Educativa	56
Tabla 19. Tabla de Contingencia variable Entidad Educativa	57
Tabla 20. Variables Significativas en el Análisis Discriminante	60
Tabla 21. Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas	60

Tabla 22. Resultado de la Clasificación Utilizando la función Discriminante	61
Tabla 23. Categorización de Variables	62
Tabla 24. Contrastes de los efectos del modelo	63
Tabla 25. Estimaciones de los parámetros para el modelo 1	64
Tabla 26. Contrastes de los efectos del modelo 2	65
Tabla 27. Estimaciones de los parámetros del modelo 2	66
Tabla 28. Contrastes de los efectos del modelo 3	66
Tabla 29. Estimación de los parámetros del modelo 3	68
Tabla 30. Contrastes de los efectos del modelo 4	69
Tabla 31. Estimaciones de los parámetros del modelo 4	69
Tabla 32. Comparación Modelos Propuestos	71
Tabla 33. Distribución de Frecuencias de probabilidades de incumplimiento segmentado por hábito de pago	72
Tabla 34. Variables Estudiante 1	73
Tabla 35. Variables Estudiante 2	74
Tabla 36. Distribución de Probabilidades Para Establecer Rangos de Otorgamiento	75

## LISTA DE ANEXOS

	<b>Pág.</b>
ANEXO 1. RECATEGORIZACION DE VARIABLES	82
ANEXO 2. SINTAXIS SPSS DE LA CATEGORIZACIÓN	89
ANEXO 3. MATRICES CON HORIZONTE 6 MESES Y METODOLOGÍA MÁXIMA MORA DURANTE EL HORIZONTE PARA LÍNEA FINANCIACIÓN DE ESTUDIOS	90

## RESUMEN

**TÍTULO:** Diseño de un Scoring de Otorgamiento para créditos bajo la línea financiación de estudios en una Cooperativa Financiera\*

**AUTOR:** Andrés Eduardo Sarmiento Valderrama\*\*<sup>1</sup>

**PALABRAS CLAVES:** Scoring de Otorgamiento, Riesgo de Crédito, SARC, default de cartera, Superintendencia Financiera de Colombia.

### DESCRIPCIÓN O CONTENIDO

La Superintendencia Financiera de Colombia, quien es el organismo encargado de supervisar el mercado Financiero y de Valores en el país, exige que dentro del SARC de cada institución se desarrollen diferentes metodologías para realizar una adecuada gestión del riesgo crediticio. Dentro de estas se encuentran los Scoring de crédito ya que constituyen una herramienta que estima la probabilidad de que el solicitante de crédito no pague su obligación, todo esto, tomando como insumo variables propias del solicitante. Con ésta información la entidad financiera toma la decisión de otorgar o negar una operación de crédito.

Las variables presentes en la base de datos utilizada para realizar los análisis del trabajo no contienen información de centrales de crédito debido a que ésta línea está dirigida a estudiantes.

Primero que todo se calculo el incumplimiento de la línea financiación de estudios, entendido como los días de mora en los que una operación tiene mas probabilidad de perderse que de recuperarse. Seguido a esto, se diseño un Scoring de Otorgamiento mediante el uso de modelos lineales generalizados (MLG), realizando inicialmente análisis discriminante a todas las variables recolectadas de las solicitudes de crédito con el objeto de identificar las que hacen parte del modelo inicial. Posteriormente, se ajustaron tres modelos más tomando como insumo diferentes combinaciones de las variables de la base, para finalmente, compararlos mediante el criterio de información de AKAIKE y así determinar el de mejor bondad de ajuste. El trabajo se desarrollo con la herramienta estadística SPASW Statistics 18.

---

\*Trabajo de Grado

\*\*Universidad Industrial de Santander. Facultad de ciencias. Escuela de Matemáticas. Especialización en Estadística. P.h.D. German Moreno

## ABSTRACT

**TITLE:** Design of a provision for credit Scoring below the line financing a financial cooperative studies \*

**AUTHOR:** Andrés Eduardo Sarmiento Valderrama\*\*2

**KEYWORDS:** Credit Scoring, Credit Risk, SARC, default, Colombian Financial Superintendency.

### DESCRIPTION OR CONTENT

The Financial Superintendence of Colombia, who is the agency responsible for overseeing the financial and securities market in the country within the SARC requires that each institution develop different methodologies for proper management of credit risk. Among these are the credit scoring as they are a tool that estimates the probability that the loan applicant does not pay its obligations, all of this, taking as input variables of the applicant. With this information the financial institution makes the decision to grant or deny a credit transaction.

The variables in the database used for analysis of labor does not contain information from credit bureaus because this line is aimed at students.

First of all, default from studies financing line was calculate, understood as the days past in which an operation is more likely to lose than to recover. Following this, we designed a Grant Scoring using generalized linear models (GLM), initially doing discriminant analysis on all variables collected from credit applications in order to identify those that are part of the initial model. Subsequently, three models were fitted using as input different combinations of the variables of the base, and finally, by comparing Akaike information criterion and determine the best goodness of fit. The work was developed with the statistical tool SPASW Statistics 18.

---

\* Grade work

\*\*Industrial University of Santander. Sciences Faculty. School of Mathematical Statistics specialization. Ph.D. German Moreno

## **OBJETIVOS**

### **OBJETIVO GENERAL**

Diseñar un modelo Scoring de crédito para la línea Financiación de estudios en una Cooperativa financiera utilizando modelos lineales generalizados

### **OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

- Determinar las variables significativas para ser incluidas en el sistema de Scoring de crédito mediante análisis discriminante
- Definir el default de la línea Financiación de estudios
- Evaluar diferentes modelos y determinar el de mejor ajuste mediante el criterio de información de Akaike.

## INTRODUCCIÓN

El riesgo de crédito puede definirse como la posibilidad de que una entidad incurra en pérdidas y se disminuya el valor de sus activos, como consecuencia de que un deudor o contraparte incumpla sus obligaciones.<sup>3</sup>

Para mantener una adecuada administración a este tipo de riesgo, la Superintendencia Financiera de Colombia, *quien es el ente regulador de los mercados financieros y bursátiles en el país*, exige que dentro del Sistema de Administración de Riesgo (SARC) de cada entidad se desarrollen metodologías para lograr éste objetivo, dentro de las que se encuentra el diseño de *scoring* de otorgamiento de crédito (también conocidos como Credit Scoring o Scoring de Crédito).

Como lo afirma Gutiérrez (2007), a partir de los años 70's se empezó a hablar en el mundo de los scoring de crédito gracias a la implementación de éstos por parte de bancos pioneros en Estados Unidos (utilizando análisis discriminante) pero fue en los 90's donde se generalizaron estos modelos gracias al desarrollo de recursos estadísticos e informáticos.

Los scoring de crédito se pueden definir como modelos estadísticos cuyo objetivo es el de calcular la probabilidad de que el solicitante de crédito incumpla con las obligaciones contraídas con la entidad, utilizando como insumo las variables propias de cada sujeto. El uso de estos modelos implica una ventaja al momento de analizar créditos ya que constituyen sistemas de evaluación automáticos, rápidos, seguros y objetivos.

---

<sup>3</sup> Definición Superintendencia Financiera de Colombia

Uno de los principios básicos que se deben cumplir para diseñar modelos de otorgamiento consistentes es la de contar con información útil y veraz que permita encontrar patrones de comportamiento entre los individuos analizados.

Las variables a utilizar en la construcción de este scoring de crédito son de tipo cuantitativas como cualitativas y se obtendrán de la información diligenciada en las solicitudes de crédito, para la línea financiación de estudios, diligenciadas en una cooperativa de ahorro y crédito. Con esto se descartan las variables provenientes de las centrales de riesgo ya que la idea es obtener un perfil de asociados sin experiencia, por lo tanto no tendrán información en las centrales de riesgo. Todos los análisis y ajustes de modelos se implementaron con el software estadístico PASW statistics 18.

El presente trabajo se encuentra dividido en cinco (5) partes, la primera se dedica a definir algunos términos claves necesarios para entender el contexto de lo que es el riesgo de crédito y el fin de los score de crédito; el segundo apartado del trabajo incluye descripción de la línea a la cual se le va a realizar el scoring de crédito. En la tercera parte del trabajo se describe la metodología utilizada para el cálculo del default de la línea Financiación de estudios, ajuste y selección del modelo, en éste caso se realizará utilizando matrices de transición, modelos lineales generalizados y el criterio de información de Akaike; en el cuarto capítulo se analizan las variables presentes en la base de datos, posteriormente se realiza análisis discriminante con estas variables y ajuste del modelo, para en el quinto capítulo registrar las conclusiones finales del trabajo.

## PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El propósito de este trabajo es desarrollar un Scoring de otorgamiento para créditos de la línea **financiación de estudios** de una Cooperativa Financiera con el fin de disminuir el tiempo de análisis de los mismos. Actualmente éste proceso se realiza a juicio humano, es decir, un analista interpreta la información del solicitante y toma la decisión de otorgar o no el crédito, conocido como método experto.

Dada la experiencia que se ha tenido con los créditos de esta línea en los últimos años se puede afirmar que esta metodología no ha sido la más idónea ya que los indicadores de calidad de la cartera destinada a créditos educativos de la cooperativa han registrado deterioro en la calidad de la misma; más adelante se analizarán a profundidad estos indicadores.

## **1. DEFINICIONES CLAVES PARA ENTENDER EL CONTEXTO DEL TRABAJO**

### **1.1 RIESGO DE CRÉDITO**

La Superintendencia financiera de Colombia define el riesgo de crédito como la posibilidad de que una entidad incurra en pérdidas y se disminuya el valor de sus activos, como consecuencia de que un deudor o contraparte incumpla sus obligaciones.<sup>4</sup>

### **1.2 SARC**

Se define como el *Sistema de Administración del Riesgo de Crédito* y es el conjunto de políticas, procedimientos y metodologías a través de las cuales se evalúa, asume, califica, controla y administra el riesgo crediticio.

### **1.3 COSECHAS**

Las cosechas se pueden definir como el conjunto de desembolsos de obligaciones realizadas en un momento o en un periodo de tiempo, en este caso el periodo de tiempo que determina cada cosecha es un trimestre. El análisis de cosechas tiene como fundamento identificar los periodos de colocación de cartera que a través de la historia han presentado resultados óptimos y deficientes en cuanto a calidad de la cartera, castigos, seguimiento y recuperación, las casusas que dieron lugar a dichos comportamientos y el contexto sobre el cual se desenvolvían las fases de colocación, seguimiento y recuperación.

---

<sup>4</sup> Definición Superfinanciera. Capítulo II. Circular básica, contable y Financiera

## 1.4 INDICADOR DE MORA

Es un indicador financiero que busca medir la calidad de la cartera en términos de la proporción de saldo con días de mora superiores a 30 días sobre el saldo vigente de la cartera.

El cálculo del indicador de mora viene dado por la expresión:

$$\text{Ind Mora: } \frac{\text{Saldo Vencido (mora mayor a 30 días)}}{\text{Saldo de Cartera}}$$

## 1.5 SCORING DE CRÉDITO, SCORE DE CRÉDITO O SCORE DE OTORGAMIENTO

Los scoring de crédito son modelos diseñados utilizando métodos estadísticos cuyo objetivo es el de calcular la probabilidad de que el solicitante de crédito incumpla con las obligaciones contraídas con la entidad, utilizando como insumo las variables propias de cada sujeto. El uso de estos modelos implica una ventaja al momento de analizar créditos ya que constituyen sistemas de evaluación automáticos, rápidos, seguros y objetivos.

A lo largo de la historia se han utilizado una amplia gama de metodologías para el desarrollo de los Score de crédito que van desde el análisis discriminante, regresión lineal, regresión logística, modelos logit, modelos probit, arboles de decisión hasta las redes neuronales; siendo los más utilizados los modelos logit y probit ya que como resultado directo se obtiene una probabilidad de incumplimiento.

Altman (1968) desarrollo una metodología que se convirtió en la más utilizada para pronosticar la insolvencia empresarial mediante el análisis discriminante. Las variables explicativas utilizadas fueron indicadores financieros como ingresos

netos/ventas, utilidades retenidas/nivel de activos, EBITDA/activos, valor de mercado del patrimonio neto/valor en libros de la deuda y ventas/activos. Con el tiempo, ésta metodología se implementó para predecir la morosidad de los deudores.

En 1970 Orgler, quien es considerado el pionero en el uso de modelos de probabilidad lineal en el diseño de scoring de otorgamiento, diseñó un modelo para créditos comerciales y un año después recurrió a la misma técnica para construir un modelo credit scoring para préstamos de consumo. Sus modelos se destacaron por el alto poder predictivo de las variables sobre el comportamiento del cliente.

Cantón, Rubio, Blasco (2010) mencionan uno de los precursores del uso de modelos logit en el diseño de modelos credit scoring fue Wighton (1980). Este autor realizó una comparación entre la metodología de análisis discriminante y los modelos logit; concluyó que el modelo de regresión logística ofrecía un porcentaje de clasificación mejor que el análisis discriminante.

Hand (1981), Showers y Chakrin (1981) sentaron bases de aplicabilidad de los modelos de programación lineal en la actividad financiera, ya que implementaron esta técnica para programar sistemas de calificación sin perder el criterio de optimización de clientes correctamente clasificados. A partir de ellos, otros autores han desarrollado esta metodología para predecir la omisión de pago de créditos.

En 1992 Davis, Edelman y Grammerman publicaron un trabajo comparando la técnica de redes neuronales con otras técnicas alternativas de clasificación de clientes. Dos años más tarde, Ripley, Rosember y Gleit describieron algunas de las aplicaciones de las redes neuronales empleadas en las decisiones gerenciales sobre el crédito y sobre la detección del fraude.

## 1.6 INCUMPLIMIENTO (DEFAULT)

La definición de default en el comité de Basilea<sup>5</sup> está basada en el cumplimiento de alguna de las dos condiciones en donde se afirma que el default con respecto a un deudor en concreto ocurre cuando acontece al menos una de las siguientes circunstancias: la entidad considera probable que el deudor no abone la totalidad de sus obligaciones crediticias o el deudor se encuentra en situación de mora de más de 90 días.

La definición de default en la Superintendencia Financiera de Colombia está basada en condiciones subjetivas y objetivas para cada tipo de cartera y se describen a continuación.

- Créditos comerciales que se encuentren en mora mayor o igual a 150 días.
- Créditos de consumo que se encuentren en mora mayor a 90 días.
- Créditos de vivienda que se encuentren en mora mayor o igual a 180 días.
- Microcréditos que se encuentren en mora mayor o igual a 30 días.

Igualmente se considera incumplimiento las situaciones que a continuación se describen:

---

<sup>5</sup> Comité conformado por autoridades de supervisión bancaria de Bélgica, Canadá, Francia, Alemania, Italia, Japón, Luxemburgo, Holanda, Suecia, Suiza, Reino Unido y los Estados Unidos; su objetivo es establecer políticas para definir estándares de administración para los riesgos financieros de las instituciones del sector financiero. Adopta el nombre comité de Basilea debido a que todas las reuniones se realizan en esta ciudad de suiza.

- Cuando el deudor registre obligaciones castigadas con la entidad o en el sistema, de acuerdo con la información proveniente de las centrales de riesgo o de cualquier otra fuente.
- Cuando al momento de la calificación el deudor registre obligaciones reestructuradas con la entidad en la misma modalidad, salvo que se trate de créditos de vivienda reestructurados a solicitud del deudor en aplicación de lo dispuesto en el artículo 20 de la Ley 546 de 1999.
- Cuando el deudor se encuentre en un proceso concursal o cualquier clase de proceso judicial o administrativo que **pueda conllevar la imposibilidad de pago de la obligación o su aplazamiento.**<sup>6</sup>

### **1.7 PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO**

Se define como la probabilidad de que un deudor incumpla con la deuda adquirida en un lapso generalmente de 12 meses, aunque en el caso de la línea financiación de estudios se establece un lapso de 6 meses.

### **1.8 MADURACIÓN DE OPERACIONES DE CRÉDITO**

La maduración de una operación de crédito se puede definir como el número de pagos en los cuales se cancela la totalidad de un crédito. Éste valor puede ser igual al plazo pactado de la operación siempre y cuando no se presenten abonos extras a capital.

---

<sup>6</sup> Definición Superintendencia Financiera de Colombia. Capítulo II. Circular básica, contable y Financiera.

Para calcular la maduración de una cartera de créditos se debe tomar la historia de las operaciones ya canceladas y promediar el número de pagos que se realizaron hasta cancelar la totalidad de la deuda.

## 2. DESCRIPCIÓN DE LA LINEA FINANCIACIÓN DE ESTUDIOS Y ANALISIS DE LAS VARIABLES PRESENTES EN LA BASE DE DATOS

### 2.1 DEFINICIÓN DE LA LÍNEA

La línea financiación de estudios va dirigida a asociados personas naturales mayores de edad tales como asalariados, pensionados o independientes que requieran la financiación de estudios formales y no formales.

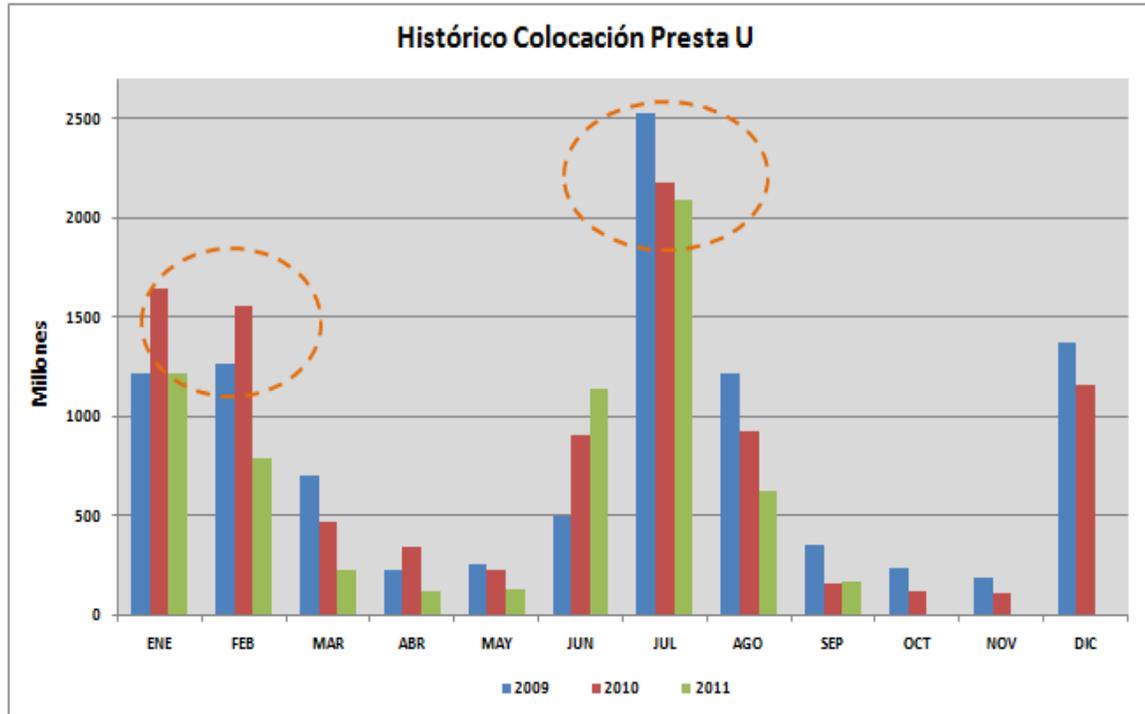
Las condiciones generales para ser Sujeto de Crédito se muestran a continuación.

Tabla 1. Sujetos de Crédito de Estudio

ACTIVIDAD ECONOMICA	CONDICIONES GENERALES
Asalariados	A término fijo, provisionalidad, libre nombramiento y remoción: Demostrar antigüedad mínima de doce meses.
	A término indefinido y carrera administrativa: Acreditar antigüedad mínima de 6 meses.
Independientes	Antigüedad mínima de 1 año, en el desarrollo de se actividad.

**2.1.1 Análisis del comportamiento de la Línea Financiación de Estudios (Presta U).** En la figura 1 se puede observar el comportamiento histórico desde el año 2009 de los desembolsos mensuales correspondientes a la línea financiación de estudios. Se evidencia que los meses donde se registra la mayor cantidad de desembolsos son Enero, Febrero y Julio; éste comportamiento tiene sentido teniendo en cuenta que en esos periodos se deben realizar los pagos de las matriculas en casi todas las instituciones educativas.

Figura 1. Histórico de Desembolsos Mensuales Línea Financiación de estudios

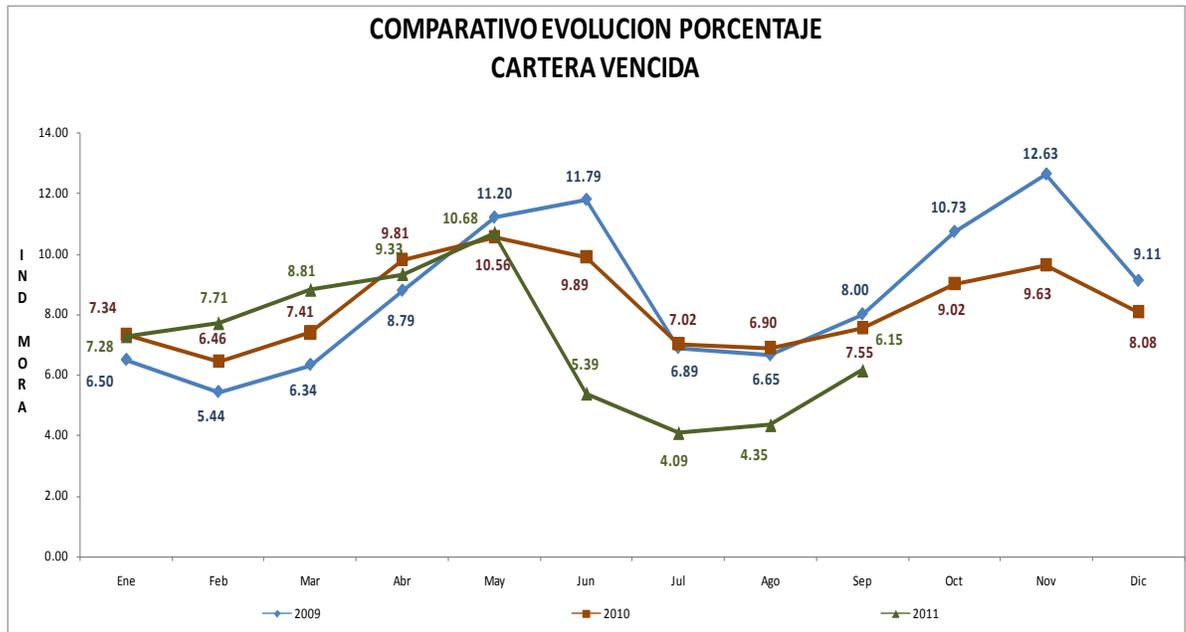


Por otra parte, se puede observar que en meses como Abril, Mayo, Octubre y Noviembre la actividad de esta línea es muy baja. Este comportamiento también se puede explicar debido a que la mayoría de las operaciones de crédito bajo la línea financiación de estudio tienen como destino el pago de matriculas en entidades de educación técnicas o tecnológicas y universidades.

Analizando detalladamente los meses de mayor actividad en colocación se observa que en Enero y Febrero el año de mayor desembolso fue el 2010 con 1.648 y 1.552 millones respectivamente, y que en Julio el de mayor colocación fue en 2009.

## 2.1.2 Análisis del comportamiento del Indicador de Mora de la cartera

Figura 2. Histórico Indicador de Mora de la línea Financiación de Estudios



En la figura 2 se puede observar el comportamiento histórico del indicador de mora por año para la línea financiación de estudios. Se evidencia que en los primeros meses del año los mayores indicadores de mora registra la cartera vigente en el 2011, pero después de mayo el indicador de esta cartera pasa a ser el menor de menores registros cuando comparamos con los arrojados en los años anteriores para los mismos meses.

Se observa que los mayores indicadores de mora registrados en toda la historia de la base estudiada se presentaron en Junio y Noviembre del 2009 donde el 11,79% y el 12,63% del saldo de la cartera en cada uno de estos periodos tenían mora superior a 30 días.

Otro punto importante que se observa en la figura 2 es que independientemente del año estudiado los indicadores de mora tienden a presentar el mismo

comportamiento, viendo que en los primeros meses del año estos tienden a incrementar, a partir de mayo y junio su comportamiento cambia hasta que en agosto vuelve a repuntar hasta noviembre, donde nuevamente se observa a decrecimiento.

El comportamiento decreciente a mitad de año se justifica en el inicio de una de las temporadas fuertes en colocación ya explicadas en el gráfico 1.

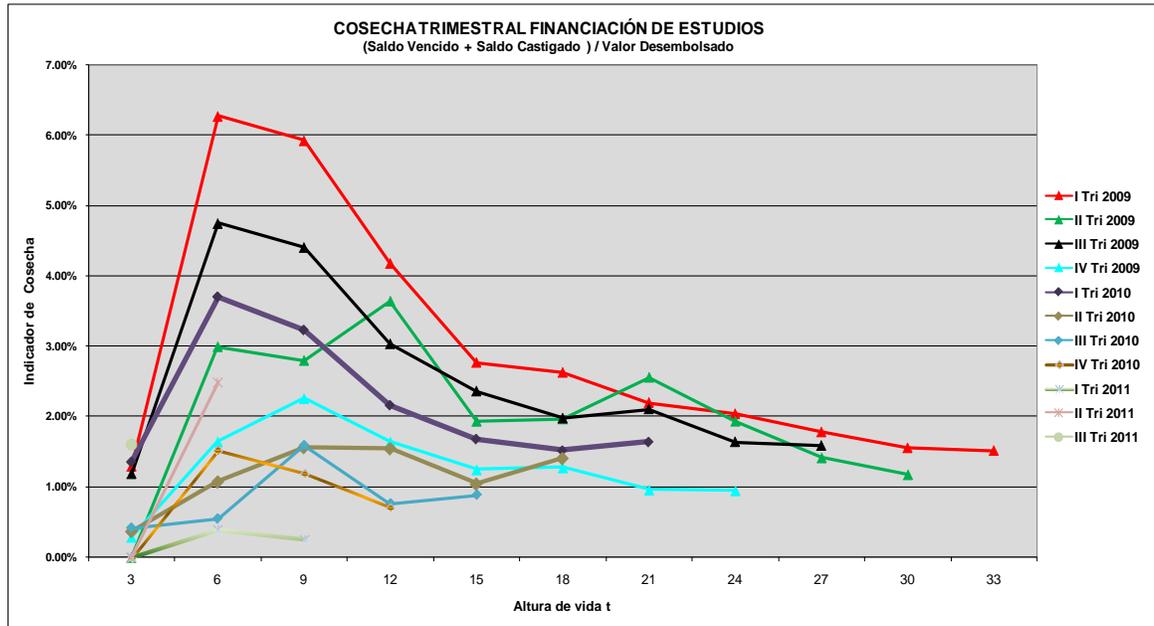
La información presentada en la tabla 2 explica en parte porque realizar el scoring de otorgamiento para esta línea, ya que si se comparan estos indicadores con los observados en las demás líneas, a excepción de compra de vehículo, esta registra los peores indicadores; haciendo necesario el diseño de un modelo describa cual es el perfil de crédito que mejor paga en esta línea, minimizando así el riesgo de crédito.

Tabla 2. Indicador de mora por línea de crédito a corte de septiembre 2011

<b>IND MORA CARTERA - SEPT. 2011</b>			
<b>LINEA DE CREDITO</b>	<b>IND. MORA</b>	<b>LINEA DE CREDITO</b>	<b>IND. MORA</b>
COMPRA VEHICULO	7.66%	RESTO	1.72%
<b>FINANCIACION ESTUDIOS</b>	<b>6.15%</b>	MICROEMPRESARIAL	1.60%
PYME	5.03%	GRANDES EMPRESARIOS	0.40%
LIB.INV.EMPLEAD Y PENS PAG.PER	3.27%	VIVIENDA	0.00%
INDEPENDIENTE NUEVO	3.11%	BANCA COMUNAL	0.00%
MICROCREDITO PRODUCTIVO 2X3	2.74%	FINAGRO	0.00%
LIB.INV.EMPLEAD Y PENS LIBRANZA	1.96%	CUPO ROTATIVO	0.00%

### 2.1.3 Análisis de Cosechas

Figura 3. Comportamiento Cosechas trimestrales para la línea Financiación de estudios



En la figura 3 se puede observar el comportamiento de las cosechas trimestrales desde el 2009 para los créditos de la línea financiación de estudios. Se puede observar que los indicadores más altos de calidad de cosecha se presentaron en créditos desembolsados en el primer trimestre del 2009; permitiendo inferir que en ese periodo de tiempo (primer trimestre 2009) se desembolsaron los peores créditos. De hecho, si se analiza un poco más la gráfica se evidencia que la mayoría de las cosechas del 2009 fueron las que registraron los peores indicadores.

Esta información permite afirmar que las políticas de crédito diseñadas para la línea financiación de estudios en el 2009 no fueron buenas, por tal motivo en ningún caso se deben volver a implementar.

Un punto que llama la atención es el registrado en la cosecha del tercer trimestre del 2011 ya que ha sido el peor indicador de cosecha registrado en la altura de vida  $t=3$ , lo que hace necesario realizar una revisión más detallada de las políticas de colocación implementadas en ese momento.

Haciendo una revisión más general, se observa que todas las cosechas describen un comportamiento similar aunque sus variaciones individuales se realizan a diferentes niveles.

Por ejemplo, se observa que todas las cosechas presentan su peor indicador de mora en la altura de vida 6, es decir, cuando han transcurrido 6 meses después de su desembolso y que a partir de esta altura de vida sus indicadores empiezan a disminuir hasta estabilizarse aproximadamente en la altura de vida 15.

Sabiendo que una de las características de los créditos Presta U es que se cancelan en 6 meses, el indicador presentado en la altura de vida 18 se puede interpretar como el porcentaje del desembolso total de la cosecha que se pierde; dado esto, se puede inferir que la pérdida de la línea se encuentra ubicada entre el 1.5% y 2.5%, valores significativamente altos en el entorno financiero.

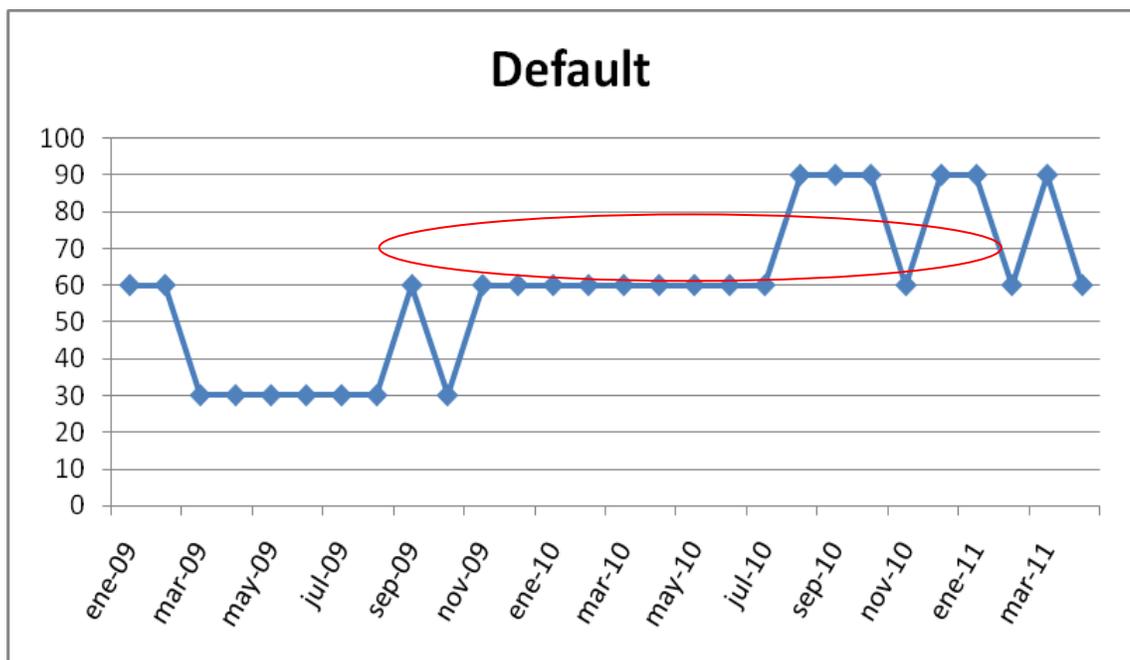
**2.1.4 Maduración Línea Financiación de estudios.** En la tabla 3 se puede observar el intervalo de confianza para la maduración de los créditos de la línea financiación de estudios; esto indica que con un 95% de confianza la verdadera maduración promedio de la línea se encuentra entre 5,98 y 6,02 meses. De lo anterior se puede inferir que los créditos de la línea financiación de estudios se están cancelando en promedio en 6 oportunidades de pago y teniendo en cuenta que estos créditos son de periodicidad mensual se puede afirmar que en promedio éstos se cancelan en el tiempo estipulado.

Tabla 3. Maduración de la Línea Financiación de Estudios

Maduración Financiación de Estudios	
Media	5.98
Intervalo de confianza para la media al 95%	5.92
	<b>6.03</b>

### 2.1.5 Default de la línea Financiación Estudios

Figura 4. Histórico de Defaults para la línea financiación de Estudios.



En la Figura 4 se observan los default calculados en las matrices de transición presentes en el **Anexo 3**. Aquí se puede observar que la moda de defaults fue a los 60 días de mora. Por éste motivo se establece el default de la línea Financiación de Estudios en 60 días.

### 3. MARCO TEÓRICO

#### 3.1 CÁLCULO DEL DEFAULT MEDIANTE MATRICES DE TRANSICIÓN

Una matriz de transición es un arreglo de las probabilidades de transición de un proceso estocástico Markoviano. La técnica permite estimar la probabilidad de pasar de un estado (i) en cierto periodo de tiempo t, a un estado (j) en el período (t+1). La técnica de estimación más simple y popular es el método de cohorte basado en tiempo discreto la cual es ampliamente empleada por agencias calificadoras y referenciada en la literatura (Hamilton y Cantor 2007). Este método consiste en que dados  $N_i$  créditos en el estado i para el periodo t y sea  $N_{ij}$  las operaciones que en el horizonte T terminan en el estado j. Entonces, la probabilidad de transición del estado i al estado j es estimada.

$$\hat{P}_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_i}$$

Bajo el supuesto de que el proceso de transición es homogéneo en el tiempo, se puede usar el estimador multinomial, en el cual  $N_i$  y  $N_{ij}$  son observados sobre el curso de varias muestras con periodos de duración T. En este caso, sumando sobre  $t=1, 2, \dots, n$ , la estimación de la probabilidad de transición del estado i al estado j bajo el estimador multinomial es:

$$\hat{P}_{ij} = \frac{\sum N_{ij}}{\sum N_i}$$

Para aplicar la metodología de estimación de matrices de transición por el método de cohorte, para modelos de determinación del default y probabilidad de default, (los cuales son inputs para le estimación de las pérdidas esperadas) se consideró horizontes de tiempo de T= 12 meses, ya que es el horizonte estándar en modelos

de riesgo para estos fines y está enmarcado bajo la circular básica contable de la superfinanciera y el Comité de Basilea.

### 3.1.1 Metodología al final del horizonte

1. Segmentando por línea, modalidad, región, agencia, etc.
2. Identificar los  $N_i$  créditos con calificación  $i$  (altura de mora o riesgo  $i = A, B, C, D, E$ , o por rangos de mora  $i = 0-30, 31-60, 61-90, 91-120, 121-150, 151-180, >180$ ) en un mes cualquiera  $t$  con una ventana de observación de  $T=12$  meses.
3. Sea  $N_{ij}$  las operaciones que iniciando en calificación  $i$ , al cabo de los 12 meses **terminan en calificación**  $j$  (altura de mora o riesgo  $j = A, B, C, D, E$ , Castigos y Cancelados o por rangos de mora  $j = 0-30, 31-60, 61-90, 91-120, 121-150, 151-180, >180$ , reestructurados, castigos y cancelados).
4. Entonces, la probabilidad de transición para un período  $T$  es estimada por:

$$\hat{P}_{ij} = \frac{\sum N_{ij}}{\sum N_i}$$

5. Se conforma la matriz de transición.
6. Si se desea la matriz por saldos, en la expresión 2 se modifica el número de operaciones  $N_i$  por el saldo de capital en calificación  $i$  y se identifica el saldo inicial de las operaciones que migraron a la calificación  $j$  tal que:

$$\hat{S} = \frac{S_{ij}}{S_i}, \text{ donde } \sum S_{ij} = S_i \text{ para todo } j$$

7. Finalmente, a la luz de los intervalos de confianza, se identifica la edad de mora que permite definir el default de manera objetiva, cuando la probabilidad de deterioro sea significativa (mayor al 50%, esto es sumando los deterioros de las calificaciones o de los rangos de alturas de mora determinadas al final de la matriz, desde la calificación o rango siguiente al que se está evaluando).

### 3.1.2 Metodología Durante el horizonte

1. Segmentando por línea, modalidad, región, agencia, etc.
2. Identificar los  $N_i$  créditos con calificación  $i$  (altura de mora o riesgo  $i = A, B, C, D, E$ , o por rangos de mora  $i = 0-30, 31-60, 61-90, 91-120, 121-150, 151-180, >180$ ) en un mes cualquiera  $t$  con una ventana de observación de  $T=12$  meses.
3. Sea  $N_{ij}$  las operaciones que iniciando en calificación  $i$ , **presentaron el algún momento del horizonte  $T=12$  un máximo deterioro  $j$**  (altura de mora o riesgo  $j = A, B, C, D, E, \text{Castigos y Cancelados}$  o por rangos de mora  $j = 0-30, 31-60, 61-90, 91-120, 121-150, 151-180, >180$  castigos y cancelados).
4. Entonces, la probabilidad de transición para un período  $T$  es estimada por:

$$\widehat{P}_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_i}$$

5. Se conforma la matriz de transición.
6. Si se desea la matriz por saldos, en la expresión 2 se modifica el número de operaciones  $N_i$  por el saldo de capital en calificación  $i$  y se identifica el saldo inicial de las operaciones que migraron a la calificación  $j$  tal que:

$$\hat{S} = \frac{S_{ij}}{S_i}, \text{ donde } \sum S_{ij} = S_i \text{ para todo } j$$

7. Finalmente, a la luz de los intervalos de confianza, se identifica la edad de mora que permite definir el default de manera objetiva, cuando la probabilidad de deterioro sea significativa (mayor al 50%, esto es sumando los deterioros de las calificaciones o de los rangos de alturas de mora determinadas al final de la matriz, desde la calificación o rango siguiente al que se está evaluando).

### 3.2 ANÁLISIS DISCRIMINANTE

El Análisis Discriminante es una técnica estadística multivariante cuyo objetivo es identificar las características que diferencian (discriminan) a dos o más grupos tomando como referencia variables de los individuos pertenecientes a cada uno, para de esta manera crear una *función* capaz de distinguir con la mayor precisión posible a los miembros de una u otra población, clase o grupo; además que puede ser empleado de manera predictiva en la clasificación de nuevos individuos.

Cantón, Rubio, Blasco (2010) hablan sobre uno de los inconvenientes que presenta el análisis discriminante al momento de utilizarlo como scoring de crédito, y es la rigidez para cumplir las hipótesis de partida, es decir, linealidad, normalidad, homocedasticidad e independencia y, sobre todo, la incapacidad para el cálculo de las probabilidades de no pago o impago.

**3.2.1 Objetivos.** Marqués (2004) define los siguientes objetivos del análisis discriminante:

- Explicar la pertenencia de individuos u objetos a grupos preestablecidos

- Desarrollar las funciones discriminantes. Se trata de combinaciones lineales de las variables independientes (predictoras), que discriminan mejor entre las categorías (Grupos) de la variable dependiente.
- Identificar diferencias significativas entre los grupos en función de las variables predictoras
- Determinar las variables independientes (predictoras) que más contribuyen a la diferencia entre grupos
- Clasificar los casos para cada uno de los grupos en función de las variables predictoras
- Evaluar la exactitud de la clasificación

**3.2.2 Clasificación del Análisis Discriminante.** Las técnicas del análisis discriminante se clasifican por el número de categorías que tiene la variable criterio.

Análisis discriminante de dos grupos: la variable criterio tiene dos categorías (dicotómica)

Análisis discriminante múltiple: la variable criterio tiene tres o más categorías

### **3.2.3 Funcionalidad del Análisis Discriminante**

- Determinar si existen diferencias significativas entre los “perfiles” de un conjunto de variables de dos o más grupos definidos a priori.

- Determinar cuál de las variables independientes cuantifica mejor las diferencias entre un grupo u otro.
- Establecer un procedimiento para clasificar a un individuo en base a los valores de un conjunto de variables independiente

**3.2.4 Función Discriminante.** El modelo estadístico en que se fundamenta el análisis discriminante comprende combinaciones lineales de la siguiente estructura

$$D = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_4x_4 + \dots + b_kx_k$$

Siendo,

*D: Calificación Discriminante*

*x<sub>i</sub>: Variables predictoras , i = 1, 2, 3, 4 ... i*

*b<sub>i</sub>: Coeficientes discriminantes cada una de las k variables predictoras,*

*Donde, i = 1, 2, 3, 4 ... k*

Es importante tener claro que el análisis discriminante proporciona una función discriminante menos que los subgrupos evaluados, es decir, si la variable categórica tiene dos subgrupos, se obtendrá una función discriminante, si tiene tres subgrupos se obtendrán dos y así sucesivamente.

**3.2.5 Estadísticos del Análisis Discriminante.** Marqués (2004) define y explica que los estadísticos de mayor relevancia tienen en el análisis discriminante son:

- **Correlación Canónica:** Mide el grado de asociación entre los valores discriminantes y los grupos.
- **Centroide:** Está formado por los valores medios de las calificaciones discriminantes para un determinado grupo. Por tanto existen tantos centroides como grupos. Las medias para un grupo en todas las funciones es el centroide del grupo.
- **Coeficientes de la función discriminante:** Los no estandarizados son los multiplicadores de las variables, cuando estas se encuentran en las unidades de medición originales y sirven para identificar la variable más representativa al momento de discriminar los elementos en los diferentes grupos.
- **Calificaciones discriminantes:** Los coeficientes no estandarizados se multiplican por los valores de las variables independientes y se suman al valor constante ( $b_0$ ) obteniéndose el valor D (Calificación Discriminante)
- **Valor específico:** Es la razón de la suma de los cuadrados entre y dentro de los grupos. Los valores específicos altos indican funciones superiores.
- **Valores F:** Se determinan a partir del ANOVA unidireccional, con la variable de grupo como variable independiente categórica. Cada indicador sirve como variable dependiente del ANOVA.
- **Matriz agrupada de correlaciones dentro de cada grupo:** Se calcula mediante el promedio de las matrices de covarianza separadas para todos los grupos.

- **Coeficientes estandarizados de función discriminante:** Se utilizan como multiplicadores cuando las variables se estandarizan con media 0 y varianza 1
- **Correlaciones de estructura:** También se llaman cargas discriminantes, representan las correlaciones sencillas entre los indicadores y la función discriminante
- **Matriz de correlación total:** Indica el nivel de correlación de toda la población analizada.
- **La  $\lambda$  de Wilks:** También llamado estadístico U. Para cada indicador es la razón de la suma de los cuadrados dentro de los grupos con la suma total de cuadrados. Su valor está comprendido entre 0 y 1 Los valores próximos a 1 indica que las medias de un grupo no parecen ser muy diferentes si es cercano a 0 indica que las medias de los grupos parecen diferentes

### 3.3 CRITERIO DE INFORMACIÓN DE AKAIKE

Akaike (1974) Se entiende por criterio de información de Akaike (AIC) a la medida de bondad de ajuste relativo de un modelo estadístico. Su creador fue Hirotosugu Akaike y fue publicado por primera vez en 1974.

El AIC se fundamenta bajo el concepto de entropía de la información, dado que ofrece una medida relativa de la pérdida de información cuando un determinado modelo se utiliza para describir la realidad.

El AIC se utiliza como medio para la comparación de modelos y por ende para la selección del mejor cuando se tienen varios de ellos.

$$AIC = 2K - 2\ln(L)$$

Donde,

$K$  es el número de parámetros o variables presentes en el modelo y  $L$  es el valor de la función de máxima verosimilitud en el modelo estimado.

### **3.4 MODELOS LINEALES GENERALIZADOS**

Cayuela (2009) expone los modelos lineales generalizados de la siguiente manera:

Los modelos lineales generalizados (GLM de las siglas en inglés de Generalized Linear Models) son una extensión de los modelos lineales que permiten utilizar distribuciones no normales de los errores, usando a cambio distribuciones binomiales, Poisson, gamma, etc; y relaja el supuesto de varianzas no constantes.

Ciertos tipos de variables respuesta sufren invariablemente la violación de estos dos supuestos de los modelos normales y los GLM ofrecen una buena alternativa para tratarlos. Específicamente, se puede considerar utilizar los modelos lineales generalizados cuando la variable respuesta es:

- Un conteo de casos
- Un conteo de casos expresados como proporciones
- Una respuesta binaria

Muchos de los métodos estadísticos más comunes, como la  $t$  de Student o la regresión, parten del supuesto de varianza constante, aunque en muchas

ocasiones este supuesto no es aplicable. Y es precisamente en estos casos cuando los GLM pueden ser de gran utilidad. Los GLM tienen dos propiedades importantes:

1. La estructura de los errores.
2. La función de vínculo.

**3.4.1 Estructura De Los Errores.** Algunas veces se evidencia que la información de las variables no sigue distribución normal. Anteriormente, la solución a este problema era transformar la variable respuesta o la adopción de métodos no paramétricos; Ahora, existe otra solución, y es utilizando los modelos lineales generalizados, ya que permiten especificar el tipo de distribución para los errores.

Las distribuciones más comunes son la Poisson, útil para conteos, Binomial, utilizada para proporciones y datos de presencia o ausencia, Gamma, muy útil con datos en donde la varianza aumenta según aumenta la media de la muestra de manera constante y la Exponencial que es utilizada en análisis de supervivencia.

En ocasiones, la variable dependiente sigue una distribución que no es la normal y, por ende, los valores estimados por el modelo han de seguir el mismo tipo de distribución que los datos de partida. Cualquier otro tipo de valor estimado por el modelo no debería ser válido desde un punto de vista lógico, aunque en la práctica no se presta mucha atención a esto. Por ejemplo, en la investigación objeto del presente trabajo se desea establecer si el solicitante de crédito es bueno o malo, dada su probabilidad de incumplimiento, en función de variables socio-demográficas y educativas propias del estudiante. La variable respuesta –Bueno o Malo- es continua. En este caso, es razonable asumir que la variable dependiente seguirá una distribución de tipo Binomial y no una normal.

Para detectar si nuestros datos provienen de una distribución normal es conveniente realizar lo siguiente: (1) conocer el tipo de variable respuesta y su naturaleza; y (2) el análisis de los residuos del modelo una vez ajustado el modelo. Esto nos va a permitir observar alejamientos de la normalidad y saber cuándo es conveniente utilizar uno u otro tipo de distribuciones de errores.

**3.4.2 Función de Vínculo o de Enlace.** Una de las razones por las cuales los modelos lineales pueden resultar no ser adecuados para describir un fenómeno determinado es que la relación entre la variable respuesta y las variables independientes no siempre es lineal. Es en este momento donde la función de enlace adquiere protagonismo, ya que se encarga de linealizar la relación entre la variable respuesta y las variables independientes mediante la transformación de la variable respuesta.

Otra de las utilidades de la función de enlace, es la de conseguir que las predicciones del modelo queden acotadas. En nuestro caso, el objeto de los modelos que se ajustarán es el cálculo de la probabilidad de incumplimiento, por esto motivo se hace necesario utilizar una función de enlace tipo logit, ya que los valores estimados de la variable respuesta deben estar entre 0 y 1.

En la tabla 4 se observan las funciones de vínculo más comunes

Tabla 4. Funciones de Vínculo más comunes utilizadas en los GLM

Función de Vínculo	Fórmula	Uso
Identidad	$\mu$	Datos continuos con errores normales
Logarítmica	$\text{Log}(\mu)$	Conteos Con errores de tipo Poisson
Logit	$\text{Log}(\mu/(n-\mu))$	Proporciones (datos entre 0 y 1) con errores binomiales
Recíproca	$1/\mu$	Datos continuos con errores gamma

En la siguiente Tabla 5 se muestran algunas de las combinaciones más comunes de variables respuestas y variables explicativas con distintos tipos de funciones de vínculo y distribuciones de errores.

Tabla 5. Algunas de las combinaciones más comunes de variables respuestas y variables explicativas con distintos tipos de funciones de vínculo y distribuciones de errores.

Tipo de Análisis	Variable Respuesta	Variable Explicativa	Función de Enlace	Distribución de errores
Regresión	Continua	Continua	Identidad	Normal
ANOVA	Continua	Factor	Identidad	Normal
Regresión	Continua	Continua	Recíproca	Gamma
Regresión	Conteo	Continua	Logarítmica	Poisson
Tabla de Contingencia	Conteo	Factor	Logarítmica	Poisson
Proporciones	Proporción	Continua	Logit	Binomial
Regresión Logística	Binaria	Continua	Logarítmica	Binomial
Análisis de supervivencia	Tiempo	Continua	Recíproca	Exponencial

Fuente: Modelos Lineales Generalizados. Luis Cayuela

**3.4.3 Ajuste de los modelos lineales generalizados.** Cayuela 2009 en su libro expone que en la construcción de modelos lineales generalizados es importante tener en cuenta una cosa: no existe un único modelo que sea válido. Este es uno de los errores más comunes implícitos en el uso de regresión o ANOVA, en donde el mismo modelo se usa una y otra vez, muchas veces sin una perspectiva crítica. En la mayoría de los casos, habrá un número variable de modelos plausibles que puedan ajustarse a un conjunto determinado de datos. Parte del trabajo de construcción y evaluación del modelo es determinar cuál de todos estos modelos son adecuados, y entre todos los modelos adecuados, cuál es el que explica la mayor proporción de la varianza sujeto a la restricción de que todos los parámetros del modelo deberían ser estadísticamente significativos. Esto es lo que se conoce como el modelo adecuado mínimo. En algunos casos habrá más de un modelo que describan los datos igual de bien. En estos casos queda a nuestro

criterio elegir uno u otro, aunque puede ser recomendable utilizarlos todos y discutir las limitaciones que esto presenta desde el punto de vista inferencial. Los pasos que hay que seguir en la construcción y evaluación de un GLM son muy similares a los de cualquier modelo estadístico.

## 4. ANALISIS DISCRIMINANTE Y AJUSTE DEL MODELO LINEAL GENERALIZADO

### 4.1 DESCRIPCIÓN Y ANÁLISIS DE VARIABLES

Con la tabla 6 se puede verificar que los datos a analizar comprende la población total de los créditos desembolsados bajo la línea financiación de estudios desde enero 2009 hasta septiembre del 2011 y cuenta con 4045 registros, dentro de los cuales 3915 han pagado sin entrar en default y 130 no han tenido un buen hábito de pago; es decir el 3.21%.

Tabla 6. Tabla de frecuencias base línea Financiación de Estudios

Default	N	Porcentaje
0	3915	96,79%
1	130	3,21%
<b>Total</b>	<b>4045</b>	<b>100,00%</b>

- **DEFAULT.** Variable categórica que indica si el crédito en algún momento presentó mora superior a 60 días o no; es decir, indica si el deudor tiene buen hábito de pago o no. Para efectos del análisis discriminante y ajuste del modelo esta variable se denota como DEFAULT60.
- **GÉNERO.** Esta variable describe el género del solicitante y se denota por CODSEX. En la tabla 7 se observa el comportamiento del default por género.

Tabla 7. Tabla de contingencia para la variable Sexo

SEXO	% Participación	DEFAULT60	
		0	1
Femenino	54.44%	96.96%	3.04%
Masculino	45.56%	96.58%	3.42%
<b>Total</b>	<b>100.00%</b>		

En la tabla 7 se observa la participación de la población por género y por default. Se evidencia que la mayoría de solicitantes de crédito de la línea financiación de estudios son mujeres, 54.44%, y que el 46.56% de los créditos son para hombres. También se puede observar que no hay diferencias entre la proporción de operaciones que entran en Default y las que no, al momento de comparar con respecto al tipo de género. Así que podría no ser suficientemente discriminatoria en el análisis subsiguiente.

- **TIPO DE VIVIENDA.** Indica el tipo de vivienda del solicitante de crédito. En la tabla 8 se puede observar que el 51.1% de los deudores analizados viven en casa familiar, seguidos por los que viven en casa propia siendo el 34.09% y finalmente, los que viven en alquiler representan el 14.73% de la base analizada. La gran participación en vivienda familiar tiene sentido teniendo en cuenta las características de los estudiantes. También se evidencia que la proporción de solicitantes con vivienda propia que han caído en default (1,67%) es inferior a la de los solicitantes que viven en vivienda familiar o en alquiler, 4,01% y 4,03%. Para efectos de ajuste del modelo esta variable se denota por CODTIPVIV.

Tabla 8. Tabla de contingencia variable tipo de vivienda

TIPVIV	% Participación	DEFAULT60	
		0	1
Familiar	51.17%	95.99%	4.01%
Propia	34.09%	98.33%	1.67%
Alquiler	14.73%	95.97%	4.03%
<b>Total</b>	<b>100.00%</b>		

- **ESTADO CIVIL.** Indica el estado civil del solicitante de crédito. En la tabla 9 se evidencia que el 44.13% de los deudores de la línea financiación de estudios es soltero, representando la mayoría, seguido por los casados que representan el 34.09%, los que viven en unión libre que significan el 13.35% y finalmente están los separados, viudos y divorciados que juntos son el 8.43% de la población.

También se puede evidenciar que los solicitantes solteros son los que tienen peor comportamiento de pago en créditos de la línea presta U; contrario a lo observado con los Viudos o divorciados. Lo anterior tiene mucho sentido si se tiene presente que generalmente a medida que una persona tiene más edad se observan mejores hábitos de pago. Esta variable se denotará de ahora en adelante por CODESTCIV.

Tabla 9. Tabla de contingencia variable Estado Civil

ESTADO CIVIL	% Participación	DEFAULT60	
		0	1
Soltero	44.13%	95.52%	4.48%
Casado	34.09%	98.11%	1.89%
Unión Libre	13.35%	96.85%	3.15%
Separado	4.55%	96.74%	3.26%
Viudo	2.65%	99.07%	0.93%
Divorciado	1.24%	100.00%	0.00%
<b>Total</b>	<b>100.00%</b>		

- TIPO ENTIDAD EDUCATIVA.** Esta variable indica el tipo de entidad educativa donde se encuentra estudiando la persona que va a recibir el beneficio del crédito. En la tabla 10 se observa que el 88.83% de los créditos de la línea financiación de estudios van dirigidos a estudiantes universitarios, siendo éste el mercado objetivo de la línea, seguido de las entidades de educación técnica o tecnológica, que representan el 9.05%; las entidades de educación no formal son el 1.68% de los deudores y finalmente los estudiantes de colegios son el 0.44% de las operaciones

Po otra parte se puede evidenciar que los solicitantes con peor comportamiento de pago son los que lo utilizan para cancelar matrículas en colegios, entidades de educación técnica o tecnológica y en entidades de educación no formal con proporciones de 16.6%, 8.82% y 7.92% respectivamente; contrario a lo que sucede con las universidades que son las solicitudes que tienen el mejor

comportamiento de pago. Esta variable se define para análisis posteriores como COD.TIPOENT

Tabla 10. Tabla de contingencia variable Tipo Entidad Educativa

TIPO ENTIDAD EDUCATIVA	% Participación	DEFAULT60	
		0	1
Universidades	88.83%	97.44%	2.56%
Entidades de Educación Técnica o Tecnológica	9.05%	92.08%	7.92%
Entidades de Educación No Formal	1.68%	91.18%	8.82%
Colegios	0.44%	83.33%	16.67%
<b>Total</b>	<b>100.00%</b>		

- **ZONA.** Indica la región del país donde se encuentra la agencia en la que se está solicitando el crédito. En la tabla 11 se evidencia que la mayoría de los deudores de la línea financiación de estudios realizaron la solicitud en agencias de Bucaramanga, Área metropolitana y zonas aledañas con el 64.44% de las operaciones de crédito, seguido por Magdalena medio, que representa el 10.58%, Boyacá, el 7.17%, Centro, Sur y Oriente Santandereano, 5.71%, Cesar, 4.92%, y Cundinamarca, Atlántico, y Norte de Santander que entre ellas suman 10.63%.

Por otra parte se puede observar que las zonas con mayores indicadores de incumplimiento son Cundinamarca, donde el 7.98%% de los solicitantes de la línea financiación de estudios han caído en incumplimiento, y se encuentra seguida por Atlántico con el 4.49% de los mismos.

Dentro de las zonas con la menor tasa de incumplimiento se encuentran Magdalena medio y Boyacá. Para análisis posteriores esta variable se denotara por CODZONA.

Tabla 11. Tabla de contingencia variable Zona

ZONA	% Participación	DEFAULT60	
		0	1
Bucaramanga, Área Metropolitana Y Zonas Aledañas	60.44%	96.73%	3.27%
Magdalena Medio	10.58%	98.13%	1.87%
Boyacá	7.71%	98.08%	1.92%
Centro, Sur Y Oriente Santandereano	5.71%	97.40%	2.60%
Cesar	4.92%	96.48%	3.52%
Cundinamarca	4.03%	92.02%	7.98%
Atlántico	3.86%	95.51%	4.49%
Norte de Santander	2.74%	97.30%	2.70%
<b>Total</b>	<b>100.00%</b>		

- OCUPACIÓN.** Esta variable define la ocupación del solicitante del crédito. En la tabla 12 se puede observar que un poco mas de los deudores de la línea financiación de estudios son independientes y operarios, representando el 28.16% y 25.71% respectivamente. Otro grupo representativo es el de los oficinistas que son el 15.08% de la base. Los deudores que son solo estudiantes son el 6.40%, siendo una proporción pequeña si se compara con las anteriores, debido a que no se le otorgaría crédito a una persona sin capacidad de pago. Los profesionales en ejercicio también representan un pequeño grupo de la base ya son el 6.13% de la población. Las siguientes 12 ocupaciones representan el 18%.

Tabla 12. Tabla de contingencia variable Ocupación

OCUPACION	% Participación	DEFAULT60	
		0	1
Independiente	28.16%	100.00%	0.00%
Operario	25.71%	96.92%	3.08%
Oficinista	15.08%	97.70%	2.30%
Estudiante	6.40%	97.01%	2.99%
Profesional En Ejercicio	6.13%	95.56%	4.44%
Pensionado	5.96%	97.10%	2.90%

OCUPACION	% Participación	DEFAULT60	
		0	1
Docente	5.49%	97.75%	2.25%
Técnico	2.18%	96.59%	3.41%
Directivo	1.93%	100.00%	0.00%
Miembro Fuerza Publica	1.04%	98.72%	1.28%
Transportador	0.94%	100.00%	0.00%
Ninguna	0.44%	100.00%	0.00%
Alto Directivo	0.27%	100.00%	0.00%
Ama De Casa	0.10%	100.00%	0.00%
Religioso	0.10%	100.00%	0.00%
Comisionista	0.05%	91.12%	8.88%
Artista	0.02%	100.00%	0.00%
<b>Total</b>	<b>100.00%</b>		

De la tabla 12 también se puede evidenciar que el tipo de empleo si tiene efecto en el comportamiento de pago del solicitante.

Por ejemplo los solicitantes que peor hábito de pago tienen son los estudiantes en una proporción del 8,88% del total estudiantes; seguido de lejos por los profesionales en ejercicio con 4.44%. También se puede observar que los Directivos, altos directivos, miembros de la fuerza pública, artistas y transportadores son los que mejor comportamiento tienen.

De ahora en adelante esta variable se denotará como COD.OCUPA

- **MES DE DESEMBOLSO.** Hace referencia al mes del año en que fue realizado el desembolso del crédito y se puede observar que esta variable si tiene alguna incidencia en el comportamiento del solicitante del crédito.

En la tabla 13 se evidencia que el mes en el que mayores desembolsos para la línea financiación de estudios es Febrero con el 18.76% de las operaciones, seguido de cerca por Junio con 16.17%, Enero con el 15.92% y Julio con 15.70%

y Agosto con 10.66%; es decir que los meses anteriormente mencionados representan el 77.21%.

De la tabla también se puede observar que en los meses marzo, abril, septiembre y noviembre son los que presentan mayor indicador de créditos en default, y lo contrario sucede en los meses de enero, junio julio, agosto y diciembre, que a su vez contienen los meses con mayores colocaciones del año (Enero y Julio).

Para análisis posteriores esta variable se denotará por MESDES.

Tabla 13. Tabla de contingencia variable Mes de desembolso

MESDESEM	% Participación	DEFAULT60	
		0	1
2	18.76%	96.97%	3.03%
6	16.17%	97.71%	2.29%
1	15.92%	98.91%	1.09%
7	15.70%	97.01%	2.99%
8	10.66%	96.75%	3.25%
12	6.85%	97.47%	2.53%
3	6.75%	93.04%	6.96%
4	3.58%	91.72%	8.28%
5	3.36%	94.85%	5.15%
9	1.01%	90.24%	9.76%
10	0.74%	96.67%	3.33%
11	0.49%	90.00%	10.00%
<b>Total</b>	<b>100.00%</b>		

- **ESTRATO.** Esta variable define el estrato socioeconómico del solicitante de crédito educativo.

En la tabla 14 se puede observar que la mayoría de los deudores pertenecen a estrato 3, representan el 43.41%, seguidos por los de estrato 2 con 30.16%, estrato 4 con 15.80%, estrato 1 que son el 8.11% de la población y finalmente los estratos 5 y 6 con participación menor al 2% de las operaciones.

También se evidencia que los estratos altos tienen, ligeramente, peores comportamientos al momento de cumplir con obligaciones de presta u que los estratos medios y bajos.

Tabla 14. Tabla de contingencia variable Estrato

ESTRATO	% Participación	DEFAULT60	
		0	1
3	43.41%	96.53%	3.47%
2	30.16%	97.13%	2.87%
4	15.80%	97.18%	2.82%
1	8.11%	96.95%	3.05%
5	1.85%	93.33%	6.67%
6	0.67%	96.30%	3.70%
<b>Total</b>	<b>100.00%</b>		

- **VALOR DE CRÉDITO.** Esta variable registra el monto desembolsado en la operación de crédito y se denotará por VALOR\_CREDITO. A continuación se registra el análisis de frecuencias para dicha variable.

Tabla 15. Tabla de Frecuencias variable Valor de Crédito

VALOR DEL CRÉDITO				
	LIMITE INFERIOR	DEFAULTS	OPERACIONES	% DEFAULT 60
1	370,000	12	450	2.67%
2	644,194	11	449	2.45%
3	799,833	5	449	1.11%
4	858,156	7	450	1.56%
5	1,105,176	7	449	1.56%
6	1,523,888	29	431	6.73%
7	1,941,950	23	468	4.91%
8	2,535,475	21	448	4.69%
9	3,479,676	15	450	3.33%
10	16,000,000	0	1	0.00%
<b>Totales</b>		<b>130</b>	<b>4045</b>	<b>3.21%</b>

En la tabla 15 se observa análisis de frecuencias para la variable valor de crédito, en la cual se pueden observar algunos detalles como: el 99% de las operaciones

de crédito de la línea financiación de estudios son inferiores a 3'500.000; también se evidencia que en el rango de desembolsos comprendido entre 1'500.000 y 2'500.000 se encuentran los clientes con peor comportamiento de pago. Los créditos de menores cuantías y el mayor desembolsado son los que mejor habito de pago tienen.

Al parecer el valor del crédito si incide en el habito de pago de los solicitantes de crédito para la línea financiación de estudios.

- **VALOR CUOTA.** En esta variable se registra el valor de la cuota mensual del crédito, incluidos intereses corrientes. A continuación se presenta el análisis de frecuencias para la variable valor de cuota.

Tabla 16. Tabla de Frecuencias variable Valor de Cuota

VALOR CUOTA				
	LIMITE INFERIOR	DEFAULTS	OPERACIONES	% DEFAULT 60
1	-	21	450	4.67%
2	109,404	15	449	3.34%
3	129,252	13	445	2.92%
4	149,970	8	454	1.76%
5	174,286	8	449	1.78%
6	210,629	14	449	3.12%
7	280,794	22	450	4.89%
8	384,518	14	449	3.12%
9	551,745	15	449	3.34%
10	11,562,184	0	1	0.00%
<b>Totales</b>		<b>130</b>	<b>4045</b>	<b>3.21%</b>

En la tabla 16 se observa que el 90% de los valores de cuota son inferiores a 500.000; al mismo tiempo se evidencia que el rango de valor de cuota que mayor indicador de default presenta se encuentra entre 210.629 y 551.745.

- **PLAZO.** En esta variable se registra el número pagos mensuales realizados desde el desembolso del crédito hasta su cancelación. Para efectos del ajuste del modelo la variable esta variable se denotará por CONTADOR.

Tabla 17. Tabla de Frecuencias Variable Contador

CONTADOR				
N°	Límite Inferior	DEFAULTS	CASOS	% Default60
2	4	7	576	1,22%
3	5	5	531	0,94%
4	6	3	1994	0,15%
5	7	23	493	4,67%
6	9	84	427	19,67%
7	20	8	24	33,33%

En la tabla 17 se puede observar que a medida que aumenta el plazo del crédito la probabilidad de default tiende a crecer. Los indicadores más altos se observan a partir de los plazos superiores a 7 meses.

- **NIVEL EDUCATIVO DEL ESTUDIANTE.** Esta variable indica, para el caso de universitarios, el semestre al que ingresa el estudiante en el momento de solicitar el crédito y, para el caso de estudiantes de colegio, el año escolar del estudiante. Para efectos de análisis posteriores, esta variable se denotará por CODNIVEL.

Tabla 18. Tabla Contingencia Variable Nivel Educativo

NIVEL EDUCATIVO	% Participación	DEFAULT60	
		0	1
1er.Semestre	25.04%	95.36%	4.64%
2o.Semestre	14.83%	98.33%	1.67%
3er.Semestre	12.95%	96.18%	3.82%
4.Semestre	9.25%	98.66%	1.34%
Posgrados o Especializaciones	8.11%	96.34%	3.66%

NIVEL EDUCATIVO	% Participación	DEFAULT60	
		0	1
5.Semestre	7.74%	97.44%	2.56%
6.Semestre	7.17%	98.97%	1.03%
7.Semestre	4.13%	97.01%	2.99%
8.Semestre	3.61%	97.26%	2.74%
10.Semestre	2.82%	94.74%	5.26%
9.Semestre	2.79%	96.46%	3.54%
Maestrías	0.64%	96.15%	3.85%
Undécimo Grado	0.25%	90.00%	10.00%
Noveno Grado	0.07%	100.00%	0.00%
Octavo Grado	0.07%	33.33%	66.67%
Sexto Grado	0.07%	100.00%	0.00%
Séptimo Grado	0.05%	100.00%	0.00%
Décimo Grado	0.02%	100.00%	0.00%
Primero Primaria	0.02%	100.00%	0.00%
Quinto Primaria	0.02%	100.00%	0.00%
Tercero Primaria	0.02%	100.00%	0.00%
<b>Total</b>	<b>100.00%</b>		

En la tabla 18 se puede evidenciar que la mayoría de operaciones de la línea financiación de estudios tienen el objeto de pagar el primer semestre universitario del estudiante. Así mismo, se observa que el 62.08% de las operaciones tienen como destino la cancelación de los primeros 4 semestres universitarios. Las Especializaciones o Postgrados representan el 8.11% de las operaciones de crédito, seguidas por las operaciones que financian desde el quinto hasta el decimo semestre que suman el 25.46% del total de operaciones.

También se observa que los créditos educativos que han tenido como fin financiar estudios escolares han tenido mayor proporción de incumplimiento que los universitarios. Seguidos de éstos se encuentran los postgrados o especializaciones y las maestrías. También se puede observar que los semestres segundo, sexto y cuarto de pregrado son los de mejores proporciones de incumplimiento.

- **NOMBRE DE LA ENTIDAD EDUCATIVA.** Esta variable indica en nombre de la entidad educativa a la que pertenece el estudiante. Para efectos de análisis posteriores, esta variable se denotará por CODNOMBREU.

Tabla 19. Tabla de Contingencia variable Entidad Educativa

Nombre Entidad	% Participación	Default60	
		0	1
UNIDADES TECNOLOGICAS DE SANTANDER	17.50%	98.16%	1.84%
UNIVERSIDAD DE SANTANDER UDES	6.97%	97.16%	2.84%
UNIVERSIDAD DE INVESTIGACION Y DESARROLLO UDI	6.70%	98.89%	1.11%
OTRA	4.75%	95.31%	4.69%
CORPORACION UNIVESITARIA DE CIENCIA Y DESARROLLO UNICIENCIA	4.60%	97.31%	2.69%
UNIVERSIDAD MANUELA BELTRAN	4.50%	95.60%	4.40%

Tabla 19. Tabla de Contingencia variable Entidad Educativa

Nombre Entidad	% Participación	Default60	
		0	1
UNIVERSIDAD SANTO TOMAS SECCIONAL BUCARAMANGA	4.10%	99.40%	0.60%
UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER - UIS	3.78%	97.39%	2.61%
UNIVERSIDAD DE PAMPLONA	3.71%	96.67%	3.33%
UNIVERSIDAD AUTONOMA DE BUCARAMANGA - UNAB	3.19%	97.67%	2.33%
MULTICOMPUTO - MULTITECH	2.79%	83.19%	16.81%
UNIVERSIDAD SANTO TOMAS SECCIONAL TUNJA	2.74%	96.40%	3.60%
INSTITUTO UNIVERSITARIO DE LA PAZ - UNIPAZ	2.45%	98.99%	1.01%
ALIANZA PARA EL SABER UMB - ITAE	2.18%	94.32%	5.68%
UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA SECCIONAL BUCARAMANGA	2.13%	96.51%	3.49%
UNIVERSIDAD COOPERATIVA DE COLOMBIA	2.05%	98.80%	1.20%
UNIVERSIDAD AUTONOMA DEL CARIBE	1.78%	97.22%	2.78%
UNIVERSIDAD PEDAGOGICA Y TECNOLOGICA DE COLOMBIA - UPTC.	1.73%	94.29%	5.71%
CORPORACION EDUCATIVA DE COLOMBIA - EFORSALUD	1.68%	92.65%	7.35%
UNIORIENTE	1.53%	96.77%	3.23%

Nombre Entidad	% Participación	Default60	
		0	1
UNIVERSIDAD NACIONAL A DISTANCIA - UNAD	1.38%	100.00%	0.00%
CONGREGACION MARIANA - CEFORTEC	1.34%	98.15%	1.85%
CORPOCIDES	1.31%	98.11%	1.89%
INSTITUTO TÉCNICO DE SOLEDAD ATLANTICO	1.16%	97.87%	2.13%
UNIVERSIDAD POPULAR DEL CESAR	1.14%	97.83%	2.17%
UNIVERSIDAD COOPERATIVA DE COLOMBIA SECCIONAL BUCARAMANGA	1.06%	93.02%	6.98%
UNIVERSIDAD COOPERATIVA DE COLOMBIA SECCIONAL BARRANCABERMEJA	0.89%	97.22%	2.78%
CORPORACION INTERAMERICANA - CORPOCIDES	0.77%	96.77%	3.23%
CORPORACION UNIVERSITARIA REMINGTON	0.74%	100.00%	0.00%
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA MANUELA BELTRÁN	0.74%	90.00%	10.00%
UNIVERSIDAD DE BOYACA	0.69%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD JUAN DE CASTELLANOS	0.64%	100.00%	0.00%
UNISANGIL	0.52%	95.24%	4.76%
UNIVERSIDAD LIBRE SECCIONAL SOCORRO	0.42%	100.00%	0.00%
UNIVERSITARIA DE INVESTIGACION Y DESARROLLO UDI	0.40%	87.50%	12.50%
UNIVERSIDAD ANTONIO NARIÑO	0.35%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD DEL NORTE	0.32%	92.31%	7.69%
UNIVERSIDAD POPULAR DEL CESAR SECCIONAL AGUACHICA	0.32%	92.31%	7.69%

Tabla 19. Tabla de Contingencia variable Entidad Educativa

Nombre Entidad	% Participación	Default60	
		0	1
UNIVERSIDAD ANTONIO NARIÑO SECCIONAL BUCARAMANGA	0.22%	88.89%	11.11%
CORPORSALUD	0.20%	100.00%	0.00%
TECNOLOGICA FITEC	0.20%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD EXTERNADO DE COLOMBIA	0.20%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER SECCIONAL BARBOSA	0.20%	100.00%	0.00%
FUNDACION UNIVERSITARIA DEL AREA ANDINA	0.17%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD LIBRE DE COLOMBIA	0.17%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD SIMON BOLIVAR BQUILLA	0.17%	100.00%	0.00%
COLEGIO DEL SAGRADO CORAZON DE JESUS	0.15%	83.33%	16.67%

Nombre Entidad	% Participación	Default60	
		0	1
UNIVERSIDAD NACIONAL ABIERTA Y A DISTANCIA	0.15%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD DE LA SABANA	0.12%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD FUNDACION UNIVERSITARIA SAN MARTIN	0.12%	100.00%	0.00%
INSTITUTO SUPERIOR DE EDUCACION RURAL	0.10%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD CATOLICA DEL NORTE	0.10%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD DE PAMPLONA (MONQUIRA)	0.10%	75.00%	25.00%
UNIVERSIDAD EAFIT	0.10%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD MILITAR NUEVA GRANADA	0.10%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD SANTO TOMAS A DISTANCIA	0.10%	100.00%	0.00%
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA DE BOYACA	0.07%	100.00%	0.00%
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA SAN MARTÍN	0.07%	100.00%	0.00%
INSEDI	0.07%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD CATOLICA DE COLOMBIA	0.07%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER SECCIONAL BARRANCABERMEJA	0.07%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER SECCIONAL SOCORRO	0.07%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD METROPOLITANA	0.07%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD SANTIAGO DE CALI	0.07%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD SANTO TOMAS BOGOTA	0.07%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD SERGIO ARBOLEDA	0.07%	100.00%	0.00%
CORPORACION UNIVERSITARIA LATINOAMERICANA CUL	0.05%	100.00%	0.00%
ESCUELA NORMAL NACIONAL SUPERIOR -	0.05%	100.00%	0.00%
ESCUELA SUPERIOR DE ADMINISTRACION PUBLICA - ESAP	0.05%	100.00%	0.00%
PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA	0.05%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD CENTRAL	0.05%	100.00%	0.00%

Tabla 19. Tabla de Contingencia variable Entidad Educativa

Nombre Entidad	% Participación	Default60	
		0	1
UNIVERSIDAD DE BOGOTA 'JORGE TADEO LOZANO'	0.05%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD DE INVESTIGACION Y DESARROLLO SEDE BARRANCABERMEJA	0.05%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD DE LA SALLE	0.05%	100.00%	0.00%

Nombre Entidad	% Participación	Default60	
		0	1
UNIVERSIDAD DE LOS ANDES	0.05%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD DEL ROSARIO	0.05%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD INCCA DE COLOMBIA	0.05%	50.00%	50.00%
UNIVERSIDAD LA GRAN COLOMBIA	0.05%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD LIBRE SECCIONAL BARRANQUILLA	0.05%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD PEDAGÓGICA NACIONAL	0.05%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD PILOTO DE COLOMBIA	0.05%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD PONTIFICIA JAVERIANA	0.05%	100.00%	0.00%
COLEGIO JUAN CRISTOBAL MARTINEZ	0.03%	0.00%	100.00%
COLEGIO LA SALLE	0.03%	100.00%	0.00%
CONSERVATORIO DEL TOLIMA	0.03%	100.00%	0.00%
CORPORACIÓN UNIVERSITARIA DE LA COSTA (UNICOSTA)	0.03%	100.00%	0.00%
CORPORACION UNIVERSITARIA DEL CARIBE	0.03%	100.00%	0.00%
CORSAN	0.03%	100.00%	0.00%
FUNDACIÓN ESCUELA SUPERIOR PROFESIONAL INPAHU	0.03%	0.00%	100.00%
HARVARD	0.03%	100.00%	0.00%
NUESTRA SEÑORA DEL TRANSITO - GIMNASIO FEMENINO MANUELA BELTRAN	0.03%	100.00%	0.00%
POLITECNICO GRANCOLOMBIANO - INSTITUCIÓN UNIVERSITARIA	0.03%	100.00%	0.00%
UNIV.NACIONAL ABIERTA Y A DISTANCIA SECC. VELEZ	0.03%	100.00%	0.00%
UNIV.NACIONAL ABIERTA Y A DISTANCIA SECC.VALLEDU	0.03%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD AUTONOMA DE COLOMBIA	0.03%	0.00%	100.00%
UNIVERSIDAD AUTONOMA DE OCCIDENTE	0.03%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD DEL ATLÁNTICO	0.03%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD DEL MAGDALENA	0.03%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD FRANCISCO DE PAULA SANTANDER	0.03%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER SECCIONAL MALAGA	0.03%	100.00%	0.00%
UNIVERSIDAD LOS LIBERTADORES	0.03%	100.00%	0.00%
<b>Total</b>	<b>100%</b>	<b>96.79%</b>	<b>3.21%</b>

En la tabla 19 se puede evidenciar que la institución educativa de mayor participación en cuanto a créditos es las Unidades Tecnológicas de Santander con

el 17.5% de las operaciones; seguida por la Universidad de Santander y la Universidad de Investigación y Desarrollo con 6.9% y 6.7%, respectivamente. Lo anterior permite afirmar que no existe una concentración importante de los créditos sobre una institución específica.

## **4.2 ANÁLISIS DISCRIMINANTE**

La segunda parte de éste capítulo se dedicara a realizar análisis discriminante utilizando el software estadístico PASW Statistics 18 bajo la metodología inclusión por pasos, con el objeto de tener una idea de las variables que permiten discriminar la base datos entre asociados con buen y mal hábito de pago.

### **BASE DE DATOS**

La base de datos a la que se le realizará el análisis discriminante está comprendida por 4.175 operaciones de crédito de diferentes solicitantes y por las 12 variables, cualitativas y cuantitativas, recolectadas en las solicitudes de crédito, es decir, sin tener en cuenta la información de las centrales de crédito ya que como se menciona en el inicio del trabajo la idea es ajustar un scoring de crédito para personas sin experiencia.

### **DESARROLLO DEL ANÁLISIS**

Para el análisis se evaluaron los 4045 casos presentes en la base de datos.

Tabla 20. Variables Significativas en el Análisis Discriminante

Paso	Introducidas	Lambda de Wilks							
		Estadístico	gl1	gl2	gl3	F exacta			
						Estadístico	gl1	gl2	Sig.
1	CONTADOR	,912	1	1	4043,000	390,210	1	4043,000	,000
2	CODNIVEL	,909	2	1	4043,000	201,964	2	4042,000	,000
3	CODNOMBR EU	,907	3	1	4043,000	138,414	3	4041,000	,000
4	MESDES	,905	4	1	4043,000	105,457	4	4040,000	,000
5	VALOR_ CREDITO	,904	5	1	4043,000	86,049	5	4039,000	,000
6	VALOR_ CUOTA	,900	6	1	4043,000	74,770	6	4038,000	,000

Después de realizado en análisis discriminante por pasos se observa en la tabla 20 que fueron 6 las variables que resultaron con poder discriminante significativo fueron CONTADOR, que corresponde al plazo del crédito, CODNIVEL que hace referencia al nivel educativo al que ingresa el estudiante, MESDES que corresponde al mes de desembolso de la operación, VALOR DEL CRÉDITO y el VALOR DE LA CUOTA.

De esta manera se observa que las variables descartadas fueron la ocupación del solicitante del crédito, tipo de entidad educativa en la que se encuentra el estudiante, estado civil, carrera, genero, tipo de vivienda del solicitante, región donde se encuentra ubicada la agencia, estrato, ingresos y egresos totales del solicitante del crédito.

Tabla 21. Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas.

	Función
	1
CODNIVEL	,167
CODNOMBREU	-,140
CONTADOR	1,105
MESDES	,144
VALOR_CREDITO	-,297
VALOR_CUOTA	,248

En la tabla 21 se observan los coeficientes estandarizados para la función discriminante y se utiliza para determinar el peso que tiene cada variable en la función discriminante. Se evidencia que la variable de mayor peso al momento de discriminar es CONTADOR, que hace referencia al plazo, seguida por VALOR\_CREDITO, VALOR\_CUOTA, CODNIVEL, que indica el nivel educativo al que ingresa el estudiante, MESDES, que indica el mes de desembolso de la operación, y CODNOMBREU, que hace referencia a la entidad educativa a la que pertenece el estudiante.

Se evidencia que las variables VALOR\_CUOTA, CONTADOR, MESDES, y CODNIVEL y la puntuación discriminante tienen comportamiento directamente proporcional, es decir, que a medida que los valores de estas variables aumentan las puntuaciones discriminantes tendrán ese mismo comportamiento. Lo contrario sucede con las variables CODNOMBREU y VALOR\_CREDITO.

Tabla 22. Resultado de la Clasificación Utilizando la función Discriminante

Resultados de la clasificación						
		DEFAULT60		Grupo de pertenencia pronosticado		Total
				0	1	
Original	Recuento	Dimensión 2	0	3578	337	3915
			1	50	80	130
	%	Dimensión 2	0	91,4	8,6	100,0
			1	38,5	61,5	100,0

En la tabla 22 se puede observar el resumen de los resultados de la clasificación utilizando la función discriminante. Se evidencia que el 90.4% de los elementos de la base fueron clasificados correctamente; en el caso de las operaciones que no presentaron default fueron clasificadas correctamente el 91.4% y para las que presentaron default se observó una tasa correcta de clasificación de 61.5%, siendo éste último valor un poco bajo. Por este motivo se puede afirmar que la función discriminante clasifica muy bien para los créditos buenos y regular para los que pagan mal.

### 4.3 AJUSTE DEL MODELO LINEAL GENERALIZADO.

La tercera parte del capítulo se centra en el desarrollo de diferentes modelos utilizando la metodología de modelos lineales generalizados con distribución binomial, debido a que la variable dependiente sigue esta distribución, y cuya función enlace es logit, ya que los valores esperados de la variable respuesta serán probabilidades de incumplimiento entre 0 y 1.

Para las variables categóricas que tengan muchas subdivisiones como por ejemplo Estrato (debido a que en la base existe estrato 1, estrato 2, estrato 3, estrato 4, estrato 5 y estrato 6) se realizará categorización de las mismas utilizando la información registrada en el anexo 1, de manera que los elementos de cada nueva categoría sean lo más homogéneos posible en términos de la probabilidad de impago de cada uno. De esta manera se agruparán las categorías de cada variable según la proporción de créditos en incumplimiento.

Tabla 23. Categorización de Variables

Variable Original	N° Categorías	Variable Categorizada	N° Categorías
MESDES	12	CATEMESDES	3
CODNIVEL	21	CATENIVEL	4
CODNOMBREU	102	CATENOMBREU	4
CODOCUPA	17	CATEOCUPA	4
CODESTCIV	6	CATESTCIV	3
ESTRATO	6	CATESTRATO	3
CODZONA	8	CATEZONA	3
CODTIPOENT	4	CATETIPENT	3
CODTIPVIV	3	CATETIPVIV	2

En la tabla 23 se observan las variables originales y las resultantes después de la categorización. Por ejemplo, la variable MESDES pasó de tener 12 categorías a 3, la variable CODNIVEL pasó de 21 a 4, CODNOMBREU originalmente tenía 102 categorías y después de la categorización registro 4, la variable CODOCUPA

registraba 17 categorías y después de la categorización se evidenciaron 4 categorías. Así, se pueden observar las nuevas categorías para todas las variables categóricas de la base de datos.

En el primer modelo se emplearon las variables que resultaron significativas en el análisis discriminante. Seguido a esto, se propondrán otros modelos para finalmente compararlos utilizando el criterio de información de Akaike.

#### 4.3.1 Modelo 1. Diseño de scoring utilizando las variables de la función discriminante

Tabla 24. Contrastes de los efectos del modelo

Origen	Tipo III		
	Chi-cuadrado de Wald	gl	Sig.
<b>CATEMESES</b>	<b>1.135</b>	<b>3</b>	<b>.769</b>
CATENIVEL	9.115	3	.028
CATENOMBREU	22.904	3	.000
TRANSVALORCREDITO	84.399	1	.000
TRANSVALORCUOTA	108.795	1	.000
CONTADOR	167.545	1	.000

En la tabla 24 se pueden observar los contrastes de los efectos del modelo, mediante la prueba Chi cuadrado de Wald, permitiendo contrastar la significancia individual de cada una de las variables presentes en el modelo. Se evidencia que la variable CATEMESEDES no resulta ser significativa a un nivel de significancia del 5%.

Tabla 25. Estimaciones de los parámetros para el modelo 1

Parámetro	B	Típ. Error	Wald 95%		Contraste de hipótesis		
			Inferior	Superior	Chi-cuadrado de Wald	gl	Sig.
[CATEMESES=1,00]	,433	1,0885	-1,701	2,566	,158	1	,691
[CATEMESES=2,00]	,717	1,0522	-1,346	2,779	,464	1	,496
[CATEMESES=3,00]	,675	1,0646	-1,412	2,762	,402	1	,526
[CATEMESES=4,00]	0	.	.	.	.	.	.
[CATENIVEL=1,00]	-2,106	,9410	-3,951	-,262	5,010	1	,025
[CATENIVEL=2,00]	-1,117	,8501	-2,783	,549	1,727	1	,189
[CATENIVEL=3,00]	-,886	,8800	-2,611	,839	1,014	1	,314
[CATENIVEL=4,00]	0	.	.	.	.	.	.
[CATENOMBREU=1,00]	-,616	,3579	-1,318	,085	2,967	1	,085
[CATENOMBREU=2,00]	-1,191	,2815	-1,743	-,639	17,897	1	,000
[CATENOMBREU=3,00]	-1,059	,2882	-1,624	-,494	13,495	1	,000
[CATENOMBREU=4,00]	0	.	.	.	.	.	.
TRANSVALORCREDITO	3,477	,3785	2,735	4,219	84,399	1	,000
TRANSVALORCUOTA	-3,396	,3256	-4,034	-2,758	108,795	1	,000
CONTADOR	-,553	,0427	-,637	-,469	167,545	1	,000
(Escala)	1						

En la tabla 25 se observan los valores estimados para cada una de las variables y sus respectivas clasificaciones. Se evidencia que ninguna de las categorías de la variable CATEMESEDES es significativa, reafirmando lo dicho en los contrastes de los efectos, es decir que la variable no es significativa.

Por otra parte, se puede evidenciar que las variables que tienen mayor peso al momento de establecer la probabilidad de incumplimiento son el valor de la cuota y el valor del crédito y que a su vez, éstas tienen efectos inversos ya que a medida que se observan incrementos en el valor del crédito, la probabilidad de incumplimiento disminuye; y lo contrario se observa con el valor de la cuota ya que un aumento en ésta aumenta la probabilidad de incumplimiento. Este análisis tiene mucho sentido debido a que una cuota mensual alta implica disminución en la capacidad de pago y por consiguiente aumenta la probabilidad de que el deudor incumpla con su obligación.

También se puede observar que el plazo incrementa la probabilidad de incumplimiento, ya que entre mayor es el lapso de tiempo seleccionado para cancelar la deuda, el solicitante se expone mas a que factores económicos afecten su capacidad de pago.

**4.3.2 Modelo 2. Diseño de modelo scoring excluyendo la variable CATEMESDES.** En la tabla 24 se que las variables utilizadas en el modelo 2 fueron: CONTADOR, VALOR DE LA CUOTA, VALOR DEL CREDITO, CATENOMBREU y CATENIVEL.

Tabla 26. Contrastes de los efectos del modelo 2

Origen	Tipo III		
	Chi-cuadrado de Wald	gl	Sig.
CATENIVEL	9,682	3	,021
CATENOMBREU	23,028	3	,000
TRANSVALORCREDITO	83,707	1	,000
TRANSVALORCUOTA	108,121	1	,000
CONTADOR	177,891	1	,000

En la tabla 26 se evidencian los contrastes de los efectos del modelo. Se evidencia que todas las variables incluidas en el Modelo 2 son significativas dado un nivel de significancia del 5%.

En la tabla 27 se observan los valores estimados para cada una de las variables y sus respectivas clasificaciones.

Al igual que en el Modelo 1, las variables con mayor coeficiente estimado son valor de crédito y valor de la cuota; también se observa que la variable VALORCUOTA aumenta la probabilidad de incumplimiento. También se evidencia que la variable CONTADOR y la probabilidad de incumplimiento están

correlacionadas ya que a medida que aumentan los valores de CONTADOR la variable respuesta presenta el mismo comportamiento.

Tabla 27. Estimaciones de los parámetros del modelo 2

Estimaciones de los parámetros							
Parámetro	B	Típ. Error	Wald 95%		Contraste de hipótesis		
			Inferior	Superior	Chi-cuadrado de Wald	gl	Sig.
[CATENIVEL=1,00]	-2,165	,9403	-4,008	-,322	5,302	1	,021
[CATENIVEL=2,00]	-1,163	,8506	-2,830	,504	1,869	1	,172
[CATENIVEL=3,00]	-,918	,8810	-2,644	,809	1,085	1	,298
[CATENIVEL=4,00]	0	.	.	.	.	.	.
[CATENOMBREU=1,00]	-,579	,3558	-1,276	,119	2,646	1	,104
[CATENOMBREU=2,00]	-1,195	,2814	-1,746	-,643	18,024	1	,000
[CATENOMBREU=3,00]	-1,055	,2879	-1,619	-,490	13,418	1	,000
[CATENOMBREU=4,00]	0	.	.	.	.	.	.
TRANSVALORCREDITO	3,448	,3769	2,710	4,187	83,707	1	,000
TRANSVALORCUOTA	-3,373	,3244	-4,009	-2,737	108,121	1	,000
CONTADOR	-,554	,0415	-,635	-,472	177,891	1	,000
(Escala)	1						

Un aspecto que llama la atención es que la variable CATENIVEL es significativa a un nivel de significancia del 5% solo en la categoría 1, compuesto por los estudiantes de octavo grado, undécimo grado y décimo semestre; en las siguientes sus p valores son mayores al 5%.

#### 4.3.3 Modelo 3. Diseño de scoring utilizando todas las variables presentes en la base de datos

Tabla 28. Contrastes de los efectos del modelo 3

Origen	Tipo III		
	Chi-cuadrado de Wald	gl	Sig.
<b>CATEMESES</b>	<b>,527</b>	<b>3</b>	<b>,913</b>
<b>CATENIVEL</b>	<b>6,003</b>	<b>3</b>	<b>,111</b>
CATENOMBREU	20,990	3	,000
<b>CATEOCUPA</b>	<b>3,428</b>	<b>3</b>	<b>,330</b>
<b>CATESTCIV</b>	<b>1,629</b>	<b>1</b>	<b>,202</b>
<b>CATESTRATO</b>	<b>2,135</b>	<b>2</b>	<b>,344</b>

Origen	Tipo III		
	Chi-cuadrado de Wald	gl	Sig.
CATETIPENT	,405	2	,817
CATETIPVIV	3,960	1	,047
CATEZONA	14,755	2	,001
TRANSVALORCREDITO	88,332	1	,000
TRANSVALORCUOTA	110,245	1	,000
CONTADOR	159,204	1	,000

En la tabla 28 se observan los contrastes de los efectos del modelo mediante la prueba Chi cuadrado de Wald, permitiendo contrastar la significancia individual de cada una de las variables presentes en el modelo. Se evidencia que las variables CATEMESDES, CATENIVEL, CATEOCUPA, CATESTCIV, CATESTRATO, CATETIPENT no resultan ser significativas dado un nivel de significancia del 5%.

Lo anterior permite intuir que el modelo puede ser mejor ya que incluye variables que según el modelo lineal generalizado, existe presencia de variables no explican de manera significativa el comportamiento de los deudores de la línea financiación de estudios.

Tabla 29. Estimación de los parámetros del modelo 3

Parámetro	B	Tip. Error	Wald 95%		Contraste de hipótesis		
			Inferior	Superior	Chi-cuadrado de Wald	gl	Sig.
[CATETIPVIV=1,00]	,571	,2993	-,015	1,158	3,641	1	,056
[CATETIPVIV=2,00]	0	.	.	.	.	.	.
[CATENOMBREU=1,00]	-,440	,4252	-1,273	,393	1,071	1	,301
[CATENOMBREU=2,00]	-1,202	,2998	-1,790	-,614	16,073	1	,000
[CATENOMBREU=3,00]	-1,110	,3298	-1,756	-,463	11,323	1	,001
[CATENOMBREU=4,00]	0	.	.	.	.	.	.
[CATEMESES=1,00]	,201	1,1104	-1,975	2,378	,033	1	,856
[CATEMESES=2,00]	,423	1,0721	-1,678	2,524	,156	1	,693
[CATEMESES=3,00]	,377	1,0862	-1,752	2,506	,121	1	,728
[CATEMESES=4,00]	0	.	.	.	.	.	.
[CATENIVEL=1,00]	-1,740	,9581	-3,617	,138	3,297	1	,069
[CATENIVEL=2,00]	-,796	,8709	-2,503	,910	,836	1	,360
[CATENIVEL=3,00]	-,627	,8982	-2,388	1,133	,488	1	,485
[CATENIVEL=4,00]	0	.	.	.	.	.	.
[CATEOCUPA=1,00]	17,825	22759,0162	-44589,027	44624,677	,000	1	,999
[CATEOCUPA=2,00]	-,043	,3832	-,794	,708	,013	1	,911
[CATEOCUPA=3,00]	,390	,2482	-,096	,876	2,469	1	,116
[CATEOCUPA=4,00]	0	.	.	.	.	.	.
[CATESTCIV=1,00]	-,344	,2814	-,895	,208	1,492	1	,222
[CATESTCIV=2,00]	0	.	.	.	.	.	.
[CATESTRATO=1,00]	-,631	,6107	-1,828	,566	1,067	1	,302
[CATESTRATO=2,00]	-,262	,2149	-,684	,159	1,490	1	,222
[CATESTRATO=3,00]	0	.	.	.	.	.	.
[CATETIPENT=1,00]	-,537	,8721	-2,246	1,173	,379	1	,538
[CATETIPENT=2,00]	,015	,3360	-,643	,674	,002	1	,964
[CATETIPENT=3,00]	0	.	.	.	.	.	.
[CATEZONA=1,00]	-1,604	,4404	-2,467	-,741	13,266	1	,000
[CATEZONA=2,00]	-,810	,3021	-1,402	-,218	7,189	1	,007
[CATEZONA=3,00]	0	.	.	.	.	.	.
TRANSVALORCREDITO	3,900	,4151	3,087	4,714	88,305	1	,000
TRANSVALORCUOTA	-3,769	,3597	-4,474	-3,064	109,824	1	,000
CONTADOR	-,590	,0468	-,682	-,498	159,141	1	,000
EDAD	-,001	,0112	-,023	,021	,008	1	,927
(Escala)	1	.	.	.	.	.	.

En la tabla 29 se observan los coeficientes estimados y los p valor para cada una de las variables y sus correspondientes categorías. También se evidencia que la variable que mayor peso tiene dentro de la función es CATEOCUPA1, aunque no resulta significativa, seguida del valor del crédito y el valor de la cuota.

En cuanto a la variable EDAD se observa que a medida que el solicitante es mayor, la probabilidad de incumplimiento se incrementa, pero ésta variable

presenta el mismo problema de CATEOCUPA1 ya que no es significativa: Lo mismo se evidencia para las categorías de la variable CATETIPVIV ya que no resulta significativa en sus categorías.

**4.3.4 Modelo 4. Se utilizarán solo las variables que resultaron significativas en el modelo 3.** Las variables utilizadas en el desarrollo del modelo son CATENOMBREU, CATEZONA, TRANSVALORCREDITO, TRANSVALORCUOTA, CONTADOR.

Tabla 30. Contrastes de los efectos del modelo 4

Origen	Tipo III		
	Chi-cuadrado de Wald	gl	Sig.
CATENOMBREU	24,178	3	,000
CATEZONA	17,727	2	,000
TRANSVALORCREDITO	86,770	1	,000
TRANSVALORCUOTA	109,403	1	,000
CONTADOR	178,526	1	,000

En la tabla 30 de contraste de los efectos mediante la prueba Chi cuadrado de Wald, permitiendo contrastar la significancia individual de cada una de las variables presentes en el modelo. Se evidencia que todas las variables incluidas en el modelo 4 son significativas dado un nivel de significancia del 5%.

Tabla 31. Estimaciones de los parámetros del modelo 4.

Parámetro	B	Típ. Error	Wald 95%		Contraste de hipótesis		
			Inferior	Superior	Chi-cuadrado de Wald	gl	Sig.
[CATENOMBREU=1,00]	-,340	,3642	-1,054	,373	,874	1	,350
[CATENOMBREU=2,00]	-1,231	,2829	-1,786	-,677	18,933	1	,000
[CATENOMBREU=3,00]	-1,158	,3261	-1,797	-,519	12,617	1	,000
[CATENOMBREU=4,00]	0	.	.	.	.	.	.
[CATEZONA=1,00]	-1,669	,4308	-2,513	-,825	15,006	1	,000
[CATEZONA=2,00]	-,940	,2925	-1,513	-,367	10,324	1	,001
[CATEZONA=3,00]	0	.	.	.	.	.	.
TRANSVALORCREDITO	3,743	,4018	2,955	4,530	86,770	1	,000
TRANSVALORCUOTA	-3,610	,3452	-4,287	-2,934	109,403	1	,000
CONTADOR	-,587	,0439	-,673	-,501	178,526	1	,000
(Escala)	1						

En la tabla 31 se observan los valores estimados para cada una de las variables y sus respectivas clasificaciones. Se evidencia que la variable CATENOMBREU1 no es significativa, sin embargo, las demás categorías de ésta variable si lo son, por éste motivo se decide continuar con la variable en el ajuste del modelo.

Por otra parte, se puede evidenciar que las variables que tienen mayor peso al momento de establecer la probabilidad de incumplimiento son el Valor de la cuota y el Valor del crédito y que a su vez, éstas tienen efectos inversos ya que a medida que se observan incrementos en el Valor del crédito, la probabilidad de incumplimiento disminuye; y lo contrario se observa con el Valor de la cuota ya que un aumento en ésta aumenta la probabilidad de incumplimiento. Este análisis tiene mucho sentido debido a que una cuota mensual alta implica disminución en la capacidad de pago y por consiguiente aumenta la probabilidad de que el deudor incumpla con su obligación.

También se puede observar que el plazo (CONTADOR) incrementa la probabilidad de incumplimiento, ya que entre mayor es el lapso de tiempo seleccionado para cancelar la deuda, el solicitante se expone mas a que factores económicos afecten su capacidad de pago.

En cuanto a la variable CATEZONA se puede afirmar que las regiones geográficas de la categoría 3 (Norte de Santander, Centro, Sur y de Oriente Santander, Boyacá y Magdalena Medio) son las que menor probabilidad de incumplimiento tienen y, a medida que la categoría disminuye, la probabilidad de incumplimiento tiende a incrementarse.

**4.3.5 Comparación de los Modelos.** En la tabla 32 se registran las variables introducidas y que resultaron significativas para cada uno de los modelos propuestos y a su vez se comparan utilizando el criterio de información de Akaike, que como se menciona en el capítulo II, es un índice que evalúa tanto el ajuste

del modelo a los datos como la complejidad del modelo. Cuanto más pequeño es el AIC mejor es el ajuste.

Tabla 32. Comparación Modelos Propuestos

VARIABLES	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3		Modelo 4	
	Incluidas	Significativas	Incluidas	Significativas	Incluidas	Significativas	Incluidas	Significativas
CATEMESDES	√				√			
CONTADOR	√	√	√	√	√	√	√	√
CATENIVEL	√	√	√	√	√			
CATENOMBREU	√	√	√	√	√	√	√	√
VALOR CREDITO	√	√	√	√	√	√	√	√
VALOR CUOTA	√	√	√	√	√	√	√	√
CATESTCIV					√			
CATEOCUPA					√			
CATESTRATO					√			
CATETIPENT					√			
CATETIPVIV					√			
CATEZONA					√	√	√	√
<b>BONDAD DE AJUSTE</b>								
Criterio de Información de Akaike (AIC)	784,465		779,510		807,559		<b>760,746</b>	

En la tabla 32 se puede observar que las variables que siempre estuvieron presentes en el ajuste de los cuatro modelos fueron: Valor de Crédito, Valor de Cuota, CONTADOR y CATENOMBREU. También se evidencio que en los primeros dos modelos la variable que acompaña a las descritas anteriormente fue CATENIVE, mientras que en los siguientes la variable fue CATEZONA.

Finalmente, se observa que el modelo con menor criterio de información de Akaike es el **Modelo 4**, permitiendo afirmar que éste es el que mejor ajuste tiene.

**4.3.6 Ecuación Del Modelo.** Con la información obtenida en la tabla se realiza la construcción de la ecuación del modelo.

$$\begin{aligned}
 Z = & -0.587 * CONTADOR + 3.743 * TRANSVALORCREDITO - 3.610 \\
 & * TRANSVALORCUOTA - 1.669 * CATEZONA 1 - 0.94 * CATEZONA 2 \\
 & - 0.340 * CATENOMBREU 1 - 1.231 * CATENOMBREU 2 - 1.158 \\
 & * CATENOMBREU 3
 \end{aligned}$$

Donde

$$\text{Probabilidad de Incumplimiento} = \frac{e^z}{1 + e^z}$$

Es importante aclarar que en la ecuación del modelo no aparecen las categorías CATEZONA3 ni CATENOMBREU4 debido a que éstas son las de referencia para cada una de sus respectivas variables.

**4.3.7 Resultados Del Modelo.** Después de correr el modelo resultante a la base de datos de la línea financiación de estudios se evidencio que los asociados con buen hábito de pago tienen probabilidad de incumplimiento promedio de 0.0477, mientras que los de mal hábito de pago presentan en promedio probabilidad de incumplimiento de 0.3622, registrando estos últimos gran dispersión en los datos, ya que la desviación típica resultante para los que registraron default es de 0.32077. (Tabla)

En la tabla 33 se evidencia que los el 90% de los asociados con buen habito de pago presentaron probabilidades inferiores a 0.0874, mientras que aproximadamente el 70% de los asociados que presentaron default registraron probabilidades mayores a ésta.

Tabla 33. Distribución de Frecuencias de probabilidades de incumplimiento segmentado por hábito de pago

Default= 0	<b>N</b>	<b>Válidos</b>	<b>3915</b>	
		<b>Perdidos</b>	<b>0</b>	
	Media	4.773%		
	Desv. Típica	8.431%		
	Percentiles	10	0.744%	
		20	1.058%	
		30	1.580%	
40		2.373%		

Default = 1	<b>N</b>	<b>Válidos</b>	<b>130</b>	
		<b>Perdidos</b>	<b>0</b>	
	Media	36.220%		
	Desv. Típica	32.077%		
	Percentiles	10	2.629%	
		20	4.744%	
		30	9.950%	
40		16.788%		

Default f=0	N	Válidos	3915
		Perdidos	0
	50	2.615%	
	60	2.736%	
	70	3.283%	
	80	4.840%	
	90	8.742%	

Default f=1	N	Válidos	130
		Perdidos	0
	50	27.683%	
	60	38.769%	
	70	51.280%	
	80	70.437%	
	90	90.482%	

**4.3.8 Ejemplos Sobre Uso Del Modelo.** Para explicar el funcionamiento del Modelo se realizan los siguientes ejemplos para 2 estudiantes de diferentes características.

**Estudiante 1.** Crédito solicitado en la agencia nororiental de barranca, cuyo monto es de 620.000, plazo de 7 meses y el valor a pagar mensualmente es de 110.004. También se sabe que el estudiante pertenece al instituto universitario de la paz.

Tabla 34. Variables Estudiante 1

AGENCIA	NOMBRE ENTIDAD EDUCATIVA	VALOR_CREDITO	VALOR_CUOTA	PLAZO Meses
Barranca (Nororiental)	INSTITUTO UNIVERSITARIO DE LA PAZ - UNIPAZ	620,000	110,004	7

Dada la categorización de las variables y los coeficientes para cada una de las categorías de la tabla 31, se observa que la agencia pertenece a la categoría 3 de la variable CATEZONA, lo que otorga un coeficiente para ésta primera variable de 0.

El Instituto Universitario de la Paz pertenece a la categoría 4, es decir, categoría de referencia, lo que otorga un coeficiente de 0 en la variable CATENOMBREU.

Las variables Valor de crédito, Valor de la cuota y plazo se multiplican por sus respectivos coeficientes, 3.743, -3.610 y -0.587 respectivamente.

La suma de los valores de cada una de las variables constituye el valor de z, que posteriormente se reemplazará en la fórmula de la probabilidad de incumplimiento. Finalmente, para el estudiante 1 se obtiene una probabilidad de incumplimiento de 0.0198.

**Estudiante 2.** El segundo estudiante solicita crédito en la agencia de cabecera, pertenece a la Universidad Santo Tomás, el valor del crédito es de 5´892.586, con plazo de 7 meses y valor cuota mensual de 1´040.349.

Tabla 35. Variables Estudiante 2

AGENCIA	NOMBRE ENTIDAD EDUCATIVA	VALOR_CREDITO	VALOR_CUOTA	PLAZO Meses
Cabecera (Bucaramanga)	UNIVERSIDAD SANTO TOMAS	5,892,586	1,040,349	7

La agencia de Cabecera pertenece a la categoría 2 de la variable CATEZONA, lo que otorga un coeficiente de -0.9398.

La universidad Santo Tomás pertenece a la categoría 4 de la variable CATENOMBREU, por ser la de referencia toma el valor de 0. Las variables Valor de crédito, Valor de la cuota y plazo se multiplican por sus respectivos coeficientes, 3.743, -3.610 y -0.587 respectivamente.

La suma de los valores de cada una de las variables constituye el valor de z, que posteriormente se reemplazará en la fórmula de la probabilidad de incumplimiento. Finalmente, para el estudiante 1 se obtiene una probabilidad de incumplimiento de 0.0371.

### 4.3.9 Establecimiento Rangos De Otorgamiento

Tabla 36. Distribución de Probabilidades Para Establecer Rangos de Otorgamiento

SCORE DISTRIBUTION								
RANGO PI	BUENOS	% PART. ACUM.	% BUENOS	MALOS	% PART. ACUM.	% MALOS	TOTAL	% TOTAL
[0% - 2%]	1,305	33.3%	99.32%	9	6.9%	0.68%	<b>1,314</b>	32.48%
(2% - 4%]	1,622	74.8%	99.20%	13	16.9%	0.80%	<b>1,635</b>	72.90%
(4% - 6%]	307	82.6%	97.77%	7	22.3%	2.23%	<b>314</b>	80.67%
(6% - 8%]	198	87.7%	97.54%	5	26.2%	2.46%	<b>203</b>	85.69%
(8% - 10%]	134	91.1%	96.40%	5	30.0%	3.60%	<b>139</b>	89.12%
(10% - 12%]	35	92.0%	85.37%	6	34.6%	14.63%	<b>41</b>	90.14%
(12% - 14%]	73	93.8%	94.81%	4	37.7%	5.19%	<b>77</b>	92.04%
(14% - 16%]	44	95.0%	97.78%	1	38.5%	2.22%	<b>45</b>	93.15%
(16% - 18%]	17	95.4%	85.00%	3	40.8%	15.00%	<b>20</b>	93.65%
(18% - 20%]	4	95.5%	50.00%	4	43.8%	50.00%	<b>8</b>	93.84%
(20% - 24%]	55	96.9%	93.22%	4	46.9%	6.78%	<b>59</b>	95.30%
(24% - 26%]	6	97.1%	75.00%	2	48.5%	25.00%	<b>8</b>	95.50%
(26% - 28%]	3	97.1%	50.00%	3	50.8%	50.00%	<b>6</b>	95.65%
> 28	112	<b>100.0%</b>	63.64%	64	<b>100.0%</b>	36.36%	<b>176</b>	<b>100.00%</b>
<b>Total general</b>	<b>3,915</b>		<b>96.79%</b>	<b>130</b>		<b>3.21%</b>	<b>4,045</b>	

En la tabla 36 se puede observar el comportamiento de las probabilidades de incumplimiento de las operaciones crediticias bajo la línea financiación de estudios. Esta resulta de aplicar el Modelo 4 a todos los elementos de la base utilizada para ajustarlo.

Se decide establecer el límite máximo de probabilidad de incumplimiento para aprobar una operación de crédito en 8%, ya que éste valor cubija el 87.7% de las operaciones que no presentaron Incumplimiento o Default, y descartaría el 73.8% de las operaciones que si lo presentaron.

## CONCLUSIONES

La función obtenida al realizar el análisis discriminante clasifica muy bien para los créditos buenos y regular para los que pagan mal. Esta debilidad podría ser consecuencia de no utilizar otras variables que pueden aportar mejor potencia discriminante a la función, que son las presentes en las centrales de crédito, ya que el perfil objetivo de la línea financiación de estudios está centrado en personas sin experiencia crediticia.

Después del desarrollo de los diferentes modelos de scoring y teniendo en cuenta el criterio de información de Akaike, se evidenció que el modelo ajustado con las variables que resultaron significativas en la función discriminante no es el que mejor describe las variaciones de los datos.

El modelo seleccionado, llamado Modelo 4, tiene un buen rendimiento cuando de calcular la probabilidad de default de los asociados con buen hábito de pago se trata; pero con los de mal hábito de pago no sucede lo mismo ya que se observa gran dispersión en sus pronósticos.

Con el fin de obtener un modelo más preciso, se confirma la necesidad de introducir información de las variables de las centrales de riesgo ya que éstas contienen la información crediticia del solicitante de crédito, permitiendo tener una idea más clara del perfil de los asociados con mal hábito de pago.

La implementación del Scoring para la línea financiación de estudios, en la cooperativa financiera objeto del presente trabajo, implica avances importantes para el centro de crédito debido a que éstos proporcionan beneficios como disminución del tiempo de análisis de las operaciones, cuantificación del riesgo de crédito mediante una probabilidad de incumplimiento y aseguramiento de la objetividad al momento del análisis. Parte del éxito de los Scoring de

Otorgamiento es el continuo seguimiento y calibración de los mismos, debido a que a través del tiempo, los hábitos de pago y los factores socioeconómicos cambian.

Es importante aclarar que utilizar como herramienta de análisis los Scoring de Otorgamiento no implica la eliminación del análisis bajo el método experto, utilizado actualmente, ya que la idea es que las dos metodologías se complementen, logrando mejores resultados en los indicadores de calidad de la cartera para los créditos de la línea Financiación de Estudios.

## BIBLIOGRAFÍA

AKAIKE, H. "A new look at the statistical model identification". *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1974.

ALTMAN, E.I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the prediction of corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 1968.

BALZAROTTI, V y CASTELPOGGI, F. Modelos de puntuación crediticia: la falta de información y el uso de datos de una central de Riesgos. Banco central de la República Argentina, 2009.

Basel Committee on banking Supervision, "Studies on the validation of internal Rating systems". BCBS Publications N°14, 2005.

CANTÓN, S; RUBIO, J y BLASCO, D. Un modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II, 2010.

CAYUELA, L. Modelos lineales generalizados (GLM). Centro Andaluz de Medio Ambiente, Universidad de Granada, 2009.

DAVIS R.H; EDELMAN D y GAMMERMANN A. (1992). Machine-Learning Algorithms for Credit-Card Applications. *Journal of Management Mathematics*, 1992.

DIAZ, L. G. Estadística Multivariada: Inferencia y métodos. Universidad Nacional de Colombia, 2007.

GUTIERREZ, M. "Modelos de credit scoring: qué, cómo, cuándo y para qué", MPRA Paper, 2007.

HAMILTON, D y CANTOR, R. Adjusting Corporate Default Rates for Rating Withdrawals. *Journal of Credit Risk*, Vol. 3, No. 2, 2007.

Hand, D. J. Discrimination and Classification, *Biometrical Journal* vol. 27, 1981.

LARA RUBIO, J. La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas, Tesis Doctoral, Facultad de ciencias económicas y empresariales, Universidad de Granada, 2010.

MARQUÉS, E. Introducción al análisis Multivariante, primera parte, curso 2004.

ORGLER, Y. A credit Scoring Model for Commercial Loans. *Journal of Money, Credit and Banking*, 1971.

ORGLER, Y. (1971).Evaluation if Bank Consumer Loans with credit Scoring Models. *Journal of Bank Research*, 1971.

PEREZ, C. Técnicas de análisis multivariante de datos, Aplicaciones con SPSS. Editorial Prentice Hall. España, 2004.

RIPLEY, B. Neural Networks and Related Methods for Classification. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological)*, Vol 56, 1994.

SUPERINTENDENCIA FINANCIERA DE COLOMBIA. Circular básica y contable Capítulo II.

TORRES, G.. “El acuerdo de Basilea: Estado del arte del SARC en Colombia”, *Administer*,No. 6, pp.114-135, 2005.

WIGINTON, J. C. A Note on the Comparison of Logit and Discriminant Models of Consumer Credit Behavior. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 1980.

# **ANEXOS**

## ANEXO 1. RECATEGORIZACION DE VARIABLES

SEXO	DEFAULT60		Categoría
	0	1	
Masculino	96,58%	3,42%	1
Femenino	96,96%	3,04%	2
<b>Total</b>	<b>96,79%</b>	<b>3,21%</b>	

TIPVIV	DEFAULT60		Categoría
	0	1	
Alquiler	95,97%	4,03%	1
Familiar	95,99%	4,01%	
Propia	98,33%	1,67%	2
<b>Total</b>	<b>96,79%</b>	<b>3,21%</b>	

ESTADO CIVIL	DEFAULT60		Categoría
	0	1	
Soltero	95,52%	4,48%	1
Separado	96,74%	3,26%	
Unión Libre	96,85%	3,15%	
Casado	98,11%	1,89%	2
Viudo	99,07%	0,93%	
Divorciado	100,00%	0,00%	
<b>Total</b>	<b>96,79%</b>	<b>3,21%</b>	

ESTRATO	DEFAULT60		Categoría
	0	1	
5	93,33%	6,67%	1
6	96,30%	3,70%	2
3	96,53%	3,47%	
1	96,95%	3,05%	
2	97,13%	2,87%	3
4	97,18%	2,82%	
<b>Total</b>	<b>96,79%</b>	<b>3,21%</b>	

NIVEL EDUCATIVO	DEFAULT60		Categoría
	0	1	
Octavo Grado	33,33%	66,67%	1
Undécimo Grado	90,00%	10,00%	
10.Semestre	94,74%	5,26%	
1er.Semestre	95,36%	4,64%	2
Maestrías	96,15%	3,85%	
3er.Semestre	96,18%	3,82%	
Posgrados o Especializaciones	96,34%	3,66%	
9.Semestre	96,46%	3,54%	
7.Semestre	97,01%	2,99%	
8.Semestre	97,26%	2,74%	3
5.Semestre	97,44%	2,56%	
2o.Semestre	98,33%	1,67%	
4.Semestre	98,66%	1,34%	
6.Semestre	98,97%	1,03%	
Noveno Grado	100,00%	0,00%	4
Sexto Grado	100,00%	0,00%	
Séptimo Grado	100,00%	0,00%	
Décimo Grado	100,00%	0,00%	
Primero Primaria	100,00%	0,00%	
Quinto Primaria	100,00%	0,00%	
Tercero Primaria	100,00%	0,00%	
<b>Total</b>	<b>96,79%</b>	<b>3,21%</b>	

TIPO ENTIDAD EDUCATIVA	DEFAULT60		Categoría
	0	1	
Colegios	83,33%	16,67%	1
Entidades de Educación No Formal	91,18%	8,82%	2
Entidades de Educación Técnica o Tecnológica	92,08%	7,92%	
Universidades	97,44%	2,56%	3
<b>Total</b>	<b>96,79%</b>	<b>3,21%</b>	

ZONA	DEFAULT60		Categoría
	0	1	
Cundinamarca	92,02%	7,98%	1
Atlántico	95,51%	4,49%	2
Cesar	96,48%	3,52%	
Bucaramanga, Área Metropolitana Y Zonas Aledañas	96,73%	3,27%	
Norte de Santander	97,30%	2,70%	3
Centro, Sur Y Oriente Santandereano	97,40%	2,60%	
Boyacá	98,08%	1,92%	
Magdalena Medio	98,13%	1,87%	
<b>Total</b>	<b>96,79%</b>	<b>3,21%</b>	

OCUPACION	DEFAULT60		Categoría
	0	1	
Comisionista	91,12%	8,88%	1
Profesional En Ejercicio	95,56%	4,44%	2
Técnico	96,59%	3,41%	
Operario	96,92%	3,08%	3
Estudiante	97,01%	2,99%	
Pensionado	97,10%	2,90%	
Oficinista	97,70%	2,30%	
Docente	97,75%	2,25%	
Miembro Fuerza Publica	98,72%	1,28%	4
Independiente	100,00%	0,00%	
Directivo	100,00%	0,00%	
Transportador	100,00%	0,00%	
Ninguna	100,00%	0,00%	
Alto Directivo	100,00%	0,00%	
Ama De Casa	100,00%	0,00%	
Religioso	100,00%	0,00%	
Artista	100,00%	0,00%	
<b>Total</b>	<b>96,79%</b>	<b>3,21%</b>	

MESESEM	DEFAULT60		Categoría
	0	1	
11	90,00%	10,00%	1
9	90,24%	9,76%	
4	91,72%	8,28%	
3	93,04%	6,96%	2
5	94,85%	5,15%	
10	96,67%	3,33%	
8	96,75%	3,25%	
2	96,97%	3,03%	
7	97,01%	2,99%	3
12	97,47%	2,53%	
6	97,71%	2,29%	
1	98,91%	1,09%	
<b>Total</b>	<b>96,79%</b>	<b>3,21%</b>	

ENTIDAD EDUCATIVA	DEFAULT60		Categoría
	0	1	
COLEGIO JUAN CRISTOBAL MARTINEZ	0,000%	100,000%	1
FUNDACIÓN ESCUELA SUPERIOR PROFESIONAL INPAHU	0,000%	100,000%	
UNIVERSIDAD AUTONOMA DE COLOMBIA	0,000%	100,000%	
UNIVERSIDAD INCCA DE COLOMBIA	50,000%	50,000%	
UNIVERSIDAD DE PAMPLONA (MONQUIRA)	75,000%	25,000%	
MULTICOMPUTO - MULTITECH	83,186%	16,814%	
COLEGIO DEL SAGRADO CORAZON DE JESUS	83,333%	16,667%	
UNIVERSITARIA DE INVESTIGACION Y DESARROLLO UDI	87,500%	12,500%	
UNIVERSIDAD ANTONIO NARIÑO SECCIONAL BUCARAMANGA	88,889%	11,111%	
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA MANUELA BELTRÁN	90,000%	10,000%	
FUNDACION AUTONOMA DE SANTANDER	90,909%	9,091%	2
UNIVERSIDAD DEL NORTE	92,308%	7,692%	
UNIVERSIDAD POPULAR DEL CESAR SECCIONAL AGUACHICA	92,308%	7,692%	
CORPORACION EDUCATIVA DE COLOMBIA - EFORSALUD	92,647%	7,353%	
UNIVERSIDAD COOPERATIVA DE COLOMBIA SECCIONAL BUCARAMANGA	93,023%	6,977%	

ENTIDAD EDUCATIVA	DEFAULT60		Categoría
	0	1	
UNIVERSIDAD PEDAGOGICA Y TECNOLOGICA DE COLOMBIA - UPTC.	94,286%	5,714%	
ALIANZA PARA EL SABER UMB - ITAE	94,318%	5,682%	
UNISANGIL	95,238%	4,762%	
OTRA	95,313%	4,688%	
UNIVERSIDAD MANUELA BELTRAN	95,604%	4,396%	3
UNIVERSIDAD SANTO TOMAS SECCIONAL TUNJA	96,396%	3,604%	
UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA SECCIONAL BUCARAMANGA	96,512%	3,488%	
UNIVERSIDAD DE PAMPLONA	96,667%	3,333%	
UNIORIENTE	96,774%	3,226%	
CORPORACION INTERAMERICANA - CORPOCIDES	96,774%	3,226%	
UNIVERSIDAD DE SANTANDER UDES	97,163%	2,837%	4
UNIVERSIDAD AUTONOMA DEL CARIBE	97,222%	2,778%	
UNIVERSIDAD COOPERATIVA DE COLOMBIA SECCIONAL BARRANCABERMEJA	97,222%	2,778%	
CORPORACION UNIVESITARIA DE CIENCIA Y DESARROLLO UNICIENCIA	97,312%	2,688%	
UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER - UIS	97,386%	2,614%	
UNIVERSIDAD AUTONOMA DE BUCARAMANGA - UNAB	97,674%	2,326%	
UNIVERSIDAD POPULAR DEL CESAR	97,826%	2,174%	
INSTITUTO TÉCNICO DE SOLEDAD ATLANTICO	97,872%	2,128%	
CORPOCIDES	98,113%	1,887%	
CONGREGACION MARIANA - CEFORTEC	98,148%	1,852%	
UNIDADES TECNOLOGICAS DE SANTANDER	98,164%	1,836%	
UNIVERSIDAD COOPERATIVA DE COLOMBIA	98,795%	1,205%	
UNIVERSIDAD DE INVESTIGACION Y DESARROLLO UDI	98,893%	1,107%	
INSTITUTO UNIVERSITARIO DE LA PAZ - UNIPAZ	98,990%	1,010%	
UNIVERSIDAD SANTO TOMAS SECCIONAL BUCARAMANGA	99,398%	0,602%	
UNIVERSIDAD NACIONAL A DISTANCIA - UNAD	100,000%	0,000%	
CORPORACION UNIVERSITARIA REMINGTON	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD DE BOYACA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD JUAN DE CASTELLANOS	100,000%	0,000%	

ENTIDAD EDUCATIVA	DEFAULT60		Categoría
	0	1	
UNIVERSIDAD LIBRE SECCIONAL SOCORRO	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD ANTONIO NARIÑO	100,000%	0,000%	
CORPORSALUD	100,000%	0,000%	
TECNOLOGICA FITEC	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD EXTERNADO DE COLOMBIA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER SECCIONAL BARBOSA	100,000%	0,000%	
FUNDACION UNIVERSITARIA DEL AREA ANDINA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD LIBRE DE COLOMBIA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD SIMON BOLIVAR BQUILLA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD NACIONAL ABIERTA Y A DISTANCIA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD DE LA SABANA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD FUNDACION UNIVERSITARIA SAN MARTIN	100,000%	0,000%	
INSTITUTO SUPERIOR DE EDUCACION RURAL	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD CATOLICA DEL NORTE	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD EAFIT	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD MILITAR NUEVA GRANADA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD SANTO TOMAS A DISTANCIA	100,000%	0,000%	
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA DE BOYACA	100,000%	0,000%	
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA SAN MARTÍN	100,000%	0,000%	
INSEDI	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD CATOLICA DE COLOMBIA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER SECCIONAL BARRANCABERMEJA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER SECCIONAL SOCORRO	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD METROPOLITANA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD SANTIAGO DE CALI	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD SANTO TOMAS BOGOTA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD SERGIO ARBOLEDA	100,000%	0,000%	
CORPORACION UNIVERSITARIA LATINOAMERICANA CUL	100,000%	0,000%	
ESCUELA NORMAL NACIONAL SUPERIOR -	100,000%	0,000%	
ESCUELA SUPERIOR DE ADMINISTRACION PUBLICA - ESAP	100,000%	0,000%	
PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA	100,000%	0,000%	

ENTIDAD EDUCATIVA	DEFAULT60		Categoría
	0	1	
UNIVERSIDAD CENTRAL	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD DE BOGOTA 'JORGE TADEO LOZANO'	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD DE INVESTIGACION Y DESARROLLO SEDE BARRANCABERMEJA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD DE LA SALLE	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD DE LOS ANDES	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD DEL ROSARIO	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD LA GRAN COLOMBIA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD LIBRE SECCIONAL BARRANQUILLA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD PEDAGÓGICA NACIONAL	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD PILOTO DE COLOMBIA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD PONTIFICIA JAVERIANA	100,000%	0,000%	
COLEGIO LA SALLE	100,000%	0,000%	
CONSERVATORIO DEL TOLIMA	100,000%	0,000%	
CORPORACIÓN UNIVERSITARIA DE LA COSTA (UNICOSTA)	100,000%	0,000%	
CORPORACION UNIVERSITARIA DEL CARIBE	100,000%	0,000%	
CORSAN	100,000%	0,000%	
HARVARD	100,000%	0,000%	
NUESTRA SEÑORA DEL TRANSITO - GIMNASIO FEMENINO MANUELA BELTRAN	100,000%	0,000%	
POLITECNICO GRANCOLOMBIANO - INSTITUCIÓN UNIVERSITARIA	100,000%	0,000%	
UNIV.NACIONAL ABIERTA Y A DISTANCIA SECC. VELEZ	100,000%	0,000%	
UNIV.NACIONAL ABIERTA Y A DISTANCIA SECC.VALLEDU	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD AUTONOMA DE OCCIDENTE	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD DEL ATLÁNTICO	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD DEL MAGDALENA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD FRANCISCO DE PAULA SANTANDER	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER SECCIONAL MALAGA	100,000%	0,000%	
UNIVERSIDAD LOS LIBERTADORES	100,000%	0,000%	
<b>Total</b>	<b>96,79%</b>	<b>3,21%</b>	

## ANEXO 2. SINTAXIS SPSS DE LA CATEGORIZACIÓN

RECODE CODTIPVIV (1=1) (ELSE=2) INTO CATETIPVIV.

RECODE CODESTCIVIL (1=1) (3=1) (5=1) (ELSE=2) INTO CATESTCIV.

RECODE ESTRATO (5=1) (1=2) (3=2) (6=2) (ELSE=3) INTO CATESTRATO.

RECODE CODNIVEL (15=1) (18=1) (12=1) (3=2) (1=2) (5=2) (2=2) (11=2) (9=2)  
(10=3) (7=3) (4=3) (6=3) (8=3) (ELSE=4) INTO CATENIVEL.

RECODE COD.TIPOENT (4=1) (2=2) (3=2) (ELSE=3) INTO CATETIPENT.

RECODE CODZONA (6=1) (1=2) (5=2) (3=2) (ELSE=3) INTO CATEZONA.

RECODE COD.OCUPACION (1=1) (3=2) (4=2) (5=3) (6=3) (8=3) (9=3) (15=3)  
(17=3) (ELSE=4) INTO CATEOCUPA.

RECODE MESDES (11=1) (9=1) (4=1) (3=2) (5=2) (8=2) (2=2) (7=2) (12=3) (6=3)  
(1=3) (ELSE=4) INTO CATEMESES.

RECODE CODNOMBREU (159=1) (19=1) (50=1) (98=1) (79=1) (33=1) (154=1)  
(13=1) (45=1) (24=1) (18=1) (87=2) (125=2) (5=2) (63=2) (120=2) (1=2) (43=2)  
(220=2) (110=2) (131=2) (122=2) (78=3) (42=2) (ELSE=3) INTO  
CATENOMBREU.

EXECUTE.

**ANEXO 3. MATRICES CON HORIZONTE 6 MESES Y METODOLOGÍA MÁXIMA MORA DURANTE EL HORIZONTE PARA LÍNEA FINANCIACIÓN DE ESTUDIOS.**

abr-11								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	38,62%	2,70%	1,40%	0,86%	0,22%	0,11%	56,09%	100,00%
31-60	9,52%	14,29%	19,05%	4,76%	0,00%	19,05%	33,33%	100,00%
61-90	<b>0,00%</b>	<b>0,00%</b>	<b>0,00%</b>	<b>6,67%</b>	<b>0,00%</b>	<b>53,33%</b>	<b>40,00%</b>	<b>100,00%</b>
91-120	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	88,24%	11,76%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	87,50%	12,50%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	40,94%	59,06%	100,00%
<b>Total general</b>	<b>28,99%</b>	<b>2,25%</b>	<b>1,37%</b>	<b>0,81%</b>	<b>0,16%</b>	<b>11,19%</b>	<b>55,23%</b>	<b>100,00%</b>

Default

mar-11								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	41,40%	3,40%	1,13%	0,62%	0,31%	0,31%	52,83%	100,00%
31-60	3,23%	22,58%	12,90%	3,23%	3,23%	19,35%	35,48%	100,00%
61-90	7,14%	0,00%	10,71%	0,00%	0,00%	46,43%	35,71%	100,00%
91-120	<b>0,00%</b>	<b>0,00%</b>	<b>0,00%</b>	<b>0,00%</b>	<b>0,00%</b>	<b>80,00%</b>	<b>20,00%</b>	<b>100,00%</b>
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	66,67%	33,33%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	39,62%	60,38%	100,00%
<b>Total general</b>	<b>30,96%</b>	<b>3,06%</b>	<b>1,38%</b>	<b>0,54%</b>	<b>0,31%</b>	<b>10,63%</b>	<b>53,13%</b>	<b>100,00%</b>

Default

feb-11								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	49,20%	2,79%	1,20%	0,40%	0,30%	0,40%	45,71%	100,00%
31-60	13,79%	18,97%	6,90%	1,72%	0,00%	22,41%	36,21%	100,00%
61-90	0,00%	0,00%	9,09%	0,00%	9,09%	45,45%	36,36%	100,00%
91-120	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	60,00%	40,00%	100,00%
121-150	0,00%	8,33%	0,00%	0,00%	0,00%	58,33%	33,33%	100,00%
>150	0,00%	0,38%	0,00%	0,00%	0,00%	38,35%	61,28%	100,00%
<b>Total general</b>	36,70%	3,00%	1,32%	0,37%	0,37%	10,18%	48,06%	100,00%

Default

ene-11								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	49,22%	4,02%	1,28%	0,27%	0,37%	1,19%	43,65%	100,00%
31-60	5,88%	9,80%	5,88%	9,80%	5,88%	15,69%	47,06%	100,00%
61-90	25,00%	0,00%	0,00%	0,00%	8,33%	25,00%	41,67%	100,00%
91-120	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	8,33%	50,00%	41,67%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	12,50%	75,00%	12,50%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	37,64%	62,36%	100,00%
<b>Total general</b>	37,61%	3,38%	1,17%	0,55%	0,69%	9,52%	47,07%	100,00%

Default

dic-10								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	45,81%	4,03%	1,40%	0,74%	1,07%	0,41%	46,55%	100,00%
31-60	8,57%	14,29%	2,86%	2,86%	2,86%	11,43%	57,14%	100,00%
61-90	0,00%	4,17%	8,33%	4,17%	8,33%	29,17%	45,83%	100,00%
91-120	0,00%	0,00%	0,00%	10,00%	20,00%	60,00%	10,00%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	66,67%	33,33%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	86,74%	13,26%	100,00%
<b>Total general</b>	35,74%	3,51%	1,28%	0,77%	1,15%	16,78%	40,78%	100,00%

Default

nov-10								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	35,75%	3,31%	1,41%	0,92%	0,56%	0,21%	57,83%	100,00%
31-60	13,16%	9,21%	10,53%	9,21%	1,32%	10,53%	46,05%	100,00%
61-90	9,09%	0,00%	0,00%	9,09%	18,18%	54,55%	9,09%	100,00%
91-120	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	58,33%	41,67%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	68,00%	32,00%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	89,71%	10,29%	100,00%
<b>Total general</b>	28,83%	3,01%	1,56%	1,17%	0,61%	14,80%	50,03%	100,00%

Default

oct-10								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	33,37%	4,33%	1,86%	0,72%	0,18%	0,42%	59,11%	100,00%
31-60	13,33%	15,00%	8,33%	8,33%	3,33%	13,33%	38,33%	100,00%
61-90	2,44%	0,00%	0,00%	2,44%	2,44%	39,02%	53,66%	100,00%
91-120	<b>0,00%</b>	<b>0,00%</b>	<b>0,00%</b>	<b>3,57%</b>	<b>0,00%</b>	<b>53,57%</b>	<b>42,86%</b>	<b>100,00%</b>
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	80,56%	19,44%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	90,18%	9,82%	100,00%
<b>Total general</b>	27,49%	3,95%	1,75%	0,93%	0,29%	13,50%	52,10%	100,00%

Default

sep-10								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	40,00%	6,06%	1,66%	0,23%	0,46%	0,23%	51,37%	100,00%
31-60	1,19%	10,71%	11,90%	1,19%	4,76%	20,24%	50,00%	100,00%
61-90	0,00%	5,26%	2,63%	0,00%	0,00%	39,47%	52,63%	100,00%
91-120	<b>0,00%</b>	<b>0,00%</b>	<b>0,00%</b>	<b>2,86%</b>	<b>0,00%</b>	<b>65,71%</b>	<b>31,43%</b>	<b>100,00%</b>
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	82,61%	17,39%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,67%	67,11%	32,21%	100,00%
<b>Total general</b>	31,46%	5,25%	1,80%	0,27%	0,63%	12,48%	48,11%	100,00%

Default

ago-10								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	48,32%	5,40%	1,44%	0,48%	0,21%	0,69%	43,45%	100,00%
31-60	5,88%	11,76%	2,35%	2,35%	3,53%	23,53%	50,59%	100,00%
61-90	2,13%	2,13%	2,13%	2,13%	2,13%	42,55%	46,81%	100,00%
91-120	<b>0,00%</b>	<b>0,00%</b>	<b>3,70%</b>	<b>0,00%</b>	<b>0,00%</b>	<b>77,78%</b>	<b>18,52%</b>	<b>100,00%</b>
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	85,71%	14,29%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,35%	0,00%	64,36%	35,29%	100,00%
<b>Total general</b>	<b>38,77%</b>	<b>4,77%</b>	<b>1,32%</b>	<b>0,55%</b>	<b>0,34%</b>	<b>12,10%</b>	<b>42,14%</b>	<b>100,00%</b>

Default

jul-10								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	52,24%	4,98%	1,11%	0,30%	0,90%	0,70%	39,77%	100,00%
31-60	2,02%	10,10%	7,07%	3,03%	0,00%	22,22%	55,56%	100,00%
61-90	<b>2,33%</b>	<b>0,00%</b>	<b>4,65%</b>	<b>2,33%</b>	<b>2,33%</b>	<b>58,14%</b>	<b>30,23%</b>	<b>100,00%</b>
91-120	0,00%	3,13%	3,13%	3,13%	0,00%	65,63%	25,00%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	81,48%	18,52%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,71%	60,85%	38,43%	100,00%
<b>Total general</b>	<b>42,17%</b>	<b>4,45%</b>	<b>1,30%</b>	<b>0,45%</b>	<b>0,85%</b>	<b>11,13%</b>	<b>39,66%</b>	<b>100,00%</b>

Default

jun-10								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	38,48%	4,00%	0,70%	1,19%	0,54%	0,66%	54,43%	100,00%
31-60	5,88%	7,84%	4,90%	1,96%	7,84%	23,53%	48,04%	100,00%
61-90	<b>2,27%</b>	<b>2,27%</b>	<b>2,27%</b>	<b>11,36%</b>	<b>2,27%</b>	<b>50,00%</b>	<b>29,55%</b>	<b>100,00%</b>
91-120	0,00%	3,23%	0,00%	0,00%	9,68%	67,74%	19,35%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	84,62%	15,38%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	1,12%	59,33%	39,55%	100,00%
<b>Total general</b>	32,47%	3,69%	0,79%	1,24%	0,97%	9,11%	51,73%	100,00%

Default

may-10								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	28,85%	2,90%	1,48%	0,76%	0,66%	0,56%	64,79%	100,00%
31-60	5,04%	6,72%	10,08%	6,72%	5,88%	20,17%	45,38%	100,00%
61-90	<b>2,44%</b>	<b>0,00%</b>	<b>2,44%</b>	<b>2,44%</b>	<b>7,32%</b>	<b>53,66%</b>	<b>31,71%</b>	<b>100,00%</b>
91-120	2,63%	0,00%	0,00%	2,63%	5,26%	57,89%	31,58%	100,00%
121-150	2,33%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	79,07%	18,60%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	88,89%	11,11%	100,00%
<b>Total general</b>	25,20%	2,74%	1,65%	0,94%	0,91%	9,32%	59,24%	100,00%

Default

abr-10								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	25,87%	3,63%	1,32%	0,77%	0,52%	0,60%	67,30%	100,00%
31-60	5,00%	9,17%	10,00%	8,33%	2,50%	21,67%	43,33%	100,00%
61-90	2,00%	6,00%	2,00%	10,00%	4,00%	42,00%	34,00%	100,00%
91-120	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	2,56%	74,36%	23,08%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	78,57%	21,43%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	1,35%	0,90%	86,94%	10,81%	100,00%
<b>Total general</b>	22,96%	3,55%	1,49%	1,13%	0,66%	8,14%	62,07%	100,00%

Default

mar-10								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	29,19%	4,61%	1,60%	0,72%	0,75%	0,55%	62,58%	100,00%
31-60	5,26%	8,42%	13,68%	7,37%	3,16%	24,21%	37,89%	100,00%
61-90	0,00%	2,13%	2,13%	2,13%	2,13%	68,09%	23,40%	100,00%
91-120	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	71,43%	28,57%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	3,23%	0,00%	0,00%	90,32%	6,45%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	89,95%	10,05%	100,00%
<b>Total general</b>	26,27%	4,35%	1,81%	0,84%	0,77%	7,84%	58,11%	100,00%

Default

feb-10								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	46,14%	5,26%	1,65%	0,92%	0,64%	0,56%	44,83%	100,00%
31-60	4,82%	14,46%	3,61%	6,02%	2,41%	36,14%	32,53%	100,00%
61-90	0,00%	0,00%	3,57%	0,00%	0,00%	62,50%	33,93%	100,00%
91-120	0,00%	0,00%	3,45%	0,00%	3,45%	79,31%	13,79%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	88,89%	11,11%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	2,06%	86,60%	11,34%	100,00%
<b>Total general</b>	41,72%	5,04%	1,64%	0,96%	0,76%	7,57%	42,32%	100,00%

Default

ene-10								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	52,88%	5,28%	1,39%	0,70%	0,92%	0,95%	37,88%	100,00%
31-60	4,72%	8,49%	6,60%	2,83%	2,83%	34,91%	39,62%	100,00%
61-90	2,27%	2,27%	0,00%	2,27%	6,82%	59,09%	27,27%	100,00%
91-120	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	79,41%	20,59%	100,00%
121-150	0,00%	2,44%	0,00%	0,00%	0,00%	87,80%	9,76%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	83,54%	16,46%	100,00%
<b>Total general</b>	46,47%	4,97%	1,44%	0,74%	0,99%	9,27%	36,10%	100,00%

Default

dic-09								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	46,00%	3,53%	0,90%	0,90%	1,07%	1,03%	46,57%	100,00%
31-60	2,04%	9,18%	7,14%	5,10%	7,14%	28,57%	40,82%	100,00%
61-90	<b>0,00%</b>	<b>4,00%</b>	<b>2,00%</b>	<b>6,00%</b>	<b>6,00%</b>	<b>60,00%</b>	<b>22,00%</b>	<b>100,00%</b>
91-120	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	2,44%	92,68%	4,88%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	82,61%	17,39%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,78%	3,88%	85,27%	10,08%	100,00%
<b>Total general</b>	40,09%	3,47%	1,07%	1,11%	1,50%	9,61%	43,16%	100,00%

Default

nov-09								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	25,38%	2,52%	1,43%	0,92%	1,19%	0,55%	68,01%	100,00%
31-60	6,78%	4,24%	7,63%	5,93%	7,63%	22,03%	45,76%	100,00%
61-90	<b>0,00%</b>	<b>3,64%</b>	<b>3,64%</b>	<b>1,82%</b>	<b>3,64%</b>	<b>70,91%</b>	<b>16,36%</b>	<b>100,00%</b>
91-120	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	89,19%	10,81%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	84,00%	16,00%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	1,60%	0,80%	84,00%	13,60%	100,00%
<b>Total general</b>	22,84%	2,46%	1,61%	1,12%	1,43%	7,29%	63,24%	100,00%

Default

sep-09								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	22,36%	3,58%	1,51%	1,19%	0,55%	0,55%	70,25%	100,00%
31-60	2,97%	4,95%	6,93%	7,92%	10,89%	33,66%	32,67%	100,00%
61-90	0,00%	0,00%	0,00%	2,22%	0,00%	66,67%	31,11%	100,00%
91-120	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	68,00%	32,00%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	75,61%	24,39%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,69%	1,38%	65,52%	32,41%	100,00%
<b>Total general</b>	20,34%	3,37%	1,55%	1,34%	0,84%	5,95%	66,60%	100,00%

Default

ago-09								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	68,52%	5,70%	1,70%	0,95%	0,98%	0,75%	21,40%	100,00%
31-60	4,48%	14,93%	8,96%	0,00%	0,00%	28,36%	43,28%	100,00%
61-90	1,75%	0,00%	3,51%	1,75%	0,00%	66,67%	26,32%	100,00%
91-120	0,00%	0,00%	4,55%	0,00%	0,00%	63,64%	31,82%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	40,15%	59,85%	100,00%
<b>Total general</b>	62,66%	5,47%	1,81%	0,89%	0,89%	5,13%	23,14%	100,00%

Default

jul-09								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	73,99%	5,13%	1,96%	0,82%	0,89%	0,53%	16,67%	100,00%
31-60	<b>2,35%</b>	<b>5,88%</b>	<b>5,88%</b>	<b>3,53%</b>	<b>9,41%</b>	<b>42,35%</b>	<b>30,59%</b>	<b>100,00%</b>
61-90	1,82%	0,00%	0,00%	5,45%	0,00%	80,00%	12,73%	100,00%
91-120	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	2,86%	94,29%	2,86%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	90,48%	9,52%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	56,76%	43,24%	100,00%
<b>Total general</b>	66,80%	4,78%	1,93%	0,93%	1,09%	6,74%	17,73%	100,00%

Default

jun-09								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	47,11%	3,53%	1,82%	1,10%	1,05%	1,32%	44,08%	100,00%
31-60	<b>3,92%</b>	<b>2,94%</b>	<b>1,96%</b>	<b>7,84%</b>	<b>7,84%</b>	<b>44,12%</b>	<b>31,37%</b>	<b>100,00%</b>
61-90	0,00%	3,70%	0,00%	5,56%	5,56%	70,37%	14,81%	100,00%
91-120	0,00%	0,00%	0,00%	11,11%	0,00%	81,48%	7,41%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	83,33%	16,67%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	94,85%	5,15%	100,00%
<b>Total general</b>	40,65%	3,27%	1,66%	1,61%	1,42%	11,17%	40,23%	100,00%

Default

may-09								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	29,04%	2,16%	1,64%	0,95%	1,30%	1,21%	63,70%	100,00%
31-60	<b>0,87%</b>	<b>2,61%</b>	<b>5,22%</b>	<b>5,22%</b>	<b>11,30%</b>	<b>32,17%</b>	<b>42,61%</b>	<b>100,00%</b>
61-90	0,00%	0,00%	0,00%	14,29%	2,86%	71,43%	11,43%	100,00%
91-120	0,00%	0,00%	0,00%	5,00%	0,00%	80,00%	15,00%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	50,00%	50,00%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	97,73%	2,27%	100,00%
<b>Total general</b>	26,04%	2,05%	1,70%	1,32%	1,70%	7,67%	59,51%	100,00%

Default

abr-09								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	24,42%	3,07%	1,72%	1,57%	1,19%	1,11%	66,92%	100,00%
31-60	<b>4,71%</b>	<b>2,35%</b>	<b>7,06%</b>	<b>14,12%</b>	<b>9,41%</b>	<b>27,06%</b>	<b>35,29%</b>	<b>100,00%</b>
61-90	0,00%	0,00%	0,00%	13,64%	4,55%	72,73%	9,09%	100,00%
91-120	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	66,67%	33,33%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	5,00%	0,00%	0,00%	85,00%	10,00%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	78,41%	21,59%	100,00%
<b>Total general</b>	22,60%	2,89%	1,83%	1,97%	1,41%	5,71%	63,58%	100,00%

Default

mar-09								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	27,57%	3,57%	2,45%	1,75%	1,04%	0,85%	62,76%	100,00%
31-60	<b>5,56%</b>	<b>7,41%</b>	<b>11,11%</b>	<b>12,96%</b>	<b>5,56%</b>	<b>27,78%</b>	<b>29,63%</b>	<b>100,00%</b>
61-90	5,26%	5,26%	5,26%	5,26%	0,00%	42,11%	36,84%	100,00%
91-120	0,00%	4,35%	0,00%	0,00%	4,35%	78,26%	13,04%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	91,67%	8,33%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	72,73%	27,27%	100,00%
<b>Total general</b>	25,93%	3,55%	2,54%	1,91%	1,11%	4,66%	60,31%	100,00%

Default

feb-09								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANELADO	Total general
0-30	39,39%	5,45%	2,44%	1,36%	0,83%	0,58%	49,96%	100,00%
31-60	5,77%	13,46%	7,69%	1,92%	1,92%	23,08%	46,15%	100,00%
61-90	0,00%	<b>3,57%</b>	<b>3,57%</b>	<b>7,14%</b>	<b>7,14%</b>	<b>60,71%</b>	<b>17,86%</b>	<b>100,00%</b>
91-120	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	91,30%	8,70%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,17%	87,50%	8,33%	100,00%
>150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	66,67%	33,33%	100,00%
<b>Total general</b>	36,89%	5,40%	2,47%	1,39%	0,93%	4,43%	48,50%	100,00%

Default

ene-09								
Rótulos de fila	0-30	31-60	61-90	91-120	121-150	>150	CANCELADO	Total general
<b>0-30</b>	72,99%	7,13%	1,53%	0,70%	1,02%	0,45%	16,18%	100,00%
<b>31-60</b>	0,00%	12,77%	10,64%	4,26%	4,26%	34,04%	34,04%	100,00%
<b>61-90</b>	0,00%	3,57%	0,00%	0,00%	10,71%	78,57%	7,14%	100,00%
<b>91-120</b>	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,55%	95,45%	0,00%	100,00%
<b>121-150</b>	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	100,00%
<b>&gt;150</b>	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	96,00%	4,00%	100,00%
<b>Total general</b>	66,74%	6,93%	1,69%	0,76%	1,28%	6,70%	15,90%	100,00%

Default