

CARACTERIZACIÓN DE LAS VARIABLES DETERMINANTES DEL RIESGO EN EL
MICROCREDITO RURAL

DIEGO ANTONIO ZAPATA ARANGO

DIRECTOR

SERGIO BOTERO BOTERO.

D.Sc.

CODIRECTOR

ALEXANDER CORREA ESPINAL.

Ph.D.

TESIS

MAESTRÍA EN INGENIERÍA ADMINISTRATIVA

PERFIL PROFESIONAL

ESCUELA DE INGENIERÍA DE LA ORGANIZACIÓN

FACULTAD DE MINAS

UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA

MEDELLÍN - 2009

RESUMEN

Las Microfinanzas son un tema de gran preocupación en el mundo globalizado como herramienta para reducir la pobreza y como estrategia de inclusión de la población más vulnerable. En Colombia, los dos últimos gobiernos han estado impulsando la construcción de una política de Estado en este sentido. Lo que pretende este trabajo es evaluar si existen variables determinantes en la caracterización del riesgo en la recuperación del Microcrédito Rural, para aportar a la sostenibilidad de esas políticas. La investigación se fundamenta en el análisis de los datos de préstamos vencidos, facilitados por una entidad financiera que trabaja el microcrédito rural en Colombia, y se vale de técnicas multivariantes de estadística como la metodología de Análisis Discriminante y la Regresión Logística Binaria (Logit), buscando convalidar los resultados de una en otra, y proponer, fundamentados en estos hallazgos, la relevancia que algunas variables poseen en la evaluación del riesgo de impago y en la administración de la cartera del microcrédito agropecuario.

PALABRAS CLAVES: Mercados Financieros Rurales (MFR), crédito rural, microfinanzas, servicios microfinancieros, instituciones de microfinanciamiento (IMF) actividades agropecuarias, otorgamiento de crédito, riesgos, gestión del riesgo, esquemas de evaluación de riesgo, riesgos financieros, financiamiento rural, caracterización, agricultura, análisis discriminante, regresión logística binaria, logit

ABSTRACT

Microfinance, as a tool to reducing poverty and as a strategy of inclusion of the most vulnerable population, is a subject of greatest concern in the globalized world. In Colombia, the last two governments have been promoting the construction of a State policy on this field. The purpose of this work is to assess the existence of decisive variables in the characterization of rural microcredit recovery risk, in order to make contributions to the sustainability of such policies.

The research process is based on the analysis of past-due loans data obtained from a financial institution devoted to rural microcredit in Colombia. It uses statistical multivariate techniques, such as Discriminant Analysis, and Binary Logistics Regression (logit), in order to validate the results of one into the other, and to propose, based on these findings, the importance of some of these variables for the evaluation of lack-of-payment risk, in the field of agricultural microcredit loan portfolio management.

KEY WORDS: Rural Financial Markets (MFR), rural credit, microfinance, microfinance, microfinance institutions (MFIs) agricultural activities, provision of credit, risk, risk management, risk assessment schemes, financial, rural finance, characterization agriculture, discriminant analysis, binary logistic regression, logit

TABLA DE CONTENIDO

		Pag.
	INTRODUCCIÓN	Pag.
1.	MARCO TEÓRICO	4
1.1.	Microfinanzas rurales	4
1.2.	Riesgos en microfinanzas rurales	8
1.3	Riesgos en la recuperación de la cartera en microfinanzas	9
1.4.	Técnicas de análisis multivariante	10
1.5.	Clasificación de las técnicas multivariante	10
1.6.	Etapas de un análisis multivariante.	11
1.7.	Análisis discriminante	12
1.7.1.	Historia y definición	12
1.7.2.	Objetivos del análisis discriminante	13
1.7.3.	Selección de las variables dependientes e independientes	13
1.7.4.	Tamaño de la muestra	13
1.7.5.	División de la muestra o validación cruzada	14
1.7.6.	Supuestos para obtener la función discriminante	14
1.7.7.	Estimación de la función discriminante mediante d^2 de mahalanobis	14
1.7.8.	Interpretación de los resultados	15
1.7.9.	Validación de los resultados	16
1.8.	Regresión logística	16
1.8.1.	Estimación del modelo de regresión logística	17
1.8.2.	Interpretación de los coeficientes	17
1.8.3.	Valoración de la bondad del ajuste del modelo estimado	18
2.	Estado del arte	19
2.1.	Trabajos revisados	20
2.1.1.	El trabajo, aplicación del análisis discriminante y regresión logística en el estudio de la morosidad en las entidades financieras	20
2.1.2.	El trabajo, análisis de los determinantes del riesgo de crédito en presencia de cartearas de bajo incumplimiento.	21
2.1.3.	El trabajo, <i>credit risk assessment using a multicriteria hierarchical discrimination approach.</i>	21
2.1.4.	El trabajo, <i>análisis discriminante del riesgo de impago</i>	22
2.1.5.	Un informe de del banco inter americano de desarrollo, <i>managing credit risk in rural financial institutions in latin américa.</i>	23
2.2.	Aplicación de metodologías por varios investigadores.	23
3.	Metodología	26
3.1.	Obtención de los datos	26
3.2.	Descripción de la base de datos	27
3.3.	Elección de un modelo	28
3.4.	Definición del objetivo del análisis discriminante	29
3.4.1.	Variable dependiente	29
3.4.2.	Selección de las variables independientes	30
3.4.3.	Tamaño muestral	30
3.4.4.	Supuestos del análisis discriminante	31

3.4.5.	Conclusión del análisis discriminante	32
3.4.6.	Aportes del análisis discriminante a nuestro trabajo	33
3.5.	Modelo de regresión logit	34
3.5.1.	Exigencias del modelo	34
3.5.2.	Selección de las variables	35
3.5.3.	Interpretación de resultados	36
3.5.4.	Aportes de la regresión logit a nuestro trabajo	38
4	CONCLUSIONES	40
5	RECOMENDACIONES	42
	BIBLIOGRAFÍA	
	ANEXOS	

TABLAS

	Pag.
Tabla 1. Comparativo entre microfinanzas vs. Finanzas tradicionales	6
Tabla 2. Variables consideradas para correr el modelo	30
Tabla 3. Tamaño de la muestra. – análisis discriminante	31
Tabla 4. Resultados de la prueba m de box	32
Tabla 5. Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas	33
Tabla 6. Análisis de colinealidad	34
Tabla 7. Variables categóricas para correr regresión logit	35
Tabla 8. Selección de variables para correr el modelo de regresión logit	36
Tabla 9. Resumen del modelo	37
Tabla 10. Variables en la ecuación	37
Tabla 11. Tabla de clasificación	38

TABLA DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1. Clasificación global del las técnicas de análisis multivariante de datos.	Pag. 11
Ilustración 2. Caracterización de los portafolios de crédito de las entidades financieras	20
Ilustración 3. Esquema del proceso de selección de variables	21
Ilustración 4. Histograma de la variable % de cuota pagada	33

TABLA DE ANEXOS

Anexo 2 – Argumento de La Exclusión De 33 Variables.

Anexo 1 – descripción de 44 variables inicialmente consideradas

INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas el Microcrédito ha comenzado a ser un tema de amplia discusión en foros internacionales y en los organismos multilaterales, a través de su implementación muchos países están promoviendo medidas a nivel local para mejorar las condiciones de vida de la población más vulnerable, buscando con ello cumplir con las metas propuestas para 2015, la fecha límite para alcanzar los Objetivos de Desarrollo del Milenio, tendientes a la reducción de los índices de pobreza. Según la definición adoptada en la Conferencia Internacional sobre Microcréditos, que tuvo lugar en Washington D.C., del 2-4 de febrero de 1997, los microcréditos se pueden definir como: *“Programas de concesión de pequeños créditos a los más necesitados de entre los pobres para que éstos puedan poner en marcha pequeños negocios que generen ingresos con los que mejorar su nivel de vida y el de sus familias”* (citado por LACALLE, 2007: 1)

En Colombia los últimos dos gobiernos presidenciales han impulsado mecanismos destinados a facilitar los avances en esta política, comprometiendo recursos e infraestructura de distintas entidades como la Presidencia de la República, los bancos, Acción Social, el Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural, el Servicio Nacional de Aprendizaje (SENA), el Fondo Nacional de Garantías (FNG), el Departamento Nacional de Planeación, entre otros. Estas entidades administran los recursos, ofrecen formación empresarial básica y educación para el empleo, asesoría en el diseño de proyectos productivos, asistencia técnica y garantías. El papel de los bancos dentro de esta estrategia es de mucha responsabilidad, ellos son los encargados de la administración de los recursos y depende de su eficiencia en la colocación de los créditos y la administración de la cartera el que toda esta política sea viable.

El presente trabajo pretende aportar en ese sentido; investigando si existen variables determinantes del riesgo crediticio en el microcrédito rural colombiano, partiendo del análisis de las bases de datos de información crediticia de un banco, que recogen las características de los préstamos que adjudica y de su comportamiento. Dicha entidad cuenta con amplia trayectoria en la adjudicación de pequeños créditos, tiene influencia en todo el territorio nacional y su cartera en el sector agropecuario representa más del 70% de sus créditos totales por año.

A continuación se realizará una descripción breve de todo el proceso mediante el cual se llevo a cabo el presente trabajo de investigación, para que el lector comprenda el porqué de la metodología utilizada y los resultados a los que llegamos.

Un primer paso consistió en documentar el Estado del Arte, buscando en bases indexadas trabajos relacionados con la evaluación del riesgo crediticio, calificación de clientes bancarios (scoring), predicción de quiebras y temas relacionados; pero no se pudo hallar

nada dedicado específicamente al microcrédito rural; además se proyectaban más a los componentes del análisis financiero; indicadores de endeudamiento, de liquidez, de rentabilidad y de actividad, variables que difícilmente podían tenerse en cuenta en la calificación del riesgo en el microcrédito, que era nuestro particular objetivo. Paralelo a esto se inició entonces, un proceso de recolección de datos; la principal limitante que se tenía eran los permisos para acceder a las bases de datos, las dificultades que ofrecían su recolección y depuración; la fiabilidad de la información. En este punto, es de singular importancia; el hecho de que las variables estuviesen diseñadas con arreglo a políticas institucionales que podían sesgar la información, afectar su recolección o viciarla con contenidos subjetivos.

Con la información recogida y el objetivo claro, ahora la pregunta era el cómo; Se definió investigar las obligaciones vencidas y realizar una evaluación de créditos morosos, que tuviesen como destinación específica actividades agropecuarias, con la intención de evaluar si existía diferencia entre los créditos que no se pagaban y los que simplemente se retrasaban en la cancelación de algunas cuotas; lo que equivalía en la práctica a distinguir entre buenos riesgos y malos riesgos, se tomó entonces la decisión de dividir la muestra obtenida en dos grupos, con acuerdo a la clasificación que el mismo banco planteaba en sus bases de datos referente a las medidas de administración crediticia y al manejo de los vencimientos según su cumplimiento; estas políticas proponen dos definiciones; obligaciones vencidas de 1 a 30 días, o en cobro administrativo; y con vencimiento mayor a 30 días, o en cobro jurídico. Esta decisión podía agregarle valor a la investigación, proponiendo mejoras al proceso de administración del portafolio de crédito, afectado por los indicadores de vencimiento con más de 30 días, que es cuando marca *default* en el sector financiero, lo que origina provisiones que afectan la utilidad; sumado, a los costos de los procesos jurídicos lentos, y en el caso particular de los microcréditos, pérdidas de las garantías otorgadas por fondos especiales, y se planteó entonces como propósito adicional, aportar a la revisión de las metodologías existentes en el diseño, la adjudicación y administración de la cartera concerniente al sector de los microcréditos agropecuarios.

Al definir con que herramientas era posible llevar a cabo esta investigación, y teniendo en cuenta las distintas técnicas de análisis estadístico propuestas en lo documentado en el estado del arte, se decidió que el Análisis Discriminante y la Regresión Logística Binaria eran dos metodologías que se podían considerar complementarias (HAIR, 2004) y que permitirían por tanto convalidar los resultados. Se desarrolló un modelo en el que se aplican ambas metodologías y se tienen en cuenta sus resultados para definir algunas variables a tener en cuenta en la evaluación del riesgo de crédito y la necesidad de diseñar bases de datos que permitan mejorar los análisis futuros.

Se espera aportar a quienes consulten este trabajo un punto de partida para futuras investigaciones, a la entidad que facilitó la información un estudio previo para el diseño de una herramienta para la evaluación del riesgo que les posibilite mejorar sus indicadores, y a la universidad, la generación de inquietudes en cuanto a la necesidad de crear un grupo de estudio dedicado a evaluar alternativas financieras que permitan la sostenibilidad de las políticas de microcrédito; y propuestas educativas que redunden en la formación de profesionales con capacidad de gestión de microfinanzas rurales; la importancia del sector agropecuario para el mejoramiento de las condiciones de pobreza y de calidad de vida de cientos de miles de personas lo amerita.

1. MARCO TEORICO

1.1. Microfinanzas Rurales

Los países del tercer mundo, y de entre ellos, los de América Latina particularmente, tienen una alta dependencia del sector rural para la generación de empleo que repercute en el mejoramiento de la calidad de vida de los más pobres, y como expone el Informe sobre desarrollo mundial para Latinoamérica y el Caribe del Banco Mundial: Ya que el consumo interno es la principal fuente de demanda de los productos agrícolas en la región absorbiendo el 75% de la producción; y el sesenta por ciento de las ventas minoristas se realiza a través de las cadenas de supermercados. Es necesario transformar la agricultura tradicional, de baja productividad, en una agricultura moderna y comercial, para generar tanto crecimiento como puestos de trabajo. Y propone también dicho informe que, a fin de aumentar la competitividad de los pequeños agricultores en los dinámicos mercados nacionales de alimentos se debe prestar atención especial a las arraigadas desigualdades en el acceso a los recursos, los servicios públicos y las instituciones de apoyo (WORLD BANK, 2008). Para lograr estos cometidos las microfinanzas en general, y dentro de ellas los microcréditos en particular, se convierten en herramientas indispensables.

El término microfinanzas cuyo uso se ha impuesto recientemente dentro de la teoría económica para denominar una superación del puro asistencialismo, en lo fundamental, caracteriza una realidad tan antigua como la de la humanidad, esto es, la administración de recursos y bienes en las mínimas unidades productivas de los conglomerados humanos. Dentro de dicha teoría, el concepto de Microfinanzas incluye servicios tales como el otorgamiento de créditos, la captación de depósitos, la provisión de seguros y los servicios de transferencia. Por esta razón, no debe confundirse a las microfinanzas con microcréditos, debido a que éste último se refiere exclusivamente al otorgamiento de créditos de montos muy pequeños por parte de una institución de Microfinanzas, frecuentemente caracterizados por la falta de exigencia de garantías. (CATULLO, 2006: 2)

Hace unas cinco décadas dentro de las políticas asistencialistas de algunos países del primer mundo y con la intención de dirigir programas de ayuda que pretendían llegar a los más pobres: de manera rápida, con costos operacionales bajos y resultados efectivos, y en el propósito de evitar la injerencia estatal que muchas veces propiciaba la malversación de los recursos; surgieron las ONG de asistencia, reconocidas oficialmente por la ONU hace unos cincuenta años. Sin embargo, el asistencialismo, en la actualidad ha sido revaluado pues se llegó a la conclusión que no producía los efectos deseados inicialmente y se convertía más bien en un paliativo, que aunque atenuaba las problemáticas sociales de los más pobres no las solucionaba. Sus críticos proponen que no existen recursos disponibles ilimitados, y que

en cambio, este tipo de políticas, acaban con la iniciativa y retrasan el desarrollo; Se plantean en cambio programas de desarrollo sostenible, de cooperación para el desarrollo y de acción comunitaria que tienen en común los principios de sostenibilidad y de participación de las comunidades tanto en sus etapas de diseño como de implementación (LACALLE, 2007).

La idea originaria del concepto de microfinanzas, proviene del economista nacido en Bangladesh y formado en Estados Unidos, Muhammad Yunus (Premio Nobel de Paz en el año 2006). Él mismo, observa en su país la imposibilidad que tiene la gente de muy bajos recursos de acceder a pequeñas sumas de dinero a través del sistema formal, debiendo recurrir a usureros o prestamistas. Yunus lleva esta observación a los bancos, que rechazaron enfáticamente cualquier posibilidad de prestar dinero a este tipo de personas, sin garantías. Para comprobar cómo funcionarían los préstamos con gente pobre, Yunus convence a los bancos de otorgarlos ofreciéndose como garante. Su propuesta es “buscar soluciones de mercado a problemas sociales”. El éxito de la propuesta, la devolución completa del dinero prestado (tasas de recuperación del 97%) y una manifiesta necesidad, motiva a Yunus a desarrollar un proyecto de Banco para los Pobres, que hoy es conocido mundialmente como el Banco Grameen; y que tiene como ejes principales la formación de grupos solidarios para la solicitud de préstamos, la participación por parte de los prestatarios en la organización del banco y el cobro de tasas de interés no subsidiadas. (CATULLO, 2006:2).

En la lógica del microcrédito en el Banco Grameen las garantías son sustituidas por la confianza, representada en un grupo de personas pobres que se apoyan mutuamente y garantizan el repago. Ellos son considerados valiosos sujetos de crédito y empresarios potenciales. La única condición o requisito es que los microcréditos han de solicitarse junto con otras cuatro personas. Si uno de los cinco prestatarios deja de pagar, automáticamente las posibilidades de créditos futuros de las otras cinco personas terminan, medida que refuerza no sólo la responsabilidad personal sino también la solidaridad de grupo. Además, se solicita a los beneficiarios su adhesión voluntaria a un listado con algunos puntos que se orientan a cambiar costumbres sanitarias y fomentar en la familia la pertenencia de grupo, así como la educación de los hijos (RESTREPO, 2003). Es muy importante en esta iniciativa el lugar que tienen la autogestión y la confianza, estas dos variables plantean retos para cualquier administrador de recursos crediticios, y podrían ser considerados los mayores activos de esta institución. Los beneficios que, la capacitación, la educación y la eliminación de intermediarios, pueden producir en los sectores más vulnerables es indiscutible en los proyectos que han replicado la experiencia del Grammen. Para aclarar más los conceptos, se presenta un comparativo entre Microfinanzas vs. Finanzas Tradicionales (Tabla 1).

En América Latina las organizaciones que atienden el microfinanciamiento tienen una historia de más de 30 años, y las que atienden al sector de microempresas de más de 50 ó 70 años, dependiendo de los países. La práctica de las microfinanzas en la región ha sido particularmente intensa en algunos países, como es el caso de América Central, Bolivia y Perú; en donde han contribuido a generar un nuevo espacio de acceso al financiamiento a los sectores más pobres (GUTIERREZ, 2004: 8).

Tabla 1. Comparativo entre finanzas tradicionales Vs. microfinanzas

Área	Finanzas tradicionales	Microfinanzas
Metodología crediticia	<ul style="list-style-type: none"> • Basada en una garantía. • Requiere documentación formal. • En promedio es poco intensiva en recursos humanos. • Cancelación de préstamos en cuotas mensuales, trimestrales o anuales. 	<ul style="list-style-type: none"> • Basada en las características personales y en la confianza. • Escasa o nula documentación. • En general requiere muchas horas/hombre por préstamo concedido. • Devolución en pequeños pagos semanales ó quincenales.
Cartera de préstamos	<ul style="list-style-type: none"> • Préstamos por montos variables, aunque algunos pueden ser muy significativos. • Con garantías físicas y reales. • Cartera diversificada. • Atraso de la cartera comparativamente estable. 	<ul style="list-style-type: none"> • Cartera compuesta por montos pequeños. • A falta de una garantía física, se emplean técnicas específicas que generan garantías implícitas. • Cartera con baja diversificación. • Carteras con atrasos volátiles.
Costos operativos	<ul style="list-style-type: none"> • Relativamente bajos. • Gastos operativos y administrativos variados: personal, infraestructura, servicios, publicidad, etc. 	<ul style="list-style-type: none"> • Altos, en promedio y en términos relativos, superan ampliamente los costos de las finanzas tradicionales. • Principalmente gastos de personal
Estructura del capital y organización	<ul style="list-style-type: none"> • Accionistas institucionales e individuales con fines de lucro. • Instituciones autorizadas por el órgano regulador existente. • Organización centralizada con sucursales en las ciudades. 	<ul style="list-style-type: none"> • Fundamentalmente accionistas institucionales sin fines de lucro. • Surgen generalmente por conversión de una ONG. • Serie descentralizada de pequeñas unidades en áreas con infraestructura débil.
Fondeo	<ul style="list-style-type: none"> • Depósitos de dinero del público, aportes de capital y líneas externas, obligaciones negociables, etc. 	<ul style="list-style-type: none"> • Principalmente subsidios ó préstamos con facilidades; capital propio. En etapas más avanzadas pueden captar depósitos (generalmente de bajo monto).
Clientes/destinatarios	<ul style="list-style-type: none"> • Empresas incluidas en el sistema formal, e individuos con niveles de ingreso y educación medio/altos. 	<ul style="list-style-type: none"> • Empresarios e individuos de bajos ingresos, firmas familiares; sin documentación formal.

Tomado de (CATULLO, 2006: 2)

Pero si bien la práctica de las Microfinanzas en Latinoamérica se ha extendido ampliamente en las zonas urbanas, en las áreas rurales se sigue careciendo de este tipo de servicios

financieros, se estima que menos del cinco por ciento de los hogares rurales tienen acceso al crédito formal, debido, en gran parte, a la percepción de alto riesgo y elevados costos de la prestación de este tipo de servicios financieros; y si bien es cierto que las actividades económicas en el campo son intrínsecamente más arriesgadas que en otros sectores, debido a su vulnerabilidad a las crisis climáticas, a la volatilidad de los precios de los productos, y a las restricciones al comercio; y aun cuando la agricultura está disminuyendo en importancia económica y las actividades no agrícolas son cada vez más importantes, la agricultura sigue siendo la principal actividad de subsistencia para muchos habitantes de estos países. Otro factor a tener en cuenta en la necesidad de impulsar dichas prácticas en el campo es la competitividad; en el contexto de un mundo globalizado, el sector agropecuario tendrá que mantener y mejorar su competitividad, y es aquí donde se puede proponer con Wenner que: el fácil acceso a la financiación es una de las principales formas de mejorar la competitividad de la agricultura; y por tanto, se deduce que los préstamos y las tecnologías, en particular, las técnicas de gestión del crédito rural deben mejorar. (WENNER, 2007: 5, el subrayado es nuestro)

Colombia tiene una de las coberturas bancarias más altas de Latinoamérica; existe una agencia por cada 10,200 habitantes, indicador que es superior a México y comparable con Brasil. En las zonas rurales existe una sucursal bancaria cada 16,300 habitantes y el 68% de los municipios rurales cuenta con una agencia, esto demuestra que el problema de acceso al crédito, por parte de los pequeños productores rurales en Colombia, no se debe a la inexistencia de agencias bancarias, ni tampoco a la falta de recursos financieros, esto se explica, más bien, porque la banca, con muy pocas excepciones, mantiene un marcado sesgo urbano en la captación y colocación de recursos. (Cuevas 2003, citado por CARO, 2003: 20)

En nuestro país, además de los factores de riesgo concernientes al sector, y que citamos antes, los agentes de crédito, especialmente las instituciones formales de crédito, afirman que los campesinos colombianos, sobre todo los pequeños productores; tienen deficiencias tecnológicas, serios problemas de comercialización, dificultades para demostrar la documentación contable y no poseen las garantías necesarias. Y que unido a todo lo anterior, los costos de transacción, que les exige la legislación financiera a los bancos; como la obligación de provisiones por pérdidas y la imposición de una tasa de interés máxima legal, es lo que ha contribuido a desincentivarlos de participar en la oferta crediticia rural, y a percibir a los pequeños productores rurales como clientes de alto riesgo, y con una baja capacidad de pago. (CARO, 2003: 3)

Este panorama hace indispensable realizar estudios tendientes a plantear la creación de condiciones para el desarrollo de las microfinanzas rurales; y de las metodologías que posibiliten su crecimiento y sostenibilidad; pues como decía la Doctora María Inés Restrepo

de Arango, directora de la Caja de Compensación Familiar de Antioquia, COMFAMA, en su ponencia con ocasión del seminario *Prácticas mundiales exitosas en microfinanzas*, convocado por la Asociación Bancaria: Con los microcréditos se pretende generar las condiciones iniciales mínimas para la generación de una actividad económica productiva anteriormente inexistente, o bien no realizada por falta de un apoyo económico, técnico o de financiamiento, o bien por constricciones de tipo cultural. El tema del microcrédito, no es solo un tema financiero. Debe ser mirado también como un tema del desarrollo, de la protección social, del derecho; y desde la óptica de la responsabilidad ética, que cualquier sociedad tiene de velar porque sus ciudadanos tengan una vida digna. En fin, de lo que se trata es de reconocer que el mayor activo de este país son los pobres, porque son la mayoría y porque sobreviven en medio de su propia solidaridad. Este gran activo nos exige un reto enorme: creer en ellos y ofrecer un voto de confianza en su posibilidad de crear riqueza. (RESTREPO, 2004)

1.2. Riesgos en microfinanzas rurales

El riesgo de la microfinanciación lo define Nimal como: el potencial de los acontecimientos o las tendencias en curso futuro de causar pérdidas o disminuciones en los ingresos futuros de una institución dedicada a la microfinanciación o de que se desvíen de la misión social de una entidad de este tipo (NIMAL, 2008: 44). Nos parece importante resaltar en esta definición el papel que juegan la sostenibilidad y la misión social en las microfinanzas.

El sector agro pecuario es ampliamente considerado como intrínsecamente más riesgoso que los demás sectores económicos; y es que, como bien se sabe el agricultor y el empresario campesino en general están sometidos a factores incontrolables como: las inclemencias del tiempo (nevadas, granizos, inundaciones, sequías), la posibilidad de sufrir plagas o enfermedades en sus cosechas, los altibajos en los precios postcosecha debidos a la sobreabundancia o a los precios de productos importados que gozan de subsidios, las variaciones en los precios de los insumos, etc.; y las prácticas de monocultivo suponen riesgos mucho mayores, o en algunos casos los agricultores pueden recurrir simplemente a un mayor riesgo, en sus estrategias de búsqueda de mayores ingresos (CGAP 2005a, p. 2 citado por NIMAL, 2008: 17); si además de esto los agricultores no son propietarios, estos riesgos aumentan, sin contar con los problemas sociales y de seguridad. El diseño de los productos crediticios también puede ser causante de esta vulnerabilidad: en muchos casos, los períodos de reembolso no se ajustan a los ciclos de los cultivos, los desembolsos no prevén los sobreprecios en los insumos o la necesidad de desembolsos adicionales para conseguirlos y algo no menos importante, los créditos agropecuarios, y sobretodo los micro créditos rurales son muy susceptibles de ser “politizados”, es decir asumidos como bastión de campaña de algunos políticos que pueden influir en su adjudicación o recuperación. En fin, todo lo anterior plantea un reto en el diseño y la puesta en marcha de políticas

crediticias específicamente diseñadas para el campo; y amerita que investigaciones sobre el riesgo del crédito en el sector agropecuario se lleven a cabo para construir herramientas que posibiliten los reembolsos de los préstamos, y con estos la sostenibilidad de los programas que los desarrollan.

Sin embargo, es muy de resaltar lo que algunos autores plantean sobre los buenos comportamientos de algunos microcréditos rurales en tiempos de crisis que por ejemplo presentan datos de Instituciones de microfinanzas en Bolivia, Colombia y Perú que muestran índices de morosidad notablemente bajos y tasas de rentabilidad de activos altas durante la recesión particularmente profunda y difícil de 1998-99. (WESTLEY, 2006: 5) Esto a pesar de que se considera regularmente que son los microempresarios quienes son más vulnerables a los vaivenes de la economía. (GUTIERREZ, 2004: 17).

1.3. Riesgos en la recuperación de la cartera en microfinanzas.

La administración de la cartera en las entidades financieras, tiene varios procesos que van desde la solicitud del crédito, hasta su recuperación total, pero el aspecto que más preocupa es el momento en que estas obligaciones comienzan a vencerse. En el rango de vencimiento de 1 a 30 días, intervienen las vías de hecho, y es el cobro administrativo el que juega un papel importante; el mayor riesgo sobreviene cuando el tiempo de mora supera los 30 días, de ahí en adelante el banco incurre en unos costos adicionales, como el cobro de las obligaciones por la vía jurídica, que lo lleva a incrementar su exposición a no recuperar su activo y/o a la pérdida de las garantías que cubren estas obligaciones.

Considerando que, por definición (Decreto 919 de 2008), al momento del otorgamiento de los créditos los solicitantes de microcrédito no contaban con el respaldo patrimonial suficiente, los microcréditos agropecuarios en un 90% están cubiertos por garantías especiales, las cuales son emitidas por los bancos de segundo piso, como son: los Certificados de Fondo Agropecuario de Garantías FAG, Certificados Fondo Nacional de Garantías FNG; Garantías Fogacafé, entre otras; lo anterior según las políticas del riesgo crediticio vigente para Colombia. Hacer efectivas estas garantías es un trámite que está sujeto a normas muy estrictas que generan costos y como se afirmó, pueden redundar en una pérdida para la entidad que otorga los créditos.

Buscando aumentar la recuperación de cartera, las evaluaciones de riesgo de impago han sido desarrolladas de tiempo atrás con apoyo en las técnicas estadísticas y sirven, entre otros, a los propósitos de administrar la cartera bancaria y como apoyo en la adjudicación de los créditos y clasificación de los clientes pero algunos autores afirman que la capacidad predictiva de estos análisis para pequeñas empresas es nula. Así mismo devalúan el poder analítico de este tipo de modelos debido a la alta correlación que presentan las variables consideradas. Debido a lo anterior se debe promover en este sector el uso de sistemas de

evaluación basados en la decisión experta de los ejecutivos de crédito de las instituciones financieras (Hoeven 1986, Moses y Liao 1986 citados por ELIZONDO, 2004) lo que en el caso de las microfinanzas redundaría en mayores costos operativos.

El scoring, pues, abarca todas las técnicas y modelos estadísticos que ayudan a los prestamistas a tomar decisiones vinculadas con el otorgamiento de crédito; su eficiencia aunque no reemplaza el criterio de los ejecutivos de crédito, ayuda a reducir los costos de la intermediación y provee información que puede ser de utilidad al estudiar la efectividad de las políticas de crédito y su viabilidad.

1.4. Técnicas de Análisis Multivariante

Estas técnicas de investigación estadística posibilitan el estudio, de un conjunto de variables que describen realidades complejas; y que superan, por tanto las predicciones o análisis que se pueden lograr con los análisis univariantes y bivariantes.

Dentro de sus objetivos podemos destacar la capacidad de representar gráficamente y comparar grupos de datos, o de instantes de tiempo; la de crear variables que representen la información de un conjunto de otras y encontrar grupos en los datos, si existen y relacionar conjuntos de variables, con otras variables o con otros grupos.

Estas técnicas originalmente se desarrollaron para realizar clasificaciones taxonómicas, pero hoy en día y gracias, sobre todo, al desarrollo de las herramientas informáticas, se utilizan tanto en las ciencias exactas y las ciencias sociales; como en el desarrollo tecnológico y científico, sus posibilidades de aplicación son prácticamente incalculables.

1.5. Clasificación de las técnicas multivariantes.

El análisis con técnicas multivariante implica la separación, identificación y medida de la variación en un conjunto de variables, tanto entre ellas mismas como entre las variables dependientes e independientes. El término clave aquí es medida, dado que el investigador no puede separar o identificar una variación a menos que sea mensurable (HAIR, 2004: 5). Las variables pueden dividirse entonces, de acuerdo a los tipos de datos que las componen: los datos pueden ser cuantitativos o cualitativos. Los datos cualitativos serían la representación de atributos no métricos que representan características o propiedades y los datos cuantitativos representaciones métricas de escalas de grado o cantidad. Es, pues, de capital importancia, en la elección de una técnica de análisis en particular, reconocer que tipo de medida representan las variables a utilizar (Ver ilustración 1, Tomado de PEREZ, C., 2004, pág. 3).

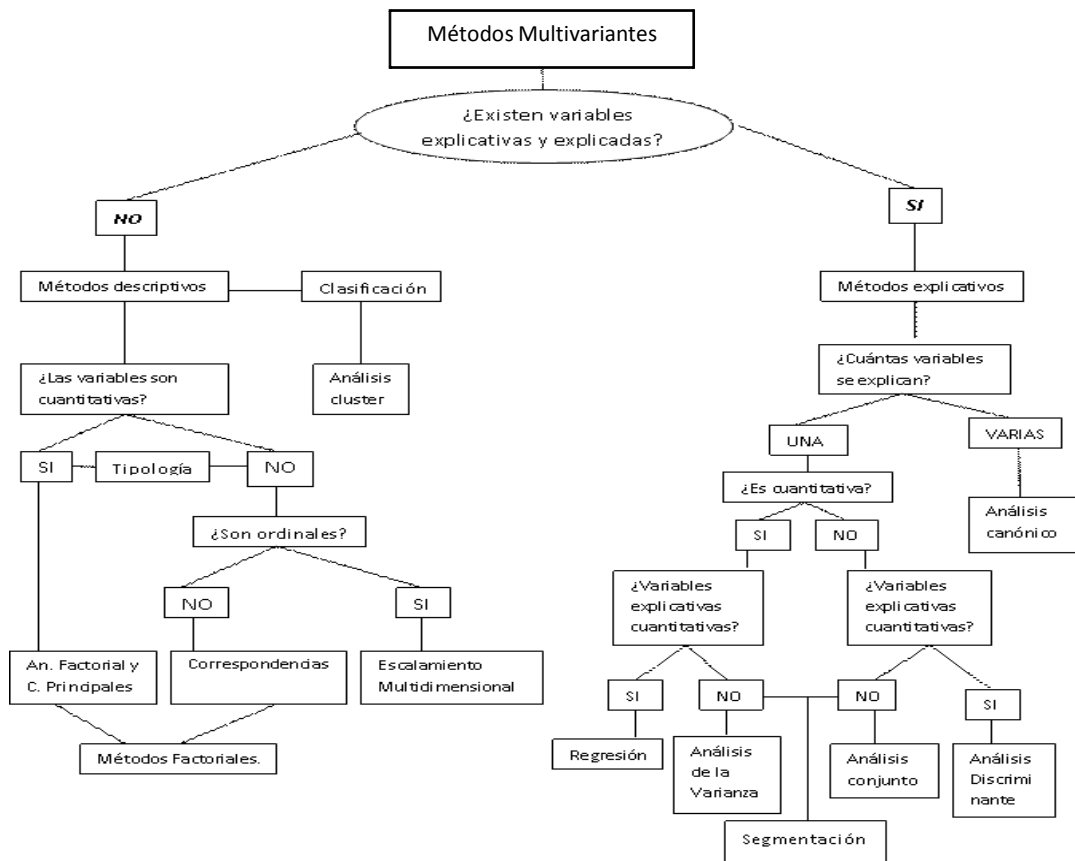
1.6. Etapas de un análisis multivariante.

Encontramos que los autores coinciden en proponer un acercamiento al análisis multivariante por pasos que pueden sintetizarse en seis (SALVADOR, 2000)(HAIR, 2004):

- Objetivos del análisis.

Se plantea el problema; se definen los conceptos y las relaciones fundamentales (dependencia o de interdependencia) que se van a investigar; una vez aclarados estos criterios se determinan las variables a observar y las técnicas multivariantes que se van a utilizar.

Ilustración 1. Clasificación global de las técnicas de análisis multivariante de datos.



- Diseño del análisis.

Se establece el tamaño de la muestra y las técnicas de estimación a emplear; y entonces, se analizan los datos.

- Hipótesis del análisis.

Se evalúan las hipótesis subyacentes a la técnica multivariante escogida. Dichas hipótesis pueden ser de normalidad, linealidad, independencia, homocedasticidad, etc. también se debe decidir qué hacer con los datos perdidos.

- Estimación del Modelo.

Se realiza el análisis y se evalúa el ajuste a los datos. En este paso pueden aparecer observaciones atípicas cuya influencia se debe analizar.

- Explicación de los resultados.

Se interpretan los resultados producidos, si estos fuesen decepcionantes o cuestionables, puede ser necesario revisar de nuevo las hipótesis y la estimación.

- Validación del análisis.

Para confirmar que los resultados obtenidos son pertinentes; y pueden generalizarse a poblaciones como de las que proceden, es recomendable realizar un procedimiento de remuestreo o de distribución de la muestra en varias partes, el modelo se estimará en cada una de ellas y se compararán los resultados.

1.7. Análisis Discriminante

1.7.1. Historia y definición

El Análisis Discriminante es una técnica de análisis desarrollada por el científico británico Ronald Ailmer Fisher (1890-1962), su primera aplicación partió de la necesidad de clasificar un cráneo descubierto en una excavación como perteneciente a un humano o a un antropoide; utilizando la distribución de las medidas físicas en cráneos ya estudiados (PEÑA, 2002: 391-392).

Su uso se recomienda cuando se posee una variable dependiente cuyos datos denotan una categoría (nominal o no métrica) y varias variables dependientes métricas. Implica proponerse la obtención de un valor teórico, es decir, una combinación lineal de dos (o más) variables independientes que predigan clasificaciones con información incompleta; dicha combinación puede realizarse mediante el uso de métodos de estimación secuencial o por

pasos. Lo ideal es identificar subconjuntos de variables con la mayor capacidad de discriminación; variables canónicas, entre los grupos definidos a priori.

Esta combinación lineal es lo que se conoce como función discriminante; y para que sea óptima ha de proporcionar una regla de clasificación que minimice la probabilidad de cometer errores de discriminación (VISAUTA, 1998: 128); estableciendo ponderaciones del valor teórico de tal manera que minimicen la variancia intragrupos y la maximicen entre grupos.

1.7.2. Objetivos del Análisis Discriminante

El Análisis Discriminante se propone pues obtener un modelo matemático discriminante (función discriminante) contra el cual sea contrastado el perfil de un individuo nuevo cuyo grupo se desconozca, y en función de ese resultado numérico, ser asignado al grupo más probable (GUTIERREZ, 1994: 85). Los objetivos de dicho modelo pueden sintetizarse en dos: Investigar si existen diferencias entre los grupos en cuanto a su comportamiento con respecto a las variables consideradas, averiguando en qué sentido se dan esas diferencias; y elaborar procedimientos de clasificación sistemática de individuos de origen desconocido, en uno u otro de los grupos analizados. Estos dos objetivos dan lugar a dos ramas dentro del Análisis Discriminante: *el Análisis Discriminante Descriptivo* y *el Análisis Discriminante Predictivo*, respectivamente (SALVADOR, 2000).

1.7.3. Selección de las variables dependientes e independientes

Para aplicar el Análisis Discriminante, el investigador primero debe especificar que variables van a ser independientes y que variables van a ser dependientes. Para el caso la variable dependiente debe ser categórica y las variables independientes métricas. El número de grupos que separarán las observaciones de la variable dependiente pueden ser dos (dicotómica) o más (multicotómica), pero teniendo en cuenta que sean excluyentes. En cuanto a las variables independientes; estas deben seleccionarse según los objetivos de la investigación que quiera realizarse y a la pregunta que propongan.

1.7.4. Tamaño de la Muestra

El éxito que puede lograrse con los resultados del Análisis Discriminante depende en gran medida de la relación existente entre el número de objetos de la muestra y el número de variables independientes elegidas. El número sugerido es de 20 observaciones por cada variable; y el mínimo recomendado es de 5:1. Teniendo siempre presente que ninguno de los grupos en que este dividida la variable dependiente debe poseer un número de observaciones menor al número de variables independientes. (HAIR, 2004: 263) Los autores coinciden en afirmar que si el número de datos a examinar difiere ostensiblemente entre un

grupo y otro puede realizarse una selección aleatoria para intentar igualar o cuando menos reducir esta diferencia.

1.7.5. División de la muestra o validación cruzada

Con la intención de contar con datos fiables para validar los resultados, y comprobar la validez de la función discriminante, los autores coinciden en afirmar que debe hacerse una división de la muestra original, los subgrupos se denominan de estimación o muestra de análisis; y de validación o ampliación de la muestra. Esta partición deberá tener en cuenta la relación de tamaño existente entre los grupos (muestreo estratificado proporcional), es prudente contrastar de que los grupos sean realmente distintos, y adicionalmente, tener en cuenta las indicaciones anteriores referentes al mínimo de datos recomendado.

1.7.6. Supuestos para obtener la función discriminante

La obtención de una función discriminante descansa sobre dos hipótesis fundamentales que son la de normalidad multivariante de las variables independientes y la de estructuras (matrices) de covarianza y dispersión desconocidas (pero iguales) para los grupos (HAIR, 2004: 264). Algunas soluciones propuestas en caso de no cumplirse serían las siguientes:

- La ausencia de normalidad puede generar problemas de estimación de la función discriminante; en este caso se recomienda el uso de Análisis Logit.
- Si las matrices de varianzas y covarianzas son distintas, puede deberse a problemas en la clasificación; en este caso se recomienda el uso de técnicas de clasificación cuadráticas.
- Si se presentaran problemas de multicolinealidad entre las variables, se debe a problemas en la interpretación de los parámetros de las mismas, las técnicas de estimación secuencial podrían obviarlos.
- Los casos atípicos pueden tener una influencia sustancial en la precisión clasificatoria de cualquier resultado del análisis discriminante. Lo que se aconseja es examinar todos los resultados y eliminar los atípicos, si fuera necesario.

1.7.7. Estimación de la función discriminante mediante D^2 de Mahalanobis

Prasanta Chandra Mahalanobis, (1893, 1972), fue un científico Hindú que destacó en la estadística aplicada. La Distancia de Mahalanobis es una medida de distancia introducida por él en 1936. Su utilidad radica en que es una forma de determinar la similitud entre dos variables aleatorias multidimensionales. Se diferencia de la distancia euclídea en que tiene

en cuenta la correlación entre variables aleatorias. La técnica consiste en ir asignando valores a las variables escogidas para considerar, no sólo los diferentes niveles de medición de las variables, sino los diversos tipos de asociaciones entre las variables. Es muy útil para determinar entre variables similares cuáles cumplen condiciones “ideales” para obtener un determinado resultado (Escobedo, 2008:18). El procedimiento lleva a cabo un análisis por etapas que está diseñado para obtener el mejor modelo de una variable, seguido por el mejor modelo de dos variables, y así sucesivamente hasta que ninguna otra variable cumpla la regla de selección deseada (el criterio del 0,05 es el más usado). (HAIR, 1999:287).

Conviene destacar los siguientes Inconvenientes de los procedimientos de selección de variables:

- No tienen por qué llegar a la solución óptima.
- Utilizan como criterios de selección, criterios de separación de grupos y no de clasificación.
- El nivel de significación global es superior al establecido para entrar y sacar variables debido a la realización simultánea de varios test de hipótesis. (Figueras, 2000),

Y las siguientes ventajas:

- La distancia de Mahalanobis tiene en cuenta las correlaciones entre las variables utilizando sólo la información de cada variable, no redundante.
- Es Invariante por transformaciones lineales no singulares, en particular por cambios de escala.
- La distancia de Mahalanobis tiene en cuenta las correlaciones entre las variables utilizando sólo la información redundante.
- Es Invariante por transformaciones lineales no singulares, en particular por cambios de escala.(SALVADOR, 2000)

1.7.8. Interpretación de los resultados

La interpretación de los resultados de la función, obviamente, será adecuada si se han respetado los presupuestos y debe hacerse teniendo en cuenta los valores de las puntuaciones Z discriminantes. Este proceso involucra el examen de la función discriminante para determinar la importancia relativa de cada una de las variables

independientes en su capacidad para discriminar entre los grupos. Los tres métodos para determinar la importancia relativa son:

Los pesos discriminantes estandarizados. Es la forma tradicional de interpretar la función discriminante, consiste en observar el signo y la magnitud de los pesos discriminantes estandarizados asignados a cada una de las variables en la función. Cuando se ignora el signo, cada peso representa la contribución relativa de su variable a la función. Las variables independientes con mayor peso contribuyen más al poder discriminante de la función.

La carga discriminante (estructura de correlaciones) mide la correlación lineal simple entre cada variable independiente y la función discriminante. La carga discriminante refleja la varianza que la variable independiente comparte con la función discriminante y puede ser interpretada como carga factorial al evaluar la contribución relativa de cada variable independiente respecto a la función discriminante.

Los valores F parciales. Cuando se utiliza el método stepwise se obtiene una forma adicional para interpretar el poder discriminante relativo de las variables independientes por medio del uso de la F parcial. Esto se logra examinando el tamaño absoluto de los valores F significativos y ordenándolos en de mayor a menor. Grandes valores F indican mayor poder discriminatorio. Esto ofrece la oportunidad de observar el nivel de significancia de cada una de las variables. (GRAJALES, 2000)

1.7.9. Validación de los resultados

El procedimiento más frecuentemente utilizado para validar la función discriminante es dividir los grupos aleatoriamente en la muestra de análisis y en una ampliación de la muestra. Esto implica tener que construir una función discriminante con la muestra de análisis y después validarla con la ampliación de la muestra. La precisión clasificatoria será más alta si fuese utilizada para clasificar una muestra separada. Esta validación es particularmente importante cuando el investigador está interesado en la eficacia externa de los resultados.

1.8. Regresión logística

La Regresión Logística deriva su nombre de la transformación logística utilizada con la variable dependiente. El Análisis Logit tiene dos supuestos básicos. En primer lugar, el método asume que la variable dependiente debe ser dicotómica e identificable. En segundo lugar, el costo del error, se debe considerar a la hora de definir la mejor puntuación de corte del modelo. Sin embargo, debido a la subjetividad de estos costes de clasificación errónea (Steele, 1995), en la práctica, la mayoría de los investigadores minimizan el total de la tasa de error y, por tanto, asumen implícitamente la igualdad de los costes de clasificación del

mismo (Zavgren, 1985; Koh, 1992; Hsieh, 1993). Ohlson (1980); Ooghe et al. (1993) citados por (BALCAEN S. 2006). Por otra parte, cabe destacar que los modelos de Análisis Logit son extremadamente sensibles a multicolinealidad (Ooghe et al., 1993; Ooghe et al., 1994a; Doumpos y Zopoudinis, 1999) citados por (BALCAEN S. 2006), así como a los valores anómalos y desaparecidos (Joos et al. 1998b) citado por (BALCAEN S. 2006). Además el problema en el modelo de Análisis Logit de multicolinealidad suele ser grave (Tucker, 1996) porque la mayoría de los modelos de Análisis Logit se basan en razones financieras, que están altamente correlacionadas, ya que con frecuencia comparten el mismo numerador o denominador. Por último, aunque los modelos logit no requieren que las variables se distribuyan normalmente, no hay pruebas de que no sigan siendo sensibles a la extrema anormalidad (McLeay y Omar, 2000) citado por (BALCAEN S. 2006).

1.8.1. Estimación del modelo de Regresión Logística

La naturaleza no lineal de la transformación logística se estima mediante el criterio de máxima verosimilitud, Este se repite hasta encontrar la estimación más probable de los coeficientes. Por ello, se usa el valor de la verosimilitud en lugar de la suma de los cuadrados al calcular la medida de ajuste global del modelo.

1.8.2. Interpretación de los Coeficientes

Una de las ventajas de la regresión logística es que sólo se necesita saber si un suceso ocurrió (riesgo de crédito o no, quiebra de la empresa o éxito) para entonces utilizar un valor dicotómico como variable dependiente. A partir de este valor dicotómico, el procedimiento predice por estimación la probabilidad de que el suceso tenga lugar o no. Si la predicción de la probabilidad es mayor que 0,50, entonces la predicción es sí, y no en otro caso. La razón de predicción de esta probabilidad se denomina **odds ratio** y puede expresarse como:

$$\frac{Prob(\text{evento})}{Prob(\text{no evento})} = e^{B_0 + B_1 X_1 + \dots + B_n X_n}$$

Los coeficientes estimados ($B_0, B_1, B_2, \dots, B_n$) están expresados en logaritmos, por lo que se necesita retransformarlos (tomando los valores del antilogaritmo) de tal forma que se evalúe más fácilmente su efecto sobre la probabilidad, utilizar este procedimiento no cambia en modo alguno la forma de interpretar el signo del coeficiente; un coeficiente positivo aumenta la probabilidad, mientras que un valor negativo disminuye la probabilidad predicha. Para presentar la relación entre las variables dependientes e independientes, los coeficientes deben representar efectivamente relaciones no lineales entre las variables dependientes e independientes.

1.8.3. Valoración de La Bondad del Ajuste del Modelo Estimado

En la regresión logística se busca maximizar el conocimiento de la posibilidad de que un suceso tenga lugar (estimación alternativa). El valor de la medida global de cómo se ajusta el modelo se fundamenta en el valor de la verosimilitud. (Que es -2 veces el logaritmo del valor de verosimilitud y se representa por -2LL) Un modelo con un buen ajuste tendrá un valor pequeño para -2LL. El valor mínimo para -2LL es cero. (Un ajuste perfecto tiene una verosimilitud de 1 y 2LL es cero.) El valor de la verosimilitud puede compararse asimismo entre ecuaciones, donde la diferencia representa el cambio en el ajuste predictivo desde una ecuación a otra. El contraste chi-cuadrado para la reducción en el logaritmo del valor de verosimilitud proporciona una medida de mejora debida a la introducción de la variable independiente. Un modelo nulo, que es similar a calcular el total de la suma de los cuadrados utilizando sólo la media, proporciona el punto de partida para la comparación. Además de las contrastaciones estadísticas de los test chi-cuadrado, se han construido varias medidas diferentes tipo R² para representar el ajuste global del modelo.

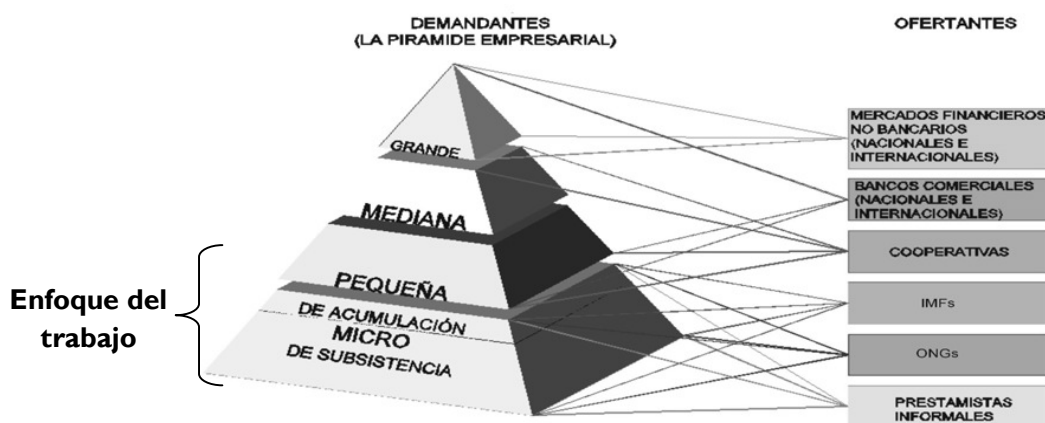
Hosmer y Lebeshow han desarrollado otros contrastes de clasificación. Los casos se dividen primero en 10 clases aproximadamente iguales. Luego, el número de sucesos reales y predichos se compara en cada clase con el estadístico chi-cuadrado. Este contraste proporciona una medida global de exactitud predictiva que no se basa en el valor de verosimilitud, sino en la predicción real de la variable dependiente. El estadístico chi-cuadrado es sensible al tamaño muestral.

La valoración de los resultados en el Análisis Logit se realiza por el método de validación cruzada igual que en el Análisis Discriminante.

2. ESTADO DEL ARTE

Caracterizar variables determinantes en la cartera en riesgo en el microcrédito, trabajando con información de la base de la pirámide de los usuarios que conforman el sector financiero (ilustración 2 tomada de Ossa, 2004.), considerando la diferencia entre los clientes según el tamaño de sus activos y el volumen de ventas determinan riesgos diferentes al momento de evaluar sus perfiles (OSSA, 2004.) y es en ese sector de donde es más difícil obtener información fidedigna, y más difícil aún obtener resultados concluyentes. De acuerdo con James A. Hoeven, la capacidad predictiva de estos análisis para pequeñas empresas es nula. E investigadores como Moses y Liao devaluaron el poder analítico de este tipo de modelos debido a la alta correlación que presentan las variables consideradas (citados por Elizondo, 2004). Debido a lo anterior se reconsidera en la actualidad, para estos casos el uso de sistemas de evaluación basados en la decisión experta de los ejecutivos de crédito de las instituciones financieras (ELIZONDO, 2004:51).

Ilustración 2. Caracterización de los portafolios de crédito de las entidades financieras



Tomada de Ossa, 2004

Aunque en sus inicios los modelos de valoración del riesgo de crédito se realizaban contemplando el riesgo crediticio en función de una sola variable; o de considerar varias, analizando cada una por separado, el hecho de que su resultado dependa de múltiples factores, los avances de la informática han permitido que las técnicas evolucionaran hacia modelos de tipo multivariante. Los analistas expertos dada su experiencia y conocimiento pueden evaluar distintas variables en conjunto y tomar decisiones al respecto, esto de hecho es un método multivariante; pero con el fin de superar los inconvenientes que tales modelos presentan, en cuanto a la subjetividad de las decisiones, se busca la creación de

modelos objetivos de evaluación, basados en métodos estadísticos, que consiguen que distintos analistas, a partir de idénticos elementos o factores, puedan tomar las mismas decisiones. (QUINTANA, 2005: 176). Estos métodos de evaluación fundamentan su capacidad predictiva en la apropiada respuesta a algunas preguntas metodológicas muy importantes referentes al modelo a utilizar:

- ✓ Con qué información cuenta la institución y que modelo se puede utilizar?
- ✓ Cómo combinar la información para obtener modelos con poder de predicción?
- ✓ Cuáles son los determinantes de la posibilidad de incumplimiento?
- ✓ Qué peso debe darse a las variables que resulten relevantes?
- ✓ Cómo establecer estos pesos con bases objetivas? (ELIZONDO, 2004: 54)

Pero es de resaltar que las limitaciones en la información son un impedimento clave para el diseño de este tipo de herramientas que permiten minimizar el riesgo crediticio, el principal problema que enfrenta una institución financiera para elegir la metodología a usar, es la disponibilidad y calidad de la información con la que cuenta, ya que es el conocimiento profundo de la cartera lo que puede validar el uso las técnicas de análisis y no al contrario (ELIZONDO, 2004:51). Todas estas herramientas de medición del riesgo de crédito pueden resumirse en dos tipos de técnicas básicas, el scoring y el rating, que permiten calificar el riesgo mediante una puntuación o una clasificación en grupos de riesgo, y que utilizan a su vez técnicas estadísticas (QUINTANA, 2005: 177); que incluye modelos de probabilidad lineal, regresión logística, regresión probit, y análisis discriminante (Mester, 1997) citado por (Spognardi, 2002). Los tres primeros modelos estiman la probabilidad de no-pago en función del comportamiento pasado y las características personales del solicitante. Estas técnicas se diferencian en el supuesto asumido acerca de la relación entre la probabilidad de no-pago y los factores considerados relevantes en la explicación de la misma. Los modelos de probabilidad lineal asumen la hipótesis de una relación lineal, los modelos logísticos asumen que la probabilidad de no-pago tiene una distribución logística, mientras que los modelos probit consideran que esa probabilidad se distribuye de acuerdo a una función acumulativa normal. En cambio los modelos de Análisis Discriminante no estiman un valor de probabilidad de no-pago; solo permiten determinar cuáles son las variables que dividen a los clientes en clases de alto y bajo riesgo crediticio (Spognardi, 2002). Otros dos métodos se basan en los modelos de redes neuronales y *option's-pricing theory*, aunque su potencial de aplicación está más vinculado a los préstamos comerciales, cuya heterogeneidad dificulta la aplicación de las técnicas estadísticas tradicionales. (Mester, 1997) citado por (Spognardi, 2002).

De acuerdo a lo encontrado (Balcaen, 2006) el Análisis Discriminante propone una combinación lineal de las variables que proporciona la mejor distinción entre el pago y el impago de una empresa; y la función discriminante lineal ofrece una buena indicación de una empresa con buen desempeño financiero. En la mayoría de los estudios, un bajo puntaje indica un discriminante pobre en el desempeño financiero y aunque una puntuación discriminante es simplemente una medida ordinal permite la clasificación de las empresas. Además, señalan que es posible que las variables que parecen insignificantes en una base univariante, pueden ser significativas en la oferta de información en el contexto de Análisis Discriminante (Altman, 1968) citado por (Balcaen, 2006) o que pueden ofrecer coeficientes inesperado, signos contraintuitivos (Ooghe y Verbaere, 1985) citado por (Balcaen, 2006). Por otra parte, cabe destacar que los coeficientes de esta técnica, por si solos, no indican la importancia relativa de las variables de composición, ya que no pueden interpretarse como la *b-uno* de los coeficientes de regresión (Altman, 1968; Blum, 1974; Tollefson y Alegría, 1975; Eisenbeis, 1977; Taffler, 1983) citados por (Balcaen 2006) y solo permiten realizar clasificaciones del tipo empresas malas y no malas. De esta manera, las empresas están asignadas al grupo que más se asemejan según los valores que les adjudique la función pero en el sentido estricto dicha asignación no puede considerarse una predicción. (Balcaen, 2006).

El uso de esta técnica considera varias hipótesis (Edmister, 1972; Eisenbeis, 1977; Zavgren, 1983; Karels y Prakash, 1987) citados por (Balcaen; 2006). En primer lugar supone un conjunto de datos dicotómicos, es decir, son grupos discretos que no se solapan. En segundo lugar, el uso del Análisis Discriminante se basa en supuestos restrictivos, y especifica antes la probabilidad de fracasos y errores de clasificación que los costes. Aunque algunos estudios han destacado la importancia de los dos primeros supuestos restrictivos, la mayoría de los estudios de predicción de fracaso del análisis no comprueban si los datos cumplen los supuestos y como resultado, la técnica de modelado se aplica en una forma inadecuada y por eso no son adecuados para la generalización (y Alegría Tollefson, 1975; Eisenbeis, 1977, Richardson y Davidson, 1984; Zavgren, 1985) citados por (BALCAEN S. 2006).

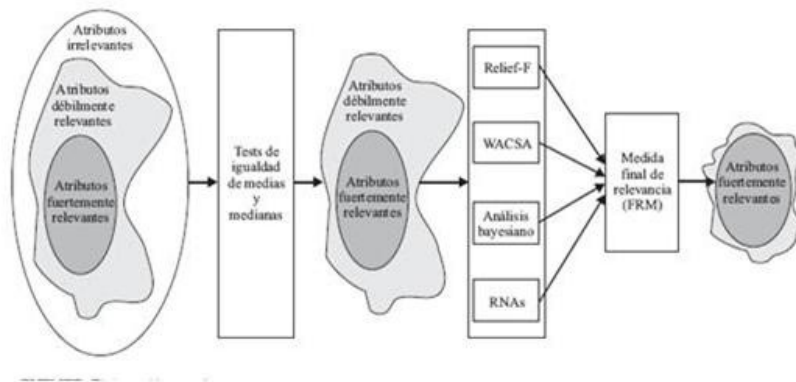
Los modelos de puntuación de crédito (MPC) son comúnmente estructurados a lo largo de las líneas de Altman (1968) Z-score model. En primer lugar, el MPC debe ser desarrollado y estimado. Normalmente, una MPC usa créditos históricos y datos del prestatario para identificar qué características son más fáciles de distinguir entre los préstamos en mora y al día. Es durante esta etapa de desarrollo que las decisiones del método del modelo de estimación deben ser tomadas y todas las características potencialmente relevantes del prestatario tienen que ser identificadas y codificadas, esta investigación previa provee el fundamento para que un prestatario sea clasificado y su impacto debidamente establecido - en otras palabras, el modelo ha de ser estimado. Ahora, el MPC se puede aplicar a las

nuevas solicitudes de préstamos para los que la probabilidad de incumplimiento no se conoce. Basándose en esta estimación, una puntuación de crédito puede ser calculada para cada nuevo solicitante de préstamos, donde un mayor puntaje indica un mejor desempeño esperado del prestatario y, por tanto, un menor porcentaje de impago. Esta puntuación debe ser comparada con el argumento del MPC de la tasa de corte para determinar si la solicitud de préstamo es aceptada, rechazada o requiere más evaluación (Thanh; 2007). El desarrollo de un MPC se inicia con la decisión sobre la forma básica del modelo, es decir, su método de estimación a través de árboles de decisión, modelos de probabilidad lineal, logit o probit, modelos de regresión o análisis discriminante múltiple.

El Trabajo, Credit Risk Assessment Using A Multicriteria Hierarchical Discrimination Approach. A comparative análisis, (M. DOUMPOS, 2002: 392-411); tiene como principal objetivo investigar el potencial y la aplicabilidad de un nuevo método de la discriminación en la evaluación del riesgo de crédito, sobre la base del marco metodológico de decisión multicriterio de ayuda (MCDA). El método emplea un procedimiento de discriminación jerárquica para determinar la clase a la que las empresas en riesgo de crédito pertenecen y conduce a la elaboración de un conjunto de funciones, que se utilizan para clasificar cada empresa en un grupo específico, llega a identificar que las empresas sanas se caracterizan por altos valores en la rentabilidad de los siguientes índices EBIT, activo, ventas de activos y los bajos valores en el coeficiente de solvencia, pasivo a corto plazo, patrimonio; ventas, activos totales e ingresos netos, capital de trabajo; así como por los bajos valores en el coeficiente de liquidez de cuentas por cobrar y valoración del pasivo corriente. (M. DOUMPOS, 2002: 405).

El Trabajo, Aplicación del Análisis Discriminante Y Regresión Logística en el estudio de la morosidad en las entidades financieras. Comparación de resultados (QUINTANA, 2005); cuyo objetivo fundamental se centra en el análisis y evaluación de la morosidad como forma de manifestación del riesgo de crédito, mediante la determinación de aquellos factores con mayor influencia en dicho fenómeno; se realizó a través de un estudio comparativo de dos técnicas estadísticas consideradas adecuadas para este tipo de análisis, como son el Análisis Discriminante, tradicionalmente utilizado por las entidades financieras en sus credit scoring, y la Regresión Logística, aplicándose ambas a una muestra de clientes de tres tipos de entidades financieras. Partió (Ilustración 3) de un análisis empírico, que comprendió una serie de etapas que fueron desde la determinación de las variables que permitirían explicar la morosidad, hasta el procedimiento de selección de la muestra de clientes objeto de estudio. Encuentra que tanto la técnica de análisis discriminante como la de regresión logística son adecuadas para el estudio y predicción de la morosidad, consiguiéndose mediante ambas técnicas una elevada eficacia predictiva. (QUINTANA, 2005: 195).

Ilustración 3. Esquema del proceso de selección de variables



El Trabajo, *Análisis de los determinantes del riesgo de crédito en presencia de carteras de bajo incumplimiento*. Una nueva propuesta de aplicación (FLOREZ, 2007: 71) ; propone una nueva metodología para el análisis de los determinantes del riesgo de crédito, considerando tres fases diferenciadas: primero una selección de variables explicativas (ilustración 5, tomada de FLOREZ, 2007: 71), Luego modelos de análisis multivariante, a partir de variables previamente seleccionadas y atributos que clarifiquen aún más la pérdida esperada, y por último una evaluación y validación de los modelos, mediante el empleo de diversos índices y técnicas de remuestreo (bootstrasp). La investigación analiza una muestra de 52 bancos españoles, fracasados y sanos durante el periodo 1978–1982, que ya habían sido objeto de numerosos estudios previos, pudiendo determinar con este trabajo que los ratios mas explicativos del fracaso bancario están integrado por indicadores de rentabilidad y liquidez y, en menor medida, por indicadores de endeudamiento.

El Trabajo, *Análisis Discriminante Del Riesgo De Impago* (ARAGON, 2004); propone una manera de obtener funciones de predicción del impago de las empresas basada en puntuaciones discriminantes. Una de sus conclusiones es que el empleo del Análisis Discriminado Multivariante aplicado a la cuantificación del riesgo de quiebra y de impago ha sido desplazado en los últimos años por otras técnicas como la regresión logística, debido a la necesaria normalidad y homocedasticidad que se requiere al aplicar el Análisis Discriminante. Sin embargo con este trabajo se pretende demostrar y proponer una manera de determinar ecuaciones confiables basadas en él, siempre que la obtención de las mismas se apoye previamente en técnicas no paramétricas dentro del proceso de selección de variables, y en transformaciones de box-cox para lograr la normalidad en los indicadores; también propone el empleo del análisis de componentes principales, para evitar la multicolinealidad o interrelación entre las variables explicativas, generalmente presente en los ratios financieros y a la vez frecuentemente obviadas. Al final concluye que la aplicación de estas técnicas, en conjunto, muestra una vía muy confiable para obtener probabilidades de impago de las empresas. La información que sirvió de base para el cálculo de las variables

fue: el estado de resultado, balance general, estado de las cuentas por cobrar, así como registros internos sobre el cumplimiento histórico de pagos con la institución crediticia.

De acuerdo con ARAGON, para alcanzar el objetivo final de encontrar una función matemática que permita predecir el futuro impago de un cliente, y cuantificar la probabilidad de que esto ocurra, se requiere previamente el cumplimiento de los supuestos de normalidad, homocedasticidad y no multicolinealidad; pero todas estas restricciones se violarían si se intentara tomar como variables indicadores financieros debido a la alta presencia de correlación entre muchas de estas variables y la distribución no normal de la mayoría de ellas. (ARAGON, 2004: 8).

El autor sugiere que es por la ausencia de normalidad y de matrices de covarianzas distintas, que muchas veces se obtiene poca confiabilidad de la significación estadística de los resultados cuando se aplica un Análisis Discriminante. También la multicolinealidad, provocada por la alta relación que presentan las variables es especialmente crítica en el proceso por etapas del análisis discriminante, ya que puede ser desechada completamente una variable, si en un paso anterior se escoge un indicador altamente relacionado con ésta, por lo que se dificulta la medición de la real contribución de cada variable a la capacidad predictiva de la función discriminante. (ARAGON, 2004:8) Termina concluyendo que las variables seleccionadas, caracterizan en alto grado la situación financiera de las empresas en cuanto a su riesgo de liquidez. Dentro de esos indicadores resalta la relación de cuentas por pagar a más de 90 días, poco empleado al valorar la situación financiera de las empresas; otra conclusión más es que el Análisis Discriminante Multivariado constituye un procedimiento muy confiable para la predicción del impago, siempre que se base en variables incorrelacionadas y con distribución normal, como las obtenidas mediante la aplicación del Análisis de Componentes Principales.

Propone cómo evaluar y gestionar el riesgo de crédito con eficacia en el proceso y lo mide con los principales indicadores de rendimiento financiero tales como la calidad de los activos, cartera de crecimiento, y los márgenes de beneficio de las instituciones.

Martin (JBF, 1977), utiliza ambos análisis, logit y discriminantes, para predecir las quiebras bancarias en el periodo 19975, 76, cuando 23 bancos fallaron, ambos modelos dieron clasificaciones similares en el termino de clasificar quiebras y no quiebras. West (JBF, 1985), usa el Modelo Logit junto con el análisis de factores para medir la condición financiera de las instituciones financieras y asignar a ellos la probabilidad de esta en problemas bancarios.

Sobre la base de los resultados estudiados en Boyle, Crook, Hamilton, y Thomas (1992), Desai, Crook, y Overstreet (1996, 1997), Henley (1995), Srinivasan y Kim (1987), y Yobas, Crook, y Ross (2000) y según lo reportado por Thomas (2000) y Hair (2000), se consideró utilizar como método la aplicación de las dos técnicas más comunes: El Análisis

discriminante y la regresión Logística (logit), considerando la hipótesis de convalidar la información obtenida de una en la otra; Se parte de una evaluación realizada al recoger la muestra de préstamos existentes, observando detenidamente si hay características de los créditos antiguamente documentadas que puedan ser investigadas para categorizar a los prestatarios entre los de buen riesgo y los de mal riesgo; aunque esta suficientemente sustentado que un prestatario en posibilidad de incumplimiento puede ser invisible. Es de anotar que la técnica de regresión logística (Logit) requiere menos hipótesis previas para su cumplimiento en razón de su eficacia, lo que la ha convertido en la metodología de mayor uso en la calificación y clasificación de créditos minoristas. (THANH, T 2007):

Managing credit risk in rural financial institutions in Latin America, un estudio realizado para el Banco Inter Americano de Desarrollo, examina una muestra de cuarenta y dos instituciones financieras en América Latina, que tienen carteras del sector agrícola (WENNER, 2007: 1), identifica un conjunto de técnicas para reducir el riesgo de crédito donde se deben considerar: expertos basado en uso intensivo de la información de crédito, empleando personal bien preparado que posea conocimientos en la agronomía; centrar el análisis principalmente en el flujo de caja y análisis de sensibilidad para determinar la capacidad de amortización; dar preferencia a los hogares que tienen diversificación de flujos de ingresos y que son algo aislado de los riesgos meteorológicos; estrategias en diversificación (geográfica, sectorial, productos básicos); tecnologías (donde los incentivos de reembolso para los clientes y los incentivos al rendimiento para el personal juegan un papel importante y donde la información actué como un virtual sustituto de garantías reales); consideran un límite de exposición de cartera agrícola, inferior al 40 por ciento del total de préstamos; y por ultimo hacer un seguimiento estrecho a los clientes (WENNER, 2007: 24).

3. METODOLOGIA

En esta sección se detalla la búsqueda, tabulación y depuración de los casos estudiados en las bases de datos de microcréditos vencidos del sector agropecuario, de una entidad bancaria, para construir un censo que permitiera evaluar el riesgo en el microcrédito rural; se presenta el modelo que se implementó para lograr el análisis e interpretación de la muestra obtenida, y se expone la aplicación del mismo. Finalmente se proponen algunas variables a tener en cuenta en la valoración de la morosidad de los clientes para ser consideradas en el cálculo del riesgo y/o en la formación de ejecutivos de créditos calificados para atender el sector de los microcréditos, con énfasis en lo agropecuario.

3.1. Obtención De Los Datos:

En la elección de los datos se consideraron dos aspectos: el primero las condiciones de adjudicación de los microcréditos en Colombia donde, según el Decreto 919 de 31 de Marzo de 2008, se establece que “para que un crédito sea considerado como microcrédito está determinado no sólo por el sujeto a quien se encuentra dirigido sino también por el monto del mismo. En otras palabras, los microcréditos corresponden a aquellos créditos que son otorgados a microempresas (persona natural y jurídica) y que no superan los 25 salarios mínimos legales vigentes”; y el segundo, la forma como se clasifican los clientes de el sector agropecuario, en una entidad bancaria, según sus activos; lo anterior para obtener datos lo más ajustados posible a la definición de microcrédito arriba anotada; se eligieron entonces los sujetos de la categoría *pequeño productor* que las base de datos proponían como la más baja dentro de la variable “tipo de productor”. Las características de estos desembolsos dentro de la entidad bancaria analizada son: plazo entre cinco (5) y 84 meses, periodo de gracia de seis (6) a 36 meses (tiempo en el cual solo paga el interés); pago a interés y capital trimestral, semestral o anual, de acuerdo al flujo de caja de la actividad financiada; la tasa es al DTF + 4% EA.

Dicha búsqueda consistió en un proceso de analizar el censo de crédito disponible en archivos en Excel, donde se detallaba la información de los créditos vigentes de una entidad bancaria. Con la aportación de evaluar el segmento de créditos vencidos, para buscar en él información que permitiera caracterizar a los clientes que lo componen. Al momento de la investigación las bases de datos consultadas, tenían un total de 6.500 registros, que correspondían a obligaciones vencidas, de varios segmentos de clientes; después de aplicar los criterios anteriores se identifican un total de 3.200 registros que los cumplían. Es de tener en cuenta que esta información esta almacenada en cientos de CD (discos compactos) los cuales se debían explorar uno a uno, esta labor requirió invertir cuatro (4) meses en conseguir los datos y otro mes más para tamizarlos. Finalizada esta tarea se llegó a una

muestra con 2.347 registros, de créditos vencidos al corte del 30 de noviembre de 2008, desembolsados entre los años 2005 y 2007.

La intención, en principio, era llegar a definir a partir de esta búsqueda dos líneas de investigación: una tendría como objetivo las variables que pudieran ser indicadores de confianza, considerando que en las microfinanzas el crédito debe convertir el dinero en un instrumento para una relación de confianza (Restrepo, 2003: 4), sería interesante confirmar si era posible evaluar la relación entre confianza y riesgo, en este sentido la principal dificultad encontrada fue el hecho de que en la recolección de los datos concernientes a los créditos rurales que se querían analizar, el banco facultaba a los asesores de crédito a otorgar los préstamos a través de una entrevista personal, sin visita a la unidad productiva, estos ejecutivos tienen una formación muy heterogénea, y esto convertía algunas variables en extremadamente subjetivas o sujetas a contener datos no verificados, lo que hubiese conducido a un *error de medida*, producido por información poco fiable o falseada. La otra línea era la búsqueda de variables que fueran relevantes para la consecución de información contable y financiera, concerniente a la evaluación del riesgo de impago de quienes solicitan este tipo de servicios, que está fundamentada en la necesidad de administrar bien los fondos crediticios disponibles para este rubro, ya que la sostenibilidad de estas políticas, según se resaltó anteriormente, no son sólo un asunto financiero sino de desarrollo (Restrepo, 2003: 1).

3.2. Descripción De La Base De Datos

La base de datos de créditos del banco cuenta con cien variables, aproximadamente. Estas variables se encuentran divididas en cuatro categorías según el *Manual de políticas de crédito, cartera y garantías* de la entidad: información del proyecto, financiera, demográfica e información del proceso de evolución de la obligación crediticia; algunas de las variables son puramente informativas y de las cuales no se podía esperar que ayuden a discriminar: ciudad del cliente, cliente, codeudor, código cliente, código destino, destino, dirección del cliente, estado de la obligación, identificación, número de obligación, oficina, prefijo teléfono, etc.; otras que confluían en las seleccionadas: número de hectáreas destinadas a actividad agrícola o pecuaria, precios del producto, rendimiento x hectárea, total ingresos, unidad medida, unidades financiadas, valor egresos, valor solicitado, valor total producción. Otras que informan datos de la obligación: intereses contingentes, intereses vencidos, intereses vigentes, mora contingente, mora vigente, seguro de vida vencido, seguro de vida vigente, provisión de capital, provisión de intereses, entre otras. Esta depuración inicial, se realizó buscando dejar las que aportaran al proceso con el criterio de considerar que antes de elegir la metodología para estimar la probabilidad de incumplimiento el elemento más importante es el conocimiento profundo de la estructura y composición de las carteras, ya que de este dependen: la identificación de los factores de riesgo, la identificación y selección de las variables relevantes a considerar en el análisis y la selección de las metodologías más adecuada para estimar las probabilidades de cumplimiento (ELIZONDO, 2004: 76); logrando obtener 44 variables. (Anexo 1):

Contar con tantas variables, nos obligaba nuevamente a una revisión más estricta, cuidadosa, exhaustiva, fundamentada en la conceptualización y el conocimiento de los datos, para lograr un aporte real a la investigación, se descartaron aspectos como la redundancia en la información, la fiabilidad de la misma, y las puramente informativas, se debía tener cuidado de no descartar las que realmente nos permitirán indagar. A través de este procedimiento se define, descartar 33 variables (Anexo 2): siete (7) por fiabilidad (acceso al mercado, condición agroecológica, experiencia en la actividad, infraestructura, tecnología, fuentes alternativas de ingresos), considerando la política de la entidad, donde el asesor otorga los préstamos a través de una entrevista personal en la oficina sin visitar el predio debían definir subjetivamente sobre esta información, que requiere un conocimiento de tipo técnico, llevando a evidenciar datos sesgados; 10 informativas (educación, experiencia en crédito con el banco, FAG, fecha desembolso, garantía, gracia, número de obligación, oficina, saldo del crédito, zona) no aportaban al análisis de una manera clara u objetiva, y 16 redundantes (Amortización de intereses, base real de garantía, endeudamiento con el banco, endeudamiento con otros bancos, fecha de inicio de mora, número de cuotas pagadas, número de cuotas pactadas, periodicidad, precio del producto, total ingresos, unidad de medida), se ven reflejadas en otras, todo esto se logra identificar después de varias revisiones de los datos, podíamos proceder a elegir el modelo.

3.3. Elección de un modelo

De acuerdo a las posibilidades que ofrecían las variables y a las pautas que se planteaban en la aproximación metodológica a las técnicas de análisis multivariante; se testó el modelo Clúster intentando que realizara una división en grupos que hicieran posible determinar el riesgo de impago en los microcréditos agropecuarios, pero los grupos no arrojaron ningún resultado representativo, que aportará realmente a la investigación; se decidió entonces aplicar un modelo consistente en la aplicación de la técnica de Análisis Discriminante; y dado que esta técnica descansa sobre un cumplimiento estricto de los supuestos de normalidad multivariante e igualdad de matrices de varianza covarianza entre grupos; supuestos que no siempre se verifican en este tipo de estudios dadas las características especiales de las variables financieras (ELIZONDO, 2004: 71) y que, en cambio la Regresión logística no se enfrenta a estos supuestos tan estrictos, y es mucho más robusta cuando estos supuestos no se cumplen (HAIR, 2004: 280) se decidió usarlas simultáneamente para convalidar la relevancia de las variables (Quintana, 2005); y así según la importancia y el peso de los coeficientes estandarizados de las funciones canónicas discriminantes (ESTEVE, 2000: 9), correr el modelo Logit para ratificar los resultados y fundamentar mejor los hallazgos.

Decidido el modelo se decide la aplicación de una metodología, siguiendo el diagrama de pasos propuesto por Hair (HAIR, 2004), (PEREZ, C., 2004); con ayuda de las herramientas informáticas del software SPSS, versión académica.

3.4. Definición del objetivo del Análisis Discriminante

La aplicación de esta técnica buscaba saber si existían diferencias estadísticamente significativas entre las obligaciones que se encontraban en cobro administrativo y en cobro jurídico y encontrar cuantas de las variables discriminaban más y mejor entre estas categorías, aportando con ello a mejorar la información con la que pudieran tomarse decisiones que condujeran a optimizar la administración del riesgo (ELIZONDO, 2004: 51), en los microcréditos, que tuvieran como destinatarios los pequeños productores del sector agropecuario. Es bueno recalcar que el Análisis Discriminante no estima un valor de probabilidad de no-pago; solo permiten determinar cuáles son las variables que dividen a los clientes en clases de alto y bajo riesgo crediticio (Spognardi, 2002) y que este modelo exige la presencia de una variable dependiente cualitativa y el uso de variables dependientes cuantitativas.

3.4.1. Variable dependiente

Como se explicó este modelo exige la interdependencia entre las funciones. La información contenida en la variable “días de vencido”, permitía calificar niveles de riesgo de las operaciones crediticias, con lo cual se asumió como la variable dependiente cualitativa; dividiendo la muestra en dos categorías:

- Cartera en cobro administrativo (vencidos, entre 1 y 30 días)
- Cartera en cobro jurídico (vencidos, plazo mayor a 30 días)

Para lograr mejor información, y sustentar claramente la decisión al determinar la permanencia en un grupo u otro, se ajustó la variable. Se eligió un período de tiempo 2007-2008, y un corte que definiera los días vencidos: el 30 de noviembre de 2008, pero este dato por si solo no era del todo relevante; así que se retomó la muestra y se buscó identificar el comportamiento de las obligaciones en un período más específico de el anterior segmento, los últimos doce (12) meses, conformando dos (2) grupos:

- Obligaciones que hubiesen presentado vencimiento mayor a 30 días durante todos los últimos doce (12) meses; y que por tanto representaban riesgo evidente de impago, proceso de exigencia de garantía ante las entidades creadas para avalar a los pequeños productores (Finagro, Fondo de Garantías de Antioquia, Fogacafe), disposición de recursos para cobro jurídico, provisiones, afectación del valor, castigo de cartera etc. Y que por lo tanto marcan default, es decir se consideran incapaces de cumplir sus obligaciones; y se definieron como: Grupo de cobro Jurídico (1)

- Créditos no incluidos en el primero; obligaciones que presentaban algún tipo de vencimiento en los últimos doce meses, y que ameritaban para su manejo una destinación de recursos menor, debían mantenerse bajo observación y constante seguimiento: Grupo de cobro administrativo (0).

3.4.2. Selección de las variables independientes

Era necesario seleccionar variables cuantitativas que son las que por principio deben elegirse en la aplicación de la técnica de análisis discriminante; se considera la posibilidad de usar variables ficticias, pero dentro de las variables cualitativas ninguna pertenecía a la clasificación de escala ordinal y por lo tanto se desechó esta posibilidad (Tabla 2).

Tabla 2. Variables consideradas para correr el modelo

Información	Variable Seleccionada	Clasificación1	Clasificación2	Clasificación3
Del Proyecto	Flujo	Cuantitativas	Métrica	Escala
	Actividad	Cualitativas	Métrica	Nominal
	Plazo	Cuantitativas	Métrica	Escala
Financiera	% Endeudamiento	Cuantitativas	Métrica	Escala
Demográfica	Edad	Cuantitativas	Métrica	Escala
	Estado civil	Cualitativas	No Métrica	Nominal
	Sexo	Cualitativas	No Métrica	Nominal
	Vivienda	Cualitativas	No Métrica	Nominal
De la Obligación crediticia	Desembolsado	Cuantitativas	Métrica	Escala
	% cuota pagada	Cuantitativas	Métrica	Escala

Fuente: Elaboración propia

Las variables métricas consideradas para el análisis discriminante fueron seis (6):

- X₁ % cuota pagada
- X₂ % Endeudamiento
- X₃ Desembolsado
- X₄ Edad
- X₅ Flujo
- X₆ Plazo

3.4.3. Tamaño muestral

El tamaño de la muestra fue de 2.347 casos, lo que en relación al número de variables nos ofrecía una ratio con una muy alta posibilidad predictiva, la proporción recomendada es de

20 casos por variable (HAIR, 2004: 263) y para esta investigación la ratio es de 391:1; lo que la convertía en óptima incluso para la división en dos grupos (estimación y validación).

La diferencia en el tamaño de los grupos de validación y estimación fue considerada como válida (HAIR, 2004: 263); y se tuvo en cuenta para elegir la razón de la muestra ampliada (75-25) de acuerdo a la metodología aplicada. Esta selección se realizó mediante muestreo estratificado aleatorio (Tabla 3):

Tabla 3. Tamaño de la muestra. – Análisis Discriminante

Observaciones	Grupos	%	Cantidad
2347 100%	Administrativo (<=30 días de vencido)	60,8%	1.428
	Juridico (>30 días vencido)	39,2%	919

Estimación	Grupos	%	Cantidad
1771 75%	Administrativo (<=30 días de vencido)	60,8%	1.076
	Juridico (>30 días vencido)	39,2%	695

Validación	Grupos	%	Cantidad
576 25%	Administrativo (<=30 días de vencido)	61,1%	352
	Juridico (>30 días vencido)	38,9%	224

Fuente: Elaboración Propia

3.4.4. Supuestos del Análisis Discriminante

Los supuestos clave para obtener la función discriminante son el de la normalidad multivariante de las variables independientes y el de las estructuras de covarianza y dispersión desconocidas pero iguales para los grupos (HAIR, 2004:264)

- Distribución normal

Se asume que los datos que contienen las variables representan una muestra proveniente de una distribución normal multivariable. Pero al revisar el cumplimiento de este supuesto es evidente que no se cumple en ninguna de las seis (6) variables canónicas sometidas a estudio, es decir que no están normalmente distribuidas; aunque son independientes, lo que puede verificarse al observar la curva de sus funciones de densidad o *curvas normales tipificadas*. Pero según el teorema del límite central (CABAÑAS, 2002) en poblaciones suficientemente grandes puede darse por sentada la normalidad. En este caso tiene especial

relevancia, para esta investigación, la variable porcentaje de cuota pagada que posee una frecuencia muy alta de impagos en la primera parte de la gráfica, volveremos sobre ella más adelante.

- Prueba de homocedasticidad del modelo

Esta prueba permite evaluar la igualdad entre las matrices de covarianzas de los grupos. Homogeneidad de varianzas covarianzas. Se supone que la varianza de las matrices de covarianza de las variables son homogéneas.

La prueba M de Box (Tabla 4), no cumple la hipótesis nula de que las matrices de covarianza son iguales; para el ejercicio, el valor obtenido 0.010, siendo p-valor < 0,05, rechazando la igualdad entre las matrices de covarianzas.

Tabla 4. Resultados de la prueba M de Box

M de Box	6,585
F Aprox.	6,581
gl1	1
gl2	8279304,670
Sig.	,010

Fuente: Versión Académica Software SPSS 18.

Se continúa con el ejercicio, apegándose al modelo propuesto, para obtener los coeficientes estandarizados de la función discriminante estimada así como la matriz de estructura.

3.4.5. Conclusión del Análisis Discriminante:

El análisis realizado comienza con seis (6) variables, el mismo método utilizado en la versión académica del SPSS termina dejando solo tres (3) variables, la expresión matemática de la función discriminante sería dada por (Tabla 5):

$$D = 0,744Z_{\text{flujo}} + ,533Z_{\text{plazo}} + 0,257Z_{\text{cuotapagada}}$$

Donde Z_i indica la tipificación de la variable i -ésima. Estos valores nos ayudan a determinar el grado de significación de cada una de ellas en la explicación de la variable dependiente, por ello elegimos los valores de los coeficientes enumerados de mayor a menor para valorar el grado de incidencia de las variables en el pago de los préstamos.

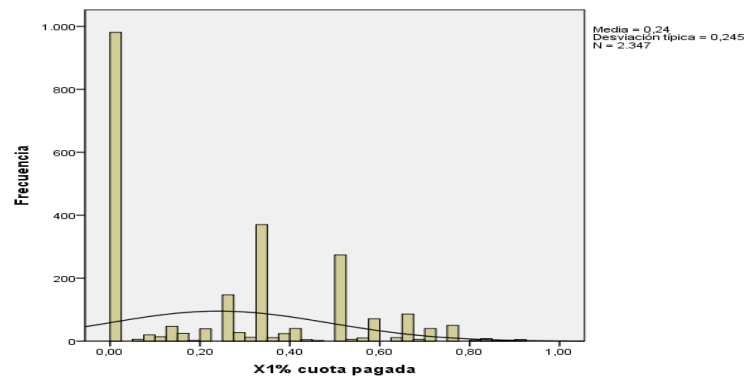
Tabla 5. Coeficientes Estandarizados De Las Funciones Discriminantes Canónicas

	Función
	1
(x6)Flujo	,744
(x7)Plazo	,533
(x9)% cuota pagada	,257

Fuente: Versión Académica Software SPSS 18.

Queremos llamar la atención sobre la variable “porcentaje de cuota pagada”, el comportamiento de la variable es muy significativo y dicente de las razones que no permiten que ciertos datos financieros logren los supuestos de una técnica como esta; como puede observarse en el siguiente gráfico la columna más alta y que equivale a aproximadamente el 50% de los créditos en mora (Ilustración 4) y en cobro jurídico son créditos que han pagado hasta una cuota, teniendo en cuenta que estas cifras son indicadores de un banco específico, las conclusiones de la revisión de este tipo de variables puede por si sola posibilitar la interpretación de los riesgos de impago de esta entidad pero no son de ninguna relevancia predictiva; y por lo tanto confirma lo que Altman y Elizondo (Elizondo, 2004) y otros dicen respecto a la importancia de la interpretación de los datos, en sí misma, para una investigación de este tipo, esta variable es un caso extremo, pero no por ello menos dicente de lo fundamental que es considerar el conocimiento del investigador.

Ilustración 4. Histograma De La Variable % De Cuota Pagada



Fuente: Versión Académica Software SPSS 18.

3.4.6. Aportes Del Análisis Discriminante a Nuestro Trabajo

La aportación principal es poder obtener los valores de los coeficientes estandarizados Z_{1j} , porque nos permiten establecer un orden de incidencia de las características sobre el pago del crédito, y por tanto tendremos en cuenta el peso de las variables en la determinación del riesgo crediticio.

La utilización de estos coeficientes solventa al mismo tiempo el uso del análisis Logit y nos propone unos valores de las variables para contrastar y convalidar sus resultados con nuestro modelo mixto.

Sin embargo, **el análisis discriminante no puede aportar una segmentación fundamentada del riesgo** y a esto es lo que se espera que el modelo Logit pueda aportar (ESTEVE, 2007).

3.5. Modelo de Regresión Logística

3.5.1. Exigencias del modelo

Para aplicar un modelo de regresión entre variables no se requiere que los datos presenten una distribución normal o que exista homogeneidad de varianzas (GUISANDE, 2006 :150); y no crean problemas las variables categóricas, por lo que podemos retomar todas las variables definidas para el modelo inicialmente.

- (X1) % Cuota pagada
- (x2)% Endeudamiento
- (X3) Desembolso
- (X4) Edad
- (X5) Flujo
- (X6) Plazo
- (X7) Sexo
- (X8) Actividad
- (x9)Vivienda
- (x10)Estado Civil

Revisamos que no exista Colinealidad entre las variables (Tabla 6), el índice de condición, con valor menor de 15 lo corrobora muy bien:

Tabla 6. Análisis de Colinealidad

Dimensión	Autovalores	Índice de condición	Proporciones de la varianza									
			(X1) %Cuota pagada	(x2)% Endeudamiento	(X3) Desembolso	(X4) Edad	(X5) Flujo	(X6) Plazo	(X7) Sexo	(X8) Actividad	(x9)Vivienda	(x10)Estado Civil
1	6,578	1,000	,006	,000	,003	,002	,006	,003	,004	,003	,003	,003
2	1,004	2,559	,002	,962	,000	,000	,000	,000	,007	,000	,000	,000
3	,832	2,811	,019	,007	,000	,000	,003	,002	,893	,000	,000	,002
4	,549	3,462	,475	,007	,003	,001	,093	,026	,030	,031	,001	,003
5	,327	4,486	,009	,003	,004	,014	,737	,012	,012	,073	,023	,017
6	,286	4,798	,326	,012	,111	,000	,114	,183	,003	,087	,000	,003
7	,148	6,669	,045	,002	,440	,001	,016	,038	,037	,042	,001	,517
8	,130	7,114	,084	,007	,200	,007	,021	,051	,000	,032	,513	,231
9	,080	9,054	,032	,000	,167	,018	,000	,684	,014	,657	,196	,150
10	,066	9,953	,004	,000	,071	,957	,009	,001	,001	,074	,263	,073

Fuente: Versión Académica Software SPSS 18.8

3.5.2. Selección de las variables

La regresión logit nos permite usar como variable dependiente una variable cuantitativa dicotómica; y como variables independientes: cuantitativas y cualitativas, por eso en este caso trabajaremos además de las variables ya testadas en el modelo anterior; con las siguientes variables dummy descritas en la tabla siguiente (Tabla 7):

Tabla 7. Variables categóricas para correr la Regresión Logit

Variable	Cod	Categorización
Actividad	0	Artesanías, Flores, Higuera, Otros
	1	Ganadería
	2	Caña Panelera, Banano, Plátano, Frutales, Maracuyá, Mora Papaya, Tomate de Árbol, Uchuva
	3	Café
	4	Ají, Cebolla de Hoja, Hortalizas, Ñame, Papa, Tomate, Yuca, Algodón, Arroz, Frijol, Maíz, Fresa
	5	Avicultura, Codornices Acuicultura, Pesca Porcinos
	6	Aguacate, Cacao
Estado civil	0	Soltero
	1	Casado, Unión Libre
	2	Divorciado, Viudo
	3	NE
Vivienda	0	Arriendo, Por Legalizar
	1	Asignada por la Empresa, Familiar, Propia
	2	NE

Elaboración propia

Siguiendo los pasos del SPSS, en primer lugar se introducen todas las variables de la tabla descartando las que no cumplieran con el criterio de significancia ($P < 0.05$): desembolso, edad, sexo y % de endeudamiento (ver tabla).

Tabla 8. Selección de Variables Para Correr el Modelo de Regresión Logit

Variables	Puntuación	gl	Sig.	Significancia
X1%CuotaPagada1	24,782	1	,000	SI
x5Flujo	71,108	1	,000	SI
x6Plazo	96,191	1	,000	SI
x8Actividad	265,847	6	,000	SI
x8Actividad(1)	9,120	1	,003	SI
x8Actividad(2)	116,018	1	,000	SI
x8Actividad(3)	170,806	1	,000	SI
x8Actividad(4)	51,087	1	,000	SI
x8Actividad(5)	20,591	1	,000	SI
x8Actividad(6)	,001	1	,971	NO
x9Vivienda	18,254	2	,000	SI
x9Vivienda(1)	18,247	1	,000	SI
x9Vivienda(2)	12,518	1	,000	SI
x10EstadoCivil	91,477	3	,000	SI
x10EstadoCivil(1)	89,611	1	,000	SI
x10EstadoCivil(2)	,131	1	,718	NO
x10EstadoCivil(3)	39,833	1	,000	SI
Descartadas en el paso 0				
x3Desembolso	,053	1	,817	NO
x4Edad	2,113	1	,146	NO
x7Sexo	2,946	1	,086	NO
x2P_ Endeudamiento	3,022	1	,082	NO

Fuente: Versión Académica Software SPSS 18.

Corremos nuevamente el modelo con las seis (6) variables que nos quedaron, en este proceso se retiran dos nuevas variables: vivienda ($0,718 > p < 0,05$), Estado Civil ($0,971 > p < 0,05$). Las variables que se incluyen en el modelo para el análisis son, en su orden: Actividad, Plazo, Flujo, % de Cuota Pagada.

3.5.3. Interpretación de Resultados

Se procede entonces a correr el programa SPSS, seleccionando el procedimiento Wald hacia adelante; los resultados del cuarto paso se observan en la (Tabla 9).

En el “resumen de los modelos” se nos indica el valor “-2 Log de la verosimilitud” los valores corresponden a lo esperado, aunque son muy altos, según el cuadrado de Nagelkerke en el paso 4 se explica el 25,7 % de la variabilidad de los datos:

Tabla 9. Resumen del Modelo

Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	2094,702	,145	,197
2	2048,652	,167	,226
3	2021,580	,180	,244
4	2000,530	,189	,257

Fuente: Versión Académica Software SPSS 18.

Especial importancia tiene (Tabla 10), el valor “Exp (B)”, que es el “or” (razón impar o razón de ventajas) que representa el cociente entre la posibilidad que ocurra que un cliente este en cobro jurídico, frente a la posibilidad de que no ocurra; en presencia o ausencia del factor. Podemos afirmar que los valores no son excepcionalmente significativos, el mayor valor corresponde a la actividad 3 y nos indica que entre los agricultores de maracuyá, mora uchuva es 1.3 veces más grande el cociente entre la posibilidad de estar en cobro jurídico y la de no estar, algo semejante ocurre con la variable flujo.

Tabla 10. Variables en la Ecuación

Variables	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	I.C. 95% para EXP(B)	
							Inferior	Superior
X1%CuotaPagada1	-1,125	,247	20,705	1	,000	,325	,200	,527
x5Flujo	,000	,000	37,639	1	,000	1,000	1,000	1,000
x6Plazo	-,022	,005	21,603	1	,000	,979	,970	,988
x8Actividad			159,680	6	,000			
8Actividad(1)	-1,831	,832	4,843	1	,028	,160	,031	,818
x8Actividad(2)	-,615	,356	2,986	1	,084	,541	,269	1,086
x8Actividad(3)	,324	,374	,748	1	,387	1,383	,664	2,880
x8Actividad(4)	-2,276	,449	25,728	1	,000	,103	,043	,247
x8Actividad(5)	-,312	,426	,536	1	,464	,732	,318	1,687
x8Actividad(6)	-,311	,401	,601	1	,438	,733	,334	1,608
Constante	1,388	,442	9,880	1	,002	4,007		

Fuente: Versión Académica Software SPSS 18.

En resumen tenemos un modelo que muestra significancia para % cuota pagada, Flujo de Caja, plazo (x^2 , $p < 0.001$), con un r^2 de Nagelkerke de 0,257 que clasifica; un -2 log de la verosimilitud de 2000,530 (entre más cercano a cero predice mejor); que para, observar que el porcentaje de acierto al otorgar calificación de buen riesgo a un crédito es mayor (78.0-79.0 %) a clasificar correctamente a un mal riesgo (63.5-64.7 %).

Tabla 11. Tabla de clasificación

Observado	Pronosticado					
	Clasificación			Validación		
	Dependiente		Porcentaje correcto	Dependiente		Porcentaje correcto
	Administrativo	Jurídico		Administrativo	Jurídico	
Administrativo	839	237	78,0	278	74	79,0
Jurídico	254	441	63,5	79	145	64,7
Porcentaje global			72,3			73,4

Fuente: Versión Académica Software SPSS 18

Por lo tanto podemos concluir que la ecuación de probabilidad de que un préstamo sea catalogado como de cobro jurídico quedaría:

$$\Pi^{(1)} = \frac{1}{1 + e^{1,388 + 1,125*\%CuPa + ,000*\%Flu - 0,022*\%Pla - 1,831*\%Act(1) - 0,615*\%Act(2) - 0,324*\%Act(3) - 2,276*\%Act(4) - 0,312*\%Act(5) - 0,311*\%Act(6)}}$$

3.5.4. Aportes de la Regresión Logit a Nuestro Trabajo

La variable actividad merece una explicación especial. Según se puede observar en los resultados finales y por el conocimiento adquirido de la base de datos, gracias a este modelo se pueden ver reflejados en cifras algunos problemas puntuales de ciertas actividades; como es el caso de un proyecto de Maracuya del año 2005 que se quebró. Este proyecto a pesar de contar con asistencia técnica, estudios de comercialización y acompañamiento falló, según estudios del banco, por falta de conocimiento de la actividad productiva de los campesinos y poca experiencia de los agrónomos que brindaban la asistencia técnica; esta categoría refleja una de las posibilidades más altas de ser un mal riesgo. Sin embargo sería de considerar si esta información por si sola permitiría catalogar a todos los agricultores que soliciten créditos para tal actividad como de riesgo alto. Es importante así mismo resaltar que las variables porcentaje de cuota pagada, plazo y flujo se correlacionan con este tipo de factores pues en este tipo de créditos para desarrollo de regiones se escogen personas con características similares, se les conceden los préstamos con plazos iguales y en caso de quebrar es muy probable que las fechas de impago coincidan.

En el caso de un banco público como es el caso de la institución estudiada, algunos créditos son más susceptibles de politizarse, bien en el sentido de ser considerados como subsidios o de ser concedidos para paliar las consecuencias de factores climáticos, catastróficos u otros que son asumidos de igual forma. Esto podría explicar el hecho de que exista un porcentaje tan alto de créditos que entren en mora en las primeras cuotas.

La variable plazo como ya se indicó puede estar relacionada a las demás, pero también puede indicar problemas relacionados con otros factores que impidan que los créditos sean cancelados, además de que del tiempo que tiene el cliente para pagar dependen los periodos del flujo de caja; esto y el hecho de que los créditos para actividades agrícolas parecidas sean financiados a plazos iguales; la única diferencia sería si se trata de préstamos para capital de trabajo o inversión donde como en el caso del café los plazos se duplican. Entonces si ocurrieran problemas de comercialización (caída de los precios, sobre oferta, importaciones, caída de las divisas en el caso de productos exportados, etc.) Todos los préstamos con ese plazo sufrirían algún tipo de retraso que se vería reflejado de forma tal que se considerará dicha actividad como un mal riesgo.

La variable flujo convalida la hipótesis que se presentaba en el Análisis Discriminante en cuanto a ser significativa y por tanto a considerar en el momento de conceder un crédito, esto lo demuestran otros estudios parecidos que se sustentan principalmente en ella, como puede observarse en el Estado del Arte, no es entonces una excepción el microcrédito rural, donde este factor se vuelve determinante para que el proyecto sea financiado.

Resumiendo; El banco hace parte de políticas diseñadas en lo macro y con participación de diversos actores; como lo señalábamos arriba, es susceptible de que se ejerza sobre el algún tipo de presión para financiar recursos. Considerando que el banco no es sino un eslabón en esta cadena, en la que se convierten este tipo de políticas, con una relevancia mayor por ser el encargado de la financiación y recuperación de los recurso y por ende de su sostenibilidad, pero no el único responsable de que estas puedan llevarse a cabo, ni de que tengan éxito. Esta sería más bien una responsabilidad de todas las entidades transversalmente y cabría también esperar que si todas cumplen su papel asegurando el acompañamiento en el diseño de los proyectos, y el acompañamiento en lo técnico, lo asociativo, en la cofinanciación, las garantías, la capacitación, la comercialización etc. Y considerando al banco como un insumo más, se lograría la sostenibilidad. Pero cuando los proyectos no son autogestionados, y algunas de las entidades no cumplen sus cometidos dejan a los campesinos en situaciones difíciles, sin recursos, sin acompañamiento, sin producción; y como son ellos los eslabones más débiles de estas políticas quedan solos ante las instituciones crediticias respondiendo por créditos que no pueden pagar mientras todos los demás actores desaparecen.

4. CONCLUSIONES

- ✓ Podemos afirmar que el uso de las dos técnicas permite convalidar los resultados obtenidos; ambos modelos, el análisis discriminante y el modelo de regresión logística calificaron los resultados por igual, aunque no permiten diferenciar de manera contundente el comportamiento y el sentido en el que se dan dichas diferencias.
- ✓ Los resultados no tienen capacidad predictiva; pero el hecho de que en el peso de los coeficientes estandarizados de la función discriminante y de la ecuación de probabilidad se reitera la presencia de tres (3) variables, permite poner en consideración la importancia de su análisis en la colocación de microcréditos. Esta consideración ha sido ratificada en estudios de scoring de crédito para el caso de variable flujo en portafolios diferentes al microcrédito.
- ✓ El Análisis discriminante permite contrastar las variables en su conjunto y al observar sus interacciones reconocer algunas de sus dinámicas, que no son de fácil deducción. La regresión logística es una herramienta que puede ayudar en la toma de decisiones; reflejar las dinámicas de los componentes de las variables y realizar lecturas y aproximaciones fundamentadas a casos específicos, su valor en la calificación de clientes y evaluación de crédito puede ser confirmado en este trabajo.
- ✓ Para la gerencia y control de créditos y cobranzas el microcrédito propone un reto enorme, su administración amerita invertir en la formación de recurso humano idóneo y en la construcción de verdaderas redes sociales que se involucren en convertirlo en la herramienta para el desarrollo y contra la pobreza en que debe convertirse, los estudios sobre este segmento económico, y el estudio sobre su viabilidad deben impulsarse desde la academia con un compromiso decidido.
- ✓ Ni el conocimiento de el sector financiero en general o de la administración de cartera, ni los informes estadísticos tienen una fiabilidad asegurada sin el conocimiento del sector al que van dirigidos. En el caso del microcrédito donde la confianza reemplaza muchas veces a la garantía es fundamental un acercamiento multidisciplinar y una formación específica en este campo. Y desde el sector agropecuario es invaluable el aporte de personas que conozcan de las actividades, de las zonas geográficas y demás aspectos que puedan afectarlo. En la construcción de este acercamiento multidisciplinar tiene una gran responsabilidad la academia
- ✓ Para las entidades financieras, ONG, Cooperativas que están o han incursionando en el microcrédito rural, es muy importante el diseño de bases de datos que le permitan tomar decisiones. El diseño de estas herramientas debe hacerse con estudio a fines amplios y tener una mejor disponibilidad. Se puede afirmar que en este sector la sola información

financiera, no puede ofrecer resultados concluyentes sobre riesgo de impago y se debe plantear la posibilidad de tener en consideración variables que brinden información sobre las redes sociales a las que pertenece el cliente, el apoyo técnico y de formación financiera que recibe, así como de otros indicadores que puedan valorar la confianza.

✓ Esta investigación me aportó demasiado, las discusiones generadas alrededor del desarrollo del trabajo contribuyeron de una manera impresionante a la ampliación de mi conocimiento, la posibilidad de argumentar, generar ideas, concertar propuestas y llegar a soluciones factibles enriquecen significativamente mi formación y mi conocimiento para la toma de decisiones en el campo crediticio en particular y en mi profesión en general.

5. RECOMENDACIONES

- ✓ Utilizar otros modelos que puedan mejorar los resultados, cruzando técnicas, acotando los terrenos de la investigación e investigando acerca de la viabilidad de utilizar herramientas modernas de la estadística y de los sistemas; que permitan logros más significativos.
- ✓ Los futuros análisis deben incluir información que no se circunscriba a la que se obtiene de los clientes y del análisis de crédito, deben contemplarse la posibilidad de utilizar variables económicas de subsectores específicos vinculados al microcrédito agropecuario como índices de precios, costos, productividad, así también variables macros como: tasas de intereses, tasa de cambio, desempleo, inflación, PIB; e importante también segmentar por zonas y actividades agropecuarias productivas, estos permitirán valorar nuevos modelos con pronósticos diferentes.
- ✓ La universidad debe convertirse en referente de investigación en el tema de microcrédito, está demostrado que esta herramienta puede ayudar a mejorar las condiciones de los más pobres, facilitar su inclusión y reducir las desigualdades, pero no se debe, como con otras políticas y proyectos exitosos simplemente aplicarse o reproducirse copiándolo, es necesario considerar las condiciones idóneas para su desarrollo e implementación en nuestro país y ningún estamento de la sociedad está más capacitado para esta labor que la academia.
- ✓ Las bases de datos son herramientas esenciales para reducir los costos de administración de los microcréditos, porque hacen posible que se reduzca la cantidad de personas encargadas de calificar y adjudicar los dineros; no solo los bancos sino todas las entidades que confluyen en las políticas de microcréditos deberían colaborar en su construcción y robustecimiento. Si por ejemplo las entidades encargadas de la asistencia técnica dieran una calificación agroeconómica del proyecto y esta calificación estuviera en la base de datos del banco esto permitiría auditar las dos entidades.

BIBLIOGRAFIA

ARAQUE, M. (9 de enero de 2007). <http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/jmmarin/esp/AMult/tema6am.pdf>. (Universidad Carlos III de Madrid) Recuperado el 20 de julio de 2009, de <http://halweb.uc3m.es>

CASTOR, G. (2006). *Tratamiento de Datos* (Vol. 1). España: Ediciones Díaz de Santos.

DALLAS, J. (2000). *Métodos Multivariados Aplicados al Análisis de Datos* (Vol. 1a). México: Internacional Thomson Editores.

FERRAN, M. (1996). *SPSS Para Windows Programación y Analisis Estadístico* (1a ed.). Madrid: McGRAW-HILL.

HAIR, J.; ANDERSON, R.; TATHAM, R.;BLACK, W. (2004). *Análisis Multivariante* (Vol. 5a). Madrid: PEARSON, Prentice Hall.

PEREZ, C. (2004). *Técnicas de Análisis Multivariante de Dato, Aplicaciones con SPSS* (1a ed.). Madrid: PEARSON, Prentice Hall.

GUTIÉRREZ, R.; GONZÁLEZ, A.; TORRES, F.; GALLARDO, J.A. (1994). *Técnicas de Análisis de datos Multivariable. Tratamiento computacional*. Universidad de Granada.

GUTIERREZ, A.; *Microfinanzas rurales: experiencias y lecciones para América Latina, serie financiamiento del desarrollo Unidad de Estudios Especiales, Naciones Unidas CEPAL. En: centro de aprendizaje Finanzas Rurales portal digital*. Diciembre 2004. Santiago de Chile. [En línea]. [Visitado octubre de 2008]. www.ruralfinance.org/cds_upload/1127130906292_Microfinanzas_Rurales_Experiencias_LA.pdf.

CARO J.; *La Dimensión de las Microfinanzas Rurales en América Latina: Un Análisis Comparativo de Cuatro Países. En: Centro Latinoamericano Para El Desarrollo Rural RIMISP*. Santiago de Chile Noviembre 2003. [En línea]. [Visitado octubre de 2008]. www.fidamerica.org/serviciosfinancieros/DimensionMicrofinanzas.pdf.

WESTLEY, G.; *Estrategias y estructuras de microfinanzas para la banca comercial - Banco Interamericano de Desarrollo; En: Boulder Intitute Of Microfinance portal digital*. Septiembre 2006. [En línea]. [Visitado octubre de 2008]. <http://www.bouldermicrofinance.org/files/Estrategias%20y%20estructuras%20de%20microfinanzas%20para%20la%20banca%20comercial.PDF>.

OSSA N.; *Productos y Servicios Financieros A Gran Escala Para La Microempresa: Hacia Un Modelo Viable. En: Grupo De Investigación En Finanzas y Banca – EAFIT*. Colombia Mayo 2004: [En línea]. [Visitado octubre de 2008].

http://www.eafit.edu.co/NR/rdonlyres/B5F43951-2EB6-4431-A803-D79FB8A8B59A/0/Documento_17_Productos_y_Sevicios_Financieros.pdf.

CATULLO, J.; *Diferencias entre las Microfinanzas y las Finanzas y las Tradicionales*. En: Finanzas Rurales. Argentina - Noviembre 2006. [En línea]. [Visitado octubre de 2008] Disponible en Internet <http://www.inta.gov.ar/extension/finan/fr/news5.pdf>.

THANH, T.; *A credit scoring model for Vietnam's retail banking maket*; En: IRFA, International Review of Finance Analysis. 16 (2007) pp. 471 - 495. [En línea]. [Visitado febrero de 2009]. <http://www.sciencedirect.com>.

BALCAEN, S.; *35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems*; En: Ther British Accounting Review. 38 (2006) 63 – 93. [En línea]. [Visitado febrero de 2009]. <http://www.elsevier.com/locate/bar>.

SPOGNARDI, M.; *Calidad Crediticia de los Usuarios de una Tarjeta de Crédito Regional*, En Tesis para optar al Título de Licenciado en Economía. Octubre 2002 pág. 1- 82, Universidad Nacional de La Plata. [En línea]. [Visitado febrero de 2009]. <http://www.depeco.econo.unlp.edu.ar>.

WENNER, M.; *Managing Credit Risk in Rural Financial Institutions in Latin America, Inter-American Development Bank*. En: The Microfinancegateway. EEUU. Mayo 2007 pp. 36. [En línea]. [Visitado octubre de 2008]. <http://www.microfinancegateway.org/content/article/detail/41522>.

QUINTANA, M.; *Aplicación del Análisis Discriminante y Regresión Logística en el estudio de la morosidad en las entidades financieras. Comparación de resultados*. En: Artículo indexado en Dialnet Universidad de La Rioja. España 2005 pp25. [En línea]. [Visitado octubre de 2008]. <http://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=1281700>.

FLOREZ, R.; *Análisis de los determinantes del riesgo de crédito en presencia de carteas de bajo incumplimiento. Una Nueva propuesta de aplicación*. En: Artículo indexado en Dialnet Universidad de León. España Febrero 2007 pp21. [En línea]. [Visitado octubre de 2008]. <http://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2336244>.

M. DOUMPOS; K. Kosmidou; G. Baourakis; C. Zopounidis; *Credit risk assessment using a multicriteria hierarchical discrimination approach: A comparative anaiysis*. En: The Journal of El Sevier. Año 2002, pp. 392–412. [Visitado octubre de 2008]. <http://ideas.repec.org/a/eee/ejores/v138y2002i2p392-412.html>.

THANH, Thi y otro; *A credit scoring model for Vietnam's retail banking market*; En: IRFA, International Review of Finance Analysis. 16 (2007) pp. 471 - 495. [En línea]. [Visitado febrero de 2009]. <http://www.sciencedirect.com>.

BALCAEN, Sofie y otro; 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems; En: The British Accounting Review. 38 (2006) 63 – 93. [En línea]. [Visitado febrero de 2009]. <http://www.elsevier.com/locate/bar>.

RESTREPO DE ARANGO, MARÍA INÉS.(2003) Intervención de la, Directora de la Caja de Compensación Familiar de Antioquia, COMFAMA, seminario Prácticas mundiales exitosas en microfinanzas, convocado por la Asociación Bancaria. Cartagena de Indias, Colombia, marzo 13 y 14 de 2003. <http://www.comfama.com/contenidos/bdd/2254/doc12.pdf>

CABAÑA, E. M.; (2002). El Proceso de Wiener y el Teorema del Límite Central, Boletín de la Asociación Matemática Venezolana, Vol. 9, Nº. 2, 2002 , págs. 181-192 **Enlaces** <http://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=1019995>

ELIZONDO, A.; ALTMAN, E. (2004) Medición integral del riesgo de crédito; editorial LIMUSA, México

ESTEVE, E. M.;(2007) Un modelo de credit scoring basado en el conocimiento de la aplicación de Basilea ii y su papel innovador en el sector bancario Decisiones: XX Congreso anual de AEDEM, Vol. 2, 2007 (Comunicaciones), pag. 52Asociación Europea de Dirección y Economía de Empresa. Congreso Nacional (20. 2006. Palma de Mallorca) **Enlaces** <http://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2499466>

SPOGNARDI, Marcos; Calidad Crediticia de los Usuarios de una Tarjeta de Crédito Regional, En Tesis para optar al Título de Licenciado en Economía. Octubre 2002 pág. 1- 82, Universidad Nacional de La Plata. [En línea]. [Visitado febrero de 2009]. <http://www.depeco.econo.unlp.edu.ar>.

SALVADOR, M; Introducción al Análisis Multivariante. 2000. [en línea]. [Visitado febrero de 2009]. <http://www.5campus.com/leccion/anamul>.

LACALLE, M; Los microcréditos: una especial referencia al modelo de concesión español. Enero 2007. [en línea]. [Visitado marzo de 2010]. http://www.isel.org/cuadernos_07/gestion/m_lacalle/m_lacalle_2.html

Informe sobre desarrollo mundial y América Latina y el Caribe. [en línea]. [Visitado marzo de 2010]. http://www.isel.org/cuadernos_07/gestion/m_lacalle/m_lacalle_2.html

GRUPOS DE INVESTIGACION EN MICROFINANZAS

<http://aede.ag.ohio-state.edu/programs/ruralfinance/bolivia.htm> The Ohio State University www.osu.edu, Agricultural, Environmental, and Development Economics

Alejandro Gutiérrez Economista (Universidad de Los Andes); Magister Scientiae en Economía Agrícola (Iowa State University, EE.UU.). Doctor en Estudios del Desarrollo

(CENDES- Universidad Central de Venezuela). Profesor Titular de la Facultad de Ciencias Económicas y Sociales (Universidad de Los Andes); investigador del Centro de Investigaciones Agroalimentarias (CIAAL), Universidad de Los Andes. Dirección Postal: Núcleo La Liria, Edificio G «Leocadio Hontoria», 2º piso, CIAAL. Mérida 5101, Venezuela. Teléfono-fax: (57) (74) 2401031; e-mail: agutie@ula.ve

Grupo de Investigación en Finanzas y Banca Área De Microfinanzas Departamento De Finanzas Escuela De Administración – Universidad Eafit

ANEXO 1 – DESCRIPCIÓN DE 44 VARIABLES INICIALMENTE CONSIDERADAS

#	Variable	Descripción
1	Acceso mercado	Variable cualitativa, referida a la posibilidad de comercializar los productos, información subjetiva obtenida en la entrevista con el cliente, se clasifica en: Amplio, Medio, No Existe.
2	Actividad	Variable cualitativa, define Actividad productiva, subsector agropecuario, al que pertenece la inversión financiada.
3	Agroecológica	Variable cualitativa, se refiere a las condiciones que posee el predio donde se desarrolla la actividad productiva, información subjetiva, obtenida en la entrevista con el cliente, la cual se clasifica en: Buena, Regular, Mala.
4	Amortizar Interés	Variable cualitativa, Periodicidad de pago de los intereses del crédito, definidos en la aprobación del crédito, alternativos: anual vencido (AV), semestre vencido (SV), trimestre vencido (TV).
5	Base real garantía	Variable cuantitativa, Resultado obtenido de la resta: total de activos, menos total endeudamiento con el Banco.
6	Desembolsado	Variable cuantitativa, Valor de los recursos otorgados; según el Decreto 919 de 31 de Marzo de 2008, se establece que “para que un crédito sea considerado como microcrédito corresponden a créditos que son otorgados a microempresas (persona natural y jurídica) y que no superan los 25 salarios mínimos legales vigentes”
7	Días vencidos	Variable cuantitativa, Los días de vencimiento se cuentan desde el momento que inicio el vencimiento, hasta el corte, 30 de noviembre de 2008. (al final del análisis se convierte en la variable dependiente)
8	Edad	Edad del cliente al momento de la aprobación.
9	Educación	Variable cualitativa, nivel de educación del individuo, al momento de la solicitud del crédito, clasificada en: Primaria, Bachillerato, Técnico, Tecnológico Universitario, Especialización Postgrado
10	Endeudamiento Banco	Variable cuantitativa, valor endeudamiento que tiene el cliente con la entidad, al momento de solicitar el nuevo crédito.
11	Endeudamiento otros	Variable cuantitativa, valor del endeudamiento con otras entidades diferentes al banco, que tiene el cliente al momento de solicitar el nuevo crédito con la entidad.
12	Estado Civil	Variable cualitativa, estado civil declarado por el solicitante.
13	Experiencia actividad	Variable cualitativa, trayectoria del solicitante en la actividad productiva, información obtenida en la entrevista con el cliente, (si/no).

#	Variable	Descripción
14	Experiencia créditos con el Banco	Variable cualitativa, identifica si el cliente ha tenido créditos anteriormente con la entidad, (si/no).
15	FAG (Fondo Agropecuario de Garantías)	Variable cuantitativa, fondo de riesgos para garantizar créditos del sector agropecuario, se especifica de acuerdo al cubrimiento otorgado a la obligación (0%, 80% o 100%), se obtiene pagando una comisión o prima.
16	Fecha desembolso	Fecha de inicio de la obligación crediticia.
17	Fecha Inicio Mora	Fecha de inicio mora de la obligación.
18	Flujo	Variable cuantitativa, es el resultado de la sensibilización del flujo de caja, sensibilizado por el analista de crédito, al momento de la aprobación, comprende el valor de ingresos, egresos, de la actividad productiva, amortización a capital e intereses de obligaciones vigentes y otros que se soporten.
19	Fuentes alternativas ingreso	Variable cualitativa, define si el cliente tiene acceso a ingresos diferentes a los evaluados, por apoyo recibido de ente externo a su propia actividad, (si/no).
20	Garantía	Variable cualitativa, el respaldo que ofrece el solicitante ante el Banco para acceder a los recursos de crédito. (Fag/Hipoteca/avalista/firma)
21	Gracia	Variable cuantitativa, periodo de gracia, plazo que transcurre entre el desembolso y el primer pago a capital, tiempo en el cual solo amortiza intereses.
22	Infraestructura	Variable cualitativa, se define al momento de la entrevista con cliente, permite identificar si el predio cuenta con infraestructura adecuada, se clasifica en: Nula, Media, Desarrollada.
23	Numero Cuotas Pactadas	Variable cuantitativa, número de pagos o amortización en los que se pacto la obligación.
24	Numero Cuotas Pagadas	Variable cuantitativa, número de cuotas pagadas al 30 de noviembre de 2008.
25	Numero de Obligaciones COBIS	Código asignado por el Banco, para identificar la operación crediticia.
26	Oficina	Variable cualitativa, define la oficina de atención al público, donde se desembolso el crédito.
27	Periodicidad	Variable cualitativa, periodo como se amortiza el capital financiado, alternativas: anual vencido (AV), semestre vencido (SV) y trimestre vencido (TV).

#	Variable	Descripción
28	Plazo	Variable cuantitativa, tiempo en meses para el pago del capital financiado.
29	Posibilidades de remplazo del titular	Variable cualitativa, definida por el director en la entrevista con el cliente, se refiere a que la obligación pueda ser asumida por otro titular, en algún momento, (si/no).
30	Precio del producto	Variable cuantitativa, El valor de mercado del producto con el cual es sensibilizado el flujo de caja.
31	Saldo del Crédito	Variable cuantitativa, saldo del crédito desembolsado al corte del 30 de noviembre de 2008.
32	Sexo	Sexo del solicitante.
33	Tecnología	Variable subjetiva, definida por el director en la entrevista, define el nivel tecnológico que tiene el predio donde se desarrollara la actividad productiva, se clasifica en: Alto, Medio, Bajo.
34	Total Ingresos	Variable cuantitativa, Ingresos obtenidos en la sensibilización del flujo de caja, al momento del análisis.
35	Unidad Medida	Variable cualitativa, se define como la unidad de lo producido, que determina el precio de venta, utilizado en la sensibilización del flujo de caja.
36	Unidades Financieras	Variable cuantitativa, número de unidades financiadas con el crédito otorgado.
37	Valor Aprobado	Variable cuantitativa, valor aprobado por la entidad bancaria.
38	Valor Egresos	Variable cuantitativa, egresos obtenidos en la sensibilización del flujo de caja.
39	Valor Proyecto	Variable cuantitativa, valor total del proyecto a realizar.
40	Valor Solicitado	Valor por el cual se realiza la solicitado de crédito.
41	Vivienda	Variable cualitativa, se refiere a la calidad de tenencia de la vivienda, (Arriendo, Por Legalizar, Asignada por la Empresa, Familiar, Propia).
42	Zona	Variable cualitativa, zona geográfica donde se desarrolla la actividad de acuerdo a la distribución geográfica que define la entidad bancaria para su funcionamiento.
43	% cuota pagada	Variable cuantitativa, resultado obtenido de dividir: numero de cuotas pagadas / numero de cuotas pactadas.
44	% Endeudamiento	Variable cuantitativa, resultado obtenido de dividir: pasivo/activo, de acuerdo a la información presentada por el cliente al momento de diligenciar el formulario de crédito.

Elaboración propia

ANEXO 2 – ARGUMENTO DE LA EXCLUSION DE 33 VARIABLES

#	VARIABLES EXCLUIDAS	ANÁLISIS DE LA EXCLUSIÓN
1	Acceso mercado	Variable poco fiable, se convierte en subjetiva, definida por el director en entrevista al cliente, no permite ser modificada en el análisis.
2	Agroecológica	Variable poco fiable, se convierte en subjetiva, definida por el director en entrevista al cliente, no permite ser modificada en el análisis.
3	Amortizar Interés	Variable redundante, se ve reflejada en la actividad productiva y plazo de crédito, ya que de esto depende la forma como se amortiza.
4	Base real garantía	Variable redundante, termina considerada en el % de endeudamiento.
5	Educación	Variable Informativa, se considera que no aporta al análisis que se está realizando.
6	Endeudamiento Banco	Variable redundante, al estar considerada en el % de endeudamiento.
7	Endeudamiento otros	Variable redundante, al estar considerada en el % de endeudamiento.
8	Experiencia actividad	Variable poco fiable, se convierte en subjetiva, definida por el director en entrevista al cliente, no permite ser modificada en el análisis.
9	Experiencia créditos con el Banco	Variable Informativa, se considera que no aporta al análisis que se está realizando.
10	FAG(Fondo Agropecuario de Garantías	Variable informativa, el 97% de todas las obligaciones incluidas en el análisis están respaldadas con esta garantía.
11	Fecha desembolso	Variable Informativa
12	Fecha Inicio Mora	Variable redundante, incluida en: días vencidos.
13	Fuentes alternativas ingreso	Variable poco fiable, se convierte en subjetiva, definida por el director en entrevista al cliente, no permite ser modificada en el análisis.
14	Garantía	Variable informativa, el 97% de todas las obligaciones incluidas en el análisis están respaldadas con garantía especial por FAG.
15	Gracia	Variable Informativa, periodo de gracia, se define así, al tener desembolsos de los años 2005, 2006, 2007, no contemplada por considerar varios años y plazos, que no permiten una buena comparación.
16	Infraestructura	Variable poco fiable, se convierte en subjetiva, definida por el director en entrevista al cliente, no permite ser modificada en el análisis.

#	VARIABLES EXCLUIDAS	ANÁLISIS DE LA EXCLUSIÓN
17	Numero Cuotas Pactadas	Variable redundante, ayuda a obtener una tercera: % cuota pagada
18	Numero Cuotas Pagadas	Variable redundante, ayuda a obtener una tercera: % cuota pagada
19	Numero de Obligaciones COBIS	Variable informativa, contiene el código asignado por la entidad, para identificar la operación crediticia.
20	Oficina	Variable informativa, permite definir mejor la ubicación geográfica de la solicitud del crédito.
21	Periodicidad	Variable redundante, se ve reflejada en la actividad productiva y plazo de crédito, ya que de esto depende la forma como se amortiza.
22	Posibilidades de replazo del titular	Variable poco fiable, se convierte en subjetiva, definida por el director en entrevista al cliente, no permite ser modificada en el análisis.
23	Precio del producto	Variable redundante, confluye en el flujo de caja.
24	Saldo del Crédito	Variable informativa, identifica saldo actual de la operación a la fecha de corte 30 noviembre 2008.
25	Tecnología	Variable poco fiable, se convierte en subjetiva, definida por el director en entrevista al cliente, no permite ser modificada en el análisis.
26	Total Ingresos	Variable redundante, confluye en el flujo de caja.
27	Unidad Medida	Variable redundante, confluye en el flujo de caja.
28	Unidades Financiadas	Variable redundante, confluye en el flujo de caja.
29	Valor aprobado	Variable redundante, se identifica en el valor desembolsado de la operación.
30	Valor Egresos	Variable redundante, confluye en el flujo de caja.
31	Valor Proyecto	Variable redundante, confluye en el flujo de caja.
32	Valor Solicitado	Variable redundante, confluye en el flujo de caja.
33	Zona	Variable Informativa, permite definir la ubicación geográfica de la solicitud del crédito.

Elaboración propia