

**DETERMINANTES DE LA PROBABILIDAD DE MOROSIDAD EN LA  
CARTERA DE MICROCRÉDITO**

**CINDY VANESSA BONILLA BARONA**

**CÓDIGO: 200639884**

**DIRECTORA DE TRABAJO DE GRADO:**

**INES MARÍA ULLOA VILLEGAS**

**DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA**

**FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES Y ECONÓMICAS**

**UNIVERSIDAD DEL VALLE**

**SANTIAGO DE CALI**

**2014**

## **TABLA DE CONTENIDO**

<b>1. INTRODUCCIÓN</b> .....	3
<b>2. REVISIÓN DE LA LITERATURA</b> .....	4
<b>3. MARCO TEÓRICO</b> .....	9
<b>4. DESCRIPCIÓN DE DATOS</b> .....	14
<b>5. METODOLOGÍA</b> .....	17
<b>6. ESTIMACIÓN Y RESULTADOS</b> .....	20
<b>7. CONCLUSIONES</b> .....	25
<b>BIBLIOGRAFÍA</b> .....	27
<b>ANEXOS</b> .....	30

## ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1	Efecto de Selección Adversa.....	12
Gráfico 2	Histograma de la variable “Días de Mora” sin las observaciones iguales a 0....	16

## ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 1	Estadística Variable “Días de Mora” .....	15
Cuadro 2	Estadística Variable “Días de Mora” sin las observaciones iguales a 0 .....	16
Cuadro 3	Categorías de la variable “Sector económico” .....	17
Cuadro 4	Categorías de la variable “Estado civil” .....	18
Cuadro 5	Criterios de Información Akaike y Bayesiano .....	23
Cuadro 6	Resultados Modelo Binomial Negativo .....	24

# DETERMINANTES DE LA PROBABILIDAD DE MOROSIDAD EN LA CARTERA DE MICROCRÉDITO

## RESUMEN

El racionamiento de crédito generado por la banca tradicional ha dado origen a nuevas entidades microfinancieras, las cuales han promovido el acceso a servicios financieros por parte de la población con bajos niveles de ingresos y activos. Pero dada las características del microcrédito, surge la necesidad de cuantificar y medir el riesgo al que se encuentran expuestas estas organizaciones. Este trabajo desarrolla un modelo de *regresión binomial inflado con ceros*, que permite modelar el exceso de ceros que presenta la variable de respuesta, analizar los factores más influyentes y cuantificar el impacto de estos factores. Con este modelo fue posible encontrar que la experiencia con el negocio, monto, plazo, recurrencia, género, garantía, sector económico y estado civil, resultaron ser importantes en la determinación de la probabilidad de morosidad.

Palabras clave: Riesgo de crédito, Microcrédito, Regresión con ceros inflados.

Clasificación JEL: C25, D82, G21, H81

## **1. INTRODUCCIÓN**

El racionamiento de crédito generado por la banca tradicional ha dado origen a nuevas entidades microfinancieras, las cuales han promovido el acceso a servicios financieros por parte de la población con bajos niveles de ingresos y activos. Dada las características del microcrédito, de bajos montos, a corto plazo, sin garantías, con pagos más frecuentes y tasas de interés más altas que los préstamos tradicionales, hacen que la intermediación de recursos hacia este segmento de microempresarios pueda considerarse más riesgosa en comparación con el crédito de las modalidades convencionales (Basilea, 2010).

Por tal razón, se hace necesario realizar una descripción y análisis del mercado microfinanciero, que permita conocer su comportamiento, sus características y sus riesgos, y así, lograr identificar los diferentes factores de riesgo que inciden sobre la morosidad. Para esto se plantea un modelo que permita estimar el riesgo de impago de los clientes y explorar los determinantes que conllevan a estos deudores al incumplimiento en el pago de su obligación.

Este documento se divide en siete secciones, incluyendo esta introducción. En la segunda una revisión de la literatura empírica relevante. En la tercera, la explicación bajo la cual el racionamiento de crédito da origen a las microfinanzas, sus características y la importancia de cuantificar y medir el riesgo al que se encuentran expuestas las instituciones especializadas en este sector. En la cuarta sección se realiza una descripción de los datos. En la quinta se expone la metodología, basada en un modelo de datos cuenta con ceros

inflados. La sexta, una presentación de los resultados de la estimación. Finalmente, se presentan algunas conclusiones.

## **2. REVISIÓN DE LA LITERATURA**

El modelo de racionamiento puro o de equilibrio de Stiglitz y Weiss (1981), explica la existencia del racionamiento de crédito en mercados con información imperfecta, como la situación en la que la demanda de crédito excede a la oferta de éste al tipo de interés vigente. Por lo cual, los autores consideran que dada la presencia de asimetría de información y el comportamiento de los bancos, en cuanto a la maximización de sus rendimientos esperados de los préstamos; se produce una inadecuada asignación de los recursos, razón por la cual, en determinados casos, los bancos prefieren penalizar o evitar el otorgamiento de créditos a un cliente.

El problema del racionamiento de crédito hacia la micro, pequeña y mediana empresa (MIPYME) tiene fuertes implicaciones debido a que representan una buena parte del sector privado. Según Montoya (2011), para el 2003 “las microempresas representaban el 90% del total de establecimientos de una muestra seleccionada de doce países de la región de América Latina y el Caribe, y aportaban cerca del 40% de la población ocupada” (p.226). Además explica que los bajos niveles tanto de capital tecnológico, como capital humano, pueden verse afectados por el difícil acceso al sistema financiero, dado los altos costos de transacción, las características del entorno y de las microempresas, tales como la ubicación,

el estrato socioeconómico, la antigüedad, el sector económico y las escasas garantías que ofrecen buena parte de las MIPYMES. Es por esto que se evidencia la importancia de “la profundización al sistema financiero en Colombia y la inclusión de las microempresas en una dinámica de crecimiento y desarrollo sustentado en la igualdad de oportunidades” (p.250).

Dada la existencia de sistemas financieros no inclusivos, el Banco Mundial (2008) ha realizado una importante investigación sobre el acceso al financiamiento, sus determinantes, su impacto y, la relevancia de las microfinanzas. En este trabajo se plantea que el acceso a los productos financieros es bastante limitado en todo el mundo y es un mecanismo crítico para perpetuar la desigualdad en la distribución de los recursos y mantener un bajo crecimiento. Este estudio revela que existe una correlación positiva, aunque baja, entre el uso de servicios financieros con el desarrollo económico y la profundidad financiera. Es por esto que en la búsqueda de una mayor inclusión financiera han surgido las microfinanzas como una opción para provisionar de crédito a los pequeños empresarios de estratos bajos. De igual manera enfatizan que el crédito no es el único servicio financiero que necesitan; también desean contar con productos de depósito, seguros y servicios de transferencia de dinero.

Por otro lado, el Banco de la República, en su reporte de estabilidad financiera septiembre del 2010, expone que las microfinanzas han surgido como un mecanismo para fomentar la

actividad empresarial, con el fin de ayudar a subsanar las necesidades financieras de los pequeños empresarios. Dentro de este amplio concepto de las microfinanzas surge el microcrédito como un producto financiero diseñado para cubrir la falta de financiación de los pequeños negocios que no cuentan con activos que los respalden ni información básica de sus proyectos. Esta intermediación de recursos hacia este segmento de clientes, puede considerarse de mayor riesgo en comparación al crédito de las modalidades convencionales, dadas sus particulares características, como el diseño de sus productos, el perfil de sus clientes y los métodos utilizados para el otorgamiento de éstos, lo cual requiere de una supervisión diferente de la gestión del riesgo de crédito.

Jansson, Rosales y Westley (2003) exponen en su trabajo que “el microfinanciamiento empodera a los pobres, promueve directamente la actividad económica y, como se ha demostrado en los últimos 10 años, puede ser otorgado de una manera financieramente sostenible” (p.105). Las entidades microfinancieras pueden obtener suficientes ingresos para cubrir todos los costos que generan sus operaciones, y adicionalmente, generar utilidades. Por lo tanto está comprobado que estas entidades pueden ser sostenibles financieramente (Jansson et al., 2003). Sin embargo, el surgimiento de varias instituciones muy exitosas y en rápido crecimiento, ha colocado en evidencia la importancia de que las autoridades de supervisión conozcan los riesgos y rasgos particulares de esta actividad, para desarrollar un adecuado marco regulatorio y de supervisión encaminado a facilitar la expansión equilibrada de éstas.



González, Mendoza y Piñeros (2010) simulan la distribución de probabilidad de las pérdidas como porcentaje del portafolio. Utilizan la metodología de bootstrapping para evaluar el comportamiento del riesgo de crédito de los intermediarios financieros en Colombia. Se evidencia la necesidad de un marco regulatorio diferente para la cartera de microcrédito con respecto a la cartera comercial, dadas las características del microcrédito y sus riesgos inherentes. Adicionalmente, se observa que para microcrédito se exhibe una pérdida esperada mayor que para la cartera comercial, lo que implica unos mayores porcentajes de provisiones. Otro resultado importante, es el comportamiento de la probabilidad de incumplimiento de microcrédito, la cual no depende significativamente del dinamismo de la economía.

Una mayor bancarización de la economía colombiana tiene que ir de la mano de iniciativas que fomenten las capacidades financieras de la población, tal y como plantean Gómez y Zamudio (2012). Ellos utilizan información de la Encuesta de Carga Financiera y Educación de los Hogares (IEFIC) para el periodo 2010-2011 y encuentran que los patrones típicos de una persona financieramente incapaz no dependen del nivel de ingreso, por lo que en cualquier estrato se encuentran malos hábitos financieros.

En un reciente informe de la unidad de inteligencia de “The Economist” (Economist Intelligence Unit, 2011) las microfinanzas a nivel mundial han mostrado una tendencia a consolidarse en los últimos 15 años. Sin embargo aclaran que luego de la reciente crisis financiera, el crecimiento ha sido más “maduro y sostenible” enfocándose en mejorar en

tres aspectos: gobierno corporativo, capacidad de regulación y la gestión de riesgos. Este último es para ellos el más importante dado que “la gestión de riesgos es esencial en un sector que está ofreciendo una gama cada vez más diversificada de servicios financieros innovadores para los pobres” (p.4). De acuerdo con el informe sobre Colombia, a pesar de no sobresalir como el más innovador en ninguno de los 3 aspectos ya mencionados, se distingue por un marco regulatorio en desarrollo y por el papel preponderante de las centrales de riesgo a la hora de ayudar a mitigar el riesgo. Sin embargo se critica el hecho de que Colombia aun no haya adoptado las normas internacionales de información financiera.

McCann and McIndoe-Calder (2012) estudian los determinantes de la probabilidad de incumplimiento para las pequeñas y medianas empresas en Irlanda y encuentran que algunas proporciones financieras típicas, entre estas, la proporción de deuda con respecto a los activos totales, el índice de solvencia (proporción de circulante), la razón de apalancamiento y la razón de rentabilidad, son predictores significativos de la probabilidad de quiebra (default) y hacen hincapié en la necesidad de modelar la heterogeneidad de los deudores a la hora de mejorar los modelos de riesgo crediticio.

Por otro lado, Cameron y Trivedi (1999) analizan, por su papel como modelo de referencia en el estudio de las variables de recuento, el modelo de regresión de Poisson, dada su capacidad para capturar la naturaleza discreta y no negativa de los datos. Sin embargo, el modelo suele ser muy restrictivo por sus propios supuestos, para lo cual los autores plantean otros modelos que permitan subsanar el problema de sobredispersión que suele

presentar el modelo de regresión de Poisson. Entre estos el modelo de regresión binomial negativo, modelos de mezcla finita, el modelo de Hurdle, donde su aplicación dependerá del origen de la sobredispersión.

### **3. MARCO TEÓRICO**

Alrededor del acceso limitado al sector financiero ha surgido toda una literatura que muestra los mecanismos mediante los cuales las decisiones de otorgamiento de créditos pueden verse afectadas por el fenómeno conocido como racionamiento de crédito.

*“El racionamiento de crédito existe cuando la demanda de crédito de un prestatario se niega, aun cuando esté dispuesto a pagar todos los aspectos que se definan dentro del contrato de préstamo, relacionados o no con el precio”* (Baltensperger, 1978).

Se considera que existe racionamiento de crédito cuando a los tipos de interés corrientes se ofrecen menos créditos de los que por lógica de mercado se deberían conceder. Ante esta situación se esperaría que las entidades bancarias aprovecharan ese exceso de demanda incrementando la tasa de interés para vaciar el mercado y obtener una mayor rentabilidad. Sin embargo estas entidades prefieren no hacerlo. ¿Por qué los bancos prefieren no atender ese exceso demanda?

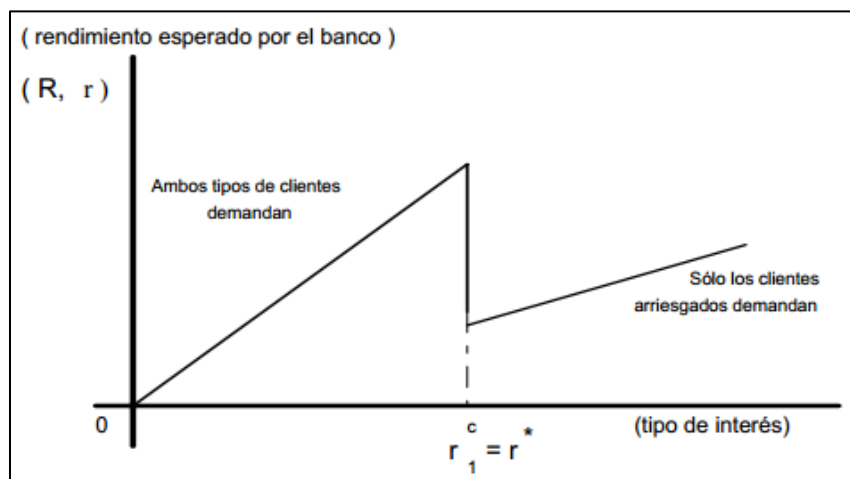
El enfoque pionero de Stiglitz y Weiss (1981) sobre el racionamiento de crédito se centra en los problemas de la escasez y del costo de la información derivados de la heterogeneidad

de la demanda. Éstos suponen que los clientes de los bancos se dividen en “seguros” y “arriesgados”, los cuales se distinguen por el riesgo de los proyectos que emprenden. Así, es claro que el prestatario se enfrenta a un alto grado de incertidumbre, dado que el nivel de riesgo de los proyectos de inversión que emprenden los demandantes de crédito es diferente y desconocido por los oferentes.

Por lo anterior, Stiglitz y Weiss argumentan que el tipo de interés otorgado a los créditos puede afectar el nivel de riesgo que asumen los bancos, y por ende, influir sobre la probabilidad de éxito o de fracaso del crédito. Dado esto, existen dos factores que inciden sobre dicha probabilidad, conocidos como el efecto de selección adversa y el riesgo moral, ambos particulares de los mercados financieros con presencia de asimetrías de información.

Quesada (1991) considera estos dos efectos como nocivos para el mercado bancario y, explica que el efecto de selección adversa se presenta cuando el prestamista escoge un mal deudor, debido a que éste se encuentra dispuesto a incurrir en todos los costos asignados, y el banco no es capaz de distinguir la buena o mala calidad del cliente. El riesgo moral sucede justo después de haber sido seleccionado el prestatario, dado el riesgo implícito que existe de que utilice el dinero en actividades diferentes a las que el banco desea, como consecuencia del deseo de invertir en otras actividades más lucrativas pero a la vez más riesgosas.

### Gráfico 1. Efecto de Selección Adversa



Tomado: Rodriguez (1996)

Rodriguez (1996) expone en el gráfico 1 que cuando los tipos de interés son moderados  $r^c < r_1^c$ , ambos tipos de clientes demandan crédito, pero si el tipo de interés es superior al nivel  $r_1^c$  todos los clientes seguros desaparecerían, por lo que el rendimiento esperado de los créditos se reduciría de forma brusca.

Por lo tanto, “a medida que crece el tipo de interés aumenta también el riesgo medio de los créditos, ya sea porque este encarecimiento desanime precisamente a aquellos demandantes con mayor probabilidad de devolver el capital y los intereses (efecto selección adversa), o bien porque incentive a los inversores a emprender proyectos con mayores rendimientos pero con un riesgo más elevado (riesgo moral)” (Quesada, 1991, pág. 17). De este modo, el incremento en la tasa de interés y el riesgo medio de los créditos, es decir la probabilidad de impago, evitan que el banco maximice su rendimiento esperado.

Jaffe y Modigliani (1969) exponen que los bancos maximizan sus ganancias a través del racionamiento de crédito. En vista de que la presencia de los efectos de selección adversa y riesgo moral incentivan a los prestamistas a no elevar el tipo de interés y, por ende, no otorgar un mayor volumen de crédito, se genera un racionamiento discriminatorio, dada la dificultad para distinguir entre los diversos demandantes.

De esta manera, se observa que el grado de imperfección de la información en el mercado de crédito es muy elevado, lo cual genera costos de transacción para los bancos y conlleva a que, de una u otra forma, no se presente una correcta asignación de los recursos.

Como consecuencia de lo anterior, han surgido organizaciones financieras no bancarias, como una opción para atender y satisfacer las necesidades de financiación de algunos segmentos de la población que son excluidos de los recursos bancarios.

### **Situación de las microfinanzas en Colombia**

Dado este marco de análisis es importante resaltar que el sector financiero ha hecho esfuerzos para ampliar los niveles de cobertura en la población a través del microcrédito, considerado como uno de los servicios financieros dentro del concepto de microfinanzas y definido como “el conjunto de préstamos de montos pequeños concedidos a la población de bajos ingresos que tienen acceso restringido a los créditos de la banca tradicional, debido a que no cuentan con activos que los respalden y a que la información sobre sus proyectos es deficiente” (Banco de la República, 2010, pág. 3).

Las principales instituciones microfinancieras colombianas se han dedicado a satisfacer las necesidades de financiación de la microempresa, entendida, según la Ley 590 de 2000 (modificada por la Ley 905 de 2004), como toda unidad económica realizada por persona natural o jurídica, ubicada en el sector rural o urbano, cuya planta de personal no supera los 10 empleados y cuenta con activos totales, excluida la vivienda, hasta de quinientos (500) salarios mínimos mensuales legales vigentes (SMMLV).

Dada la complejidad y las características distintivas del microcrédito, como el diseño de sus productos, el perfil de sus clientes y los métodos implementados para el otorgamiento de éstos, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (2010) ha recomendado una supervisión de la gestión del riesgo de crédito diferente a los concedidos por la banca tradicional. Teniendo en cuenta que dadas esas características, las provisiones de cartera y los requerimientos de capital pueden llegar a ser diferentes a los de las demás modalidades de crédito.

Por lo tanto, al ser considerado de mayor riesgo la actividad de intermediación financiera que se está llevando a cabo para el sector de microempresarios, se hace necesario la implementación de nuevas estrategias y metodologías que permitan la cuantificación o medición de los niveles de riesgo a los que estas instituciones se encuentran expuestas, para poder contribuir con la satisfacción de las necesidades de los demandante de microcrédito y hacer la actividad de intermediación rentable y por ende, viable financieramente.

#### 4. DESCRIPCIÓN DE DATOS

Los datos que se utilizaron para este trabajo, fueron facilitados por un establecimiento de crédito, donde su interés principal es facilitar el acceso al crédito a los sectores social y económicamente menos favorecidos, para lo cual orienta sus actividades principalmente hacia el otorgamiento de créditos al sector de la micro y pequeña empresa. La base de datos contiene 241.806 créditos otorgados a 215.921 clientes, con fecha de corte en Junio del 2011, donde se identifican 20 variables explicativas.

La variable dependiente que se explicará en este estudio es el número de días de mora que presenta cada crédito al cierre del mes. Ésta es utilizada para evaluar la salud de la cartera y mediante este análisis administrar mejor el riesgo de probabilidad de impago, donde se considerara que un cliente bueno será aquel que se encuentre al día en sus pagos. La siguiente tabla muestra el comportamiento de dicha variable.

**Cuadro 1. Estadística Variable “Días de Mora”**

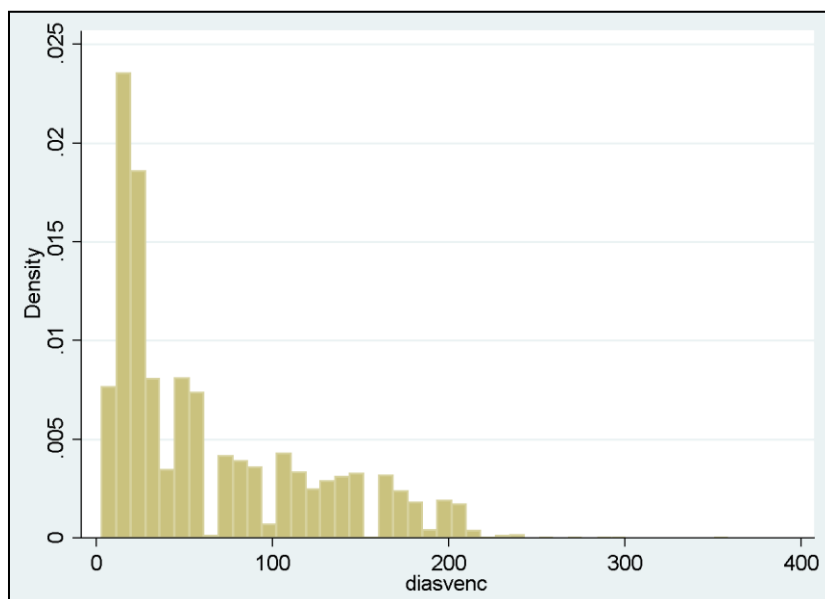
<b>RANGO</b>	<b>No. CRÉDITOS</b>	<b>% PARTICIPACIÓN</b>
AL DIA	217.643	90,0%
EN MORA	24.163	10,0%
<b>TOTAL</b>	<b>241.806</b>	<b>100,0%</b>

Como se puede observar el 90% de la cartera se encuentra al día, lo que implica que la densidad de la variable objetivo se concentra en cero días de mora, lo cual, resulta coherente con la actividad rentable y viable que realizan los intermediarios financieros.



La presencia de una gran frecuencia de observaciones iguales a cero dificulta que las distribuciones discretas estándar proporcionen un ajuste adecuado, para lo cual se hace necesario la modelación del exceso de ceros.

**Grafico 2. Histograma de la variable “Días de Mora” sin las observaciones iguales a 0**



**Cuadro 2. Estadística Variable “Días de Mora” sin las observaciones iguales a 0**

<b>RANGO MORA</b>	<b>No. CRÉDITOS</b>	<b>% PARTICIPACIÓN</b>
1-30 Días	11.574	47,9%
31-60 Días	3.799	15,7%
61-90 Días	2.331	9,6%
91-120 Días	1.974	8,2%
Mayor a 120 Días	4.485	18,6%
<b>TOTAL</b>	<b>24.163</b>	<b>100,0%</b>

Teniendo en cuenta la tabla anterior, se evidencia que se presenta una mayor concentración de créditos en los rangos de mora de 1 a 30 días y mayor a 120 días.

En cuanto a las variables independientes que explicarán y determinarán el comportamiento de la variable dependiente, se encuentran 20 dentro de la base de datos original, de las cuales se tendrán en cuenta 8 que son aquellas que guardan una mejor relación con la variable *días mora*. Estas son:

- *Experiencia negocio*: Tiempo de experiencia con la actividad económica (meses).
- *Monto*: Es el valor del préstamo desembolsado.
- *Plazo*: El plazo al cual es concedido el crédito (meses).
- *Recurrencia*: Expresa si el cliente es nuevo o recurrente con la entidad.
- *Género*: Sexo del cliente: Femenino o Masculino.
- *Garantía*: Indica si el cliente cuenta con cobertura vigente del Fondo Nacional de Garantías<sup>1</sup>.
- *Sector económico*: Indica el sector económico al que pertenece la microempresa del cliente. Esta variable se divide en cuatro categorías.

**Cuadro 3. Categorías de la variable “Sector económico”**

Sector económico	Descripción
dse1	COMERCIAL
dse2	INDUSTRIAL
dse3	SERVICIOS
dse4	OTROS

La variable “Otros” contiene los sectores: Agroindustrial, Construcción y Transporte.

---

<sup>1</sup> El Fondo Nacional de Garantías (FNG) es la única garantía considerada como idónea por el establecimiento de crédito.

- *Estado civil*: Estado civil del cliente, expresado en cuatro categorías.

**Cuadro 4. Categorías de la variable “Estado civil”**

Estado civil	Descripción
dec1	CASADO
dec2	SEPARADO - VIUDO
dec3	SOLTERO
dec4	UNION LIBRE

## 5. METODOLOGÍA

Dada la naturaleza del problema, es necesario emplear una metodología acorde al tipo de datos, que permita evitar problemas de especificación, teniendo en cuenta que la variable *días mora* es una variable de recuento. Para lo cual, Winkelmann (1995) expone que este tipo de datos suelen seguir una distribución de Poisson, dada su capacidad para capturar la naturaleza discreta y no negativa de los datos de recuento. Así pues la función de probabilidad viene dada por:

$$f(y_i|x_i) = \frac{e^{-\mu_i} \mu_i^{y_i}}{y_i!} \quad y_i = 0, 1, 2, 3 \dots \quad (1)$$

Donde  $y$  es el parámetro de intensidad, número de ocurrencias del evento, y  $\mu$  es la media o promedio esperado de ocurrencias. Esta distribución se caracteriza por la igualdad entre su media y su varianza, propiedad conocida como equidispersión:

$$E[y_i|x_i] = \mu \quad (2)$$

$$V[y_i|x_i] = \mu \quad (3)$$

El modelo de regresión Poisson se deriva de esta función al parametrizar la relación entre  $\mu$  y las regresoras. Cameron y Trivedi (1999) exponen que para garantizar la no negatividad se suele parametrizar  $\mu$  como una función exponencial:

$$E(y_i|x_i) = \mu_i = \exp(x_i'\beta), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

Teniendo en cuenta la no linealidad del modelo y si se asume que las regresoras no están correlacionadas, se puede utilizar el estimador de máxima verosimilitud para obtener los estimadores consistentes de  $\beta$  (Cameron y Trivedi, 1999), por lo que el logaritmo natural de la función de máxima verosimilitud sería:

$$\ln L(\beta) = \sum_{i=1}^N \{y_i x_i' \beta - \exp(x_i' \beta) - \ln(y_i!)\} \quad (5)$$

Dada la concavidad de log de verosimilitud, la función anterior se puede resolver utilizando algoritmos de optimización, como el Gauss-Newton o el Newton-Raphson.

Sin embargo es común encontrar que el supuesto de equidispersión no se cumple, dado que la distribución está parametrizada en términos de un único escalar  $\mu$ , donde todos los momentos de  $y$  están en función de  $\mu$ . De tal manera que se pueden presentar algunas de las dos siguientes desigualdades:

$$V[y_i|x_i] > E[y_i|x_i], \quad \text{Sobredispersión} \quad (6)$$

$$V[y_i|x_i] < E[y_i|x_i], \quad \text{Infradispersión} \quad (7)$$

Winkelmann (1995) plantea que, en la práctica, el cumplimiento del supuesto de equidispersión suele ser muy poco común, dado que es mucho más frecuente una situación de sobredispersión, donde la varianza excede a la media. En este caso, esta inconsistencia puede generar estimaciones ineficientes y errores estándar sesgados.

Una forma de solucionar la sobredispersión es utilizar el modelo Binomial Negativo, el cual es una generalización del modelo de regresión de Poisson, que introduce un efecto individual inobservable para cada individuo, permitiendo la existencia de heterogeneidad de corte transversal y, por ende, modelar la sobredispersión.

$$\log(\mu_i) = x_i\beta + \varepsilon_i = \log(\lambda_i) + \log(u_i) \quad (8)$$

En la ecuación (8) se tiene que  $\varepsilon_i$  representa la heterogeneidad inobservable y asume que  $\mu_i$  se distribuye de acuerdo a una función Gamma, por lo que la media y la varianza condicionales serían:

$$E[y|\mu, \alpha] = \mu \quad (9)$$

$$V[y|\mu, \alpha] = \mu(1 + \alpha\mu) \quad (10)$$

Sin embargo, los datos también muestran una excesiva cantidad de ceros en comparación con los que predice el modelo Binomial Negativo, lo cual hace necesario modelar esta peculiaridad de los datos.

Siguiendo a Lambert (1992) se plantea un modelo con exceso de ceros, el cual parte de una mezcla de funciones de distribución, una función  $f_1$  para un proceso binario y una  $f_2$  para los datos cuenta. Este supuesto permite modelar los datos como el resultado de un proceso binario y de conteo, por lo que la densidad quedaría definida de la siguiente forma:

$$g(y) = \begin{cases} f_1(0) + (1 - f_1(0)) f_2(0) & \text{cuando } y = 0, \\ (1 - f_1(0)) f_2(y) & \text{cuando } y \geq 1 \end{cases} \quad (11)$$

Se asume que  $f_1$  es un logit al tiempo que  $f_2$  puede ser una Poisson o una Binomial Negativa, dependiendo de si se cumple el supuesto de equidispersión (Lambert, 1992).

## 6. ESTIMACIÓN Y RESULTADOS

Con el modelo de ceros inflados se realiza la estimación para ambas distribuciones, cuando  $y = 0$  y  $y \geq 1$ . Dado que el interés de este estudio es encontrar los determinantes que conllevan a los clientes a no cumplir con el pago de su obligación, se hará énfasis en explicar los resultados para cuando  $y \geq 1$ ; es decir, cuando el crédito se encuentre en mora ( $diasven \geq 1$ ).

De esta forma, se modelará una Poisson y una Binomial Negativa para datos inflados con ceros, ya que la variable *días mora* es una variable discreta no negativa y, adicionalmente, los datos muestran una excesiva cantidad de ceros.

Para poder determinar qué modelo presenta un mejor ajuste al tipo de datos, primero, se realizará una prueba de razón de verosimilitud sobre el parámetro alfa ( $\alpha$ ) del modelo binomial negativo, que permite probar la existencia de sobredispersión en el modelo Poisson:

$$H_0: \alpha = 0 \quad (12)$$

$$H_1: \alpha \neq 0 \quad (13)$$

La hipótesis nula,  $H_0$ , consiste en asumir que el parámetro alfa que captura la heterogeneidad de las observaciones es estadísticamente igual a cero, para lo cual la varianza será igual a la media y, se cumplirá el supuesto de equidispersión. La hipótesis alterna,  $H_1$ , será que este parámetro es diferente de cero, y por ende, se probará la presencia de sobredispersión en el modelo Poisson.

Dado los resultados obtenidos al modelar la distribución binomial negativa (anexo 2), se obtiene que el parámetro estimado es  $\alpha = 0.6710007$  con un p-valor muchísimo menor a 0.05, siendo este parámetro muy significativo como para rechazar la hipótesis nula y, por ende, determinar la presencia de sobredispersión.

Como segunda instancia, también se realiza una comparación simultánea de los modelos a través del criterio de información Akaike (AIC) y el criterio de información bayesiano (BIC), donde el modelo que muestra un mejor ajuste a los datos es aquel que presenta el valor más pequeño entre los modelos evaluados, (Schwarz, 1978).

**Cuadro 5. Criterios de Información Akaike y Bayesiano**

<b>COEFICIENTES</b>	<b>POISSON</b>	<b>BINOMIAL NEGATIVA</b>
AIC	1,287,459.0	396,835.6
BIC	1,287,667.0	397,064.3
No. Observaciones	241,806	241,806

**Fuente:** Cálculos Propios (Anexo 1 y 2)

Como se puede observar en la Tabla 5, el modelo binomial negativo presenta un menor valor para ambos criterios de información (AIC y BIC). Por lo tanto, se estima que este modelo es el que mejor se ajusta a los datos. A continuación se presentan los resultados obtenidos para esta distribución.



**Cuadro 6. Resultados Modelo Binomial Negativo**

Coeficientes	Zero Inflated		
	Binomial Negativa	BN - IRR	MFX
experiencia_negocio	-0.0005542 *	0.999445954 *	-0.016222 *
monto	-2.28E-08 *	0.999999977 *	-1.01E-06 *
numeroplazo	-0.006766 *	0.993256838 *	0.1474514 *
recurrencia	0.1832978 *	1.201172064 *	4.635134 *
genero	0.0754327 *	1.078350652 *	1.715775 *
garantia	0.5190229 *	1.680384943 *	6.682853 *
dse1	0.1703439 *	1.185712548 *	0.8681664 *
dse2	0.1453358 *	1.156427834 *	0.7783762 *
dse3	0.1640889 *	1.178319063 *	0.870313 *
dec2	0.0670111 *	1.069307347 *	0.3499985 *
dec3	0.0539517 *	1.055433623 *	0.28 *
dec4	0.0721501 *	1.074816662 *	0.3715821 *
_cons	3.807703 *		
ll (model)	-198,395.8		
AIC	396,835.6		
BIC	397,064.3		
Obs	241,806		
* Significancia al 1%			
** Significancia al 5%			
*** Significancia al 10%			

**Fuente:** Cálculos Propios (Anexo 4)

Para interpretar los resultados obtenidos con el modelo, teniendo en cuenta la no linealidad de éste, se calculan los efectos promedio, es decir, la media de un efecto parcial de  $x_i$ :

$$\frac{\beta_K}{N} = \sum_{i=1}^N \exp(x_i \beta)$$

Por lo tanto, los efectos marginales (MFX) arrojados por el modelo son los efectos de cambios en el promedio de las variables explicativas ( $x_i$ ) sobre la variable dependiente ( $y$ ).

Los resultados de la estimación muestran que los clientes que llevan más tiempo (meses) con sus negocios tienen una menor probabilidad de caer en mora. La explicación de esto se debe a que sus microempresas poseen una mayor estabilidad financiera que les permite cumplir con todas sus obligaciones.

Otro resultado, es que a aquellos clientes que son desembolsados montos altos o con plazos largos, presentan un mejor comportamiento en el pago de sus créditos; como efecto de la política de fidelización y la búsqueda de minimizar el riesgo crediticio, la entidad otorga montos superiores o mayores plazos a los deudores que llevan más tiempo con el banco, que sus negocios han ido creciendo y que han adquirido una buena experiencia crediticia.

Por otro lado, está la variable categórica género que se encuentra codificada con 0 para mujer y 1 para hombre. El resultado muestra que las mujeres presentan un mejor desempeño en el cumplimiento de sus obligaciones crediticias, mientras que en los hombres se aprecia una menor probabilidad de pagar sus créditos, razón que se atribuye a que las mujeres son más responsables y organizadas. En cuanto a la recurrencia del cliente con el banco, se observa que los clientes renovados, en este caso la categoría base, reflejan un buen desempeño con el pago de sus préstamos, contrario a los clientes nuevos que presentan un mal hábito de pago, lo que es efecto del mayor conocimiento que se tiene sobre los deudores que renuevan sus obligaciones con la entidad bancaria, con respecto a su conducta de pago, la actividad de la microempresa y la capacidad de pago que estos poseen.

El modelo también captura, como era de esperarse, que los clientes que poseen fondo nacional de garantías tienen una mayor probabilidad de no pagar sus créditos con respecto a los que son otorgados sin ningún tipo de garantía idónea, que para este caso representan la categoría base. Consecuencia del mayor riesgo que representan para la entidad cuando son otorgados, dado que no cumplen con todas las validaciones o requisitos necesarios.

Si se observa la variable sector económico, se puede apreciar que las categorías “Comercial”, “Industrial” y “Servicios” en promedio tienen una mayor probabilidad de entrar en mora con respecto a la categoría “Otros” (Agroindustrial, Construcción y Transporte); siendo los clientes de la categoría “Servicios” los que presentan una mayor susceptibilidad de tener un día más de mora.

Con respecto al estado civil del cliente, se considera que los estados “Separado-Viudo”, “Soltero” y “Unión Libre” muestran una mayor probabilidad de incumplir con sus obligaciones financieras, mientras que los “Casados” presentan un mejor comportamiento de pago; esto se puede explicar por razones de responsabilidad y de dependencia del sistema financiero para inversiones a largo plazo para el bienestar de su núcleo familiar.

## **7. CONCLUSIONES**

Dada la creación de organizaciones microfinancieras que emergen como una oportunidad para atender algunos segmentos de la población que son sujetos de la exclusión o el racionamiento de crédito, surge la necesidad de cuantificar y medir el riesgo al que se

encuentran expuestas estas instituciones. Con el apoyo de modelos de datos cuenta se estima un modelo de regresión Poisson y un modelo de regresión Binomial Negativa para hallar los determinantes de la probabilidad de morosidad.

Al realizar las modelaciones se encuentra que los datos presentan sobredispersión y una gran cantidad de observaciones iguales a cero, razón por la cual, en este trabajo se desarrolla un modelo de datos cuenta de *regresión binomial inflado con ceros*, que permitió modelar el exceso de ceros que presenta la variable de respuesta, analizar los factores más influyentes y cuantificar el impacto de estos factores.

Con este modelo fue posible encontrar que las variables experiencia negocio, monto, numero plazo, recurrencia, género, garantía, sector económico y estado civil, resultaron ser importantes en la determinación de la probabilidad de morosidad. Un resultado importante es que los montos altos y los plazos largos generan una menor probabilidad de morosidad en el cliente, como estrategia de la entidad para reducir el riesgo de crédito.

## **BIBLIOGRAFÍA**

- Agudelo, L. G., Galeano, W. & Ochoa J. C. (2010), “Construcción de un modelo de scoring para el otorgamiento de crédito en una entidad financiera”. Perfil de Coyuntura Económica, No. 16, Pág. 191-222, Universidad de Antioquia.
- Baltensperger, E. (1978). “Credit Rationing Issues and Questions”. Journal of Money, Credit, and Banking 10 (1978), Pág. 170-183.
- Banco de la República (2010), “Situación actual del Microcrédito en Colombia: Características y experiencias”. Reporte de Estabilidad Financiera, Ministerio de Agricultura Finagro.
- Banco Mundial (2008), “Finance for All? Policies and Pitfalls in Expanding Access”. World Bank Policy Research Report, Washington D.C.
- Cameron, A. C. & Trivedi, P. K. (1999). “Regression analysis of count data”. Econometry Society Monographs, Cambridge University Press.
- Capera, R. L., Estrada D. & Gutiérrez R. J. (2011), “Un análisis del endeudamiento de los hogares”, Reporte de Estabilidad Financiera, No. 61, Banco de la Republica.
- Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (2010), “Actividades de microfinanciación y los Principios Básicos para una supervisión bancaria eficaz”. Banco de Pagos Internacionales, Suiza.
- Cortés, A. M., Lara, R. J. & Rayo, C. S. (2011), “El proceso de concesión del microcrédito como estrategia empírica de los modelos de credit scoring en microfinanzas”. Universidad de Granada, Departamento de Economía Financiera y Contabilidad, España.
- Economist Intelligence Unity (2011), “Microscopio global sobre el entorno de negocios para las microfinanzas 2011”. The Economist.

- Gómez, G. E. & Zamudio, G. N. (2012), “Las capacidades financieras de la población colombiana”. Borradores de Economía, No. 725, Banco de la República.
- González, A. A., Mendoza, J. C. & Piñeros, G. J. H. (2010), “Análisis comparativo del riesgo crediticio: Una aproximación no paramétrica”. Reporte de Estabilidad Financiera, Septiembre 2010, Banco de la República.
- Jaffee, D. M. & Modigliani F. (1969). “A theory and test of credit rationing”. American Economic Review, Vol. 59, Pág. 850-872.
- Jansson, T., Rosales, R. & Westley, G. (2003). “Principios y prácticas para la regulación y supervisión de las microfinanzas”. Departamento de Desarrollo Sostenible, Banco Interamericano de Desarrollo, Washington, D.C.
- Lambert, Diane (1992), “Zero-Inflated Poisson Regression, With an Application to Defects in Manufacturing”. American Statistical Association and American Society for Quality, Vol. 34 No. 1. Disponible en <http://www.jstor.org/stable/1269547>.
- Maldonado, J. (2004). “Relationships among poverty, financial services, human capital, risk coping, and natural resources: Evidence from El Salvador and Bolivia”. Doctoral dissertation. Ohio: The Ohio State University.
- McCann, F. & McIndoe-Calder, T. (2012). “Bank competition through the credit cycle: Implications for SME financing”. Central Bank of Ireland.
- Montoya, D. C. C. (2011), “El racionamiento de crédito a las microempresas en Colombia. Un estudio de los tipos de racionamiento”. Coyuntura Económica: Investigación Económica y Social, Vol. XLI, No. 1, Pág. 225-255, Fedesarrollo, Bogotá.
- Quesada J. (1991), “Un análisis del racionamiento de crédito de equilibrio”, Primera Edición. España: Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas S.A.
- Rodríguez, B. M. G. (1996). “El racionamiento de crédito: análisis econométrico con datos de panel de su incidencia en las decisiones de inversión de las empresas”.

Universidad de la Laguna. Soportes audiovisuales e informáticos. Serie Tesis Doctorales.

Stiglitz, J. y Weiss, A. (1981). "Credit Rationing in Markets with Imperfect Information". *American Economic Review*, Vol. 71, Pág. 393-410.

Schwarz, G. (1978). "Estimating the dimension of a model". *The Annals of Statistics*, Vol. 6, No. 2, Pág. 461-464.

Vives, B. J. (2002). "El diagnóstico de la sobredispersión en modelos de análisis de datos de recuento". Tesis doctoral, Departament de Psicobiologia i de Metodologia de les Ciències de la Salut, Universitat Autònoma de Barcelona.

Winkelmann, R. (1995). "Duration dependence and dispersion in count data models". *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 13, No. 4, Pág. 467 - 474

Zorn, J. W. C. (1996), "Evaluating zero-inflated and Hurdle Poisson specifications". Ohio State University, Midwest Political Science Association.

# ANEXOS

## Anexo 1. Distribución Poisson

```

Zero-inflated Poisson regression      Number of obs   =   241806
                                      Nonzero obs     =   24163
                                      Zero obs        =   217643

Inflation model = logit             LR chi2(12)    =   94883.97
Log likelihood = -643709.4          Prob > chi2    =   0.0000
  
```

diasvenc	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
<b>diasvenc</b>						
experienci~o	-.000548	.0000121	-45.13	0.000	-.0005718	-.0005242
monto	-2.36e-08	5.29e-10	-44.50	0.000	-2.46e-08	-2.25e-08
numeroplazo	-.0077962	.0001106	-70.49	0.000	-.008013	-.0075794
recurrencia	.218692	.0020477	106.80	0.000	.2146785	.2227054
genero	.0739283	.0016921	43.69	0.000	.0706119	.0772447
garantia	.5576923	.0019953	279.50	0.000	.5537816	.5616031
dse1	.1984034	.0043582	45.52	0.000	.1898615	.2069453
dse2	.1746866	.0046074	37.91	0.000	.1656564	.1837169
dse3	.1942998	.004481	43.36	0.000	.1855172	.2030824
dec2	.0677163	.0027168	24.92	0.000	.0623914	.0730411
dec3	.0489847	.002421	20.23	0.000	.0442397	.0537298
dec4	.0667438	.0020622	32.37	0.000	.062702	.0707857
_cons	3.777065	.0054348	694.98	0.000	3.766413	3.787717
<b>inflate</b>						
experienci~o	.0028889	.0001067	27.08	0.000	.0026799	.003098
monto	1.92e-07	4.80e-09	39.94	0.000	1.82e-07	2.01e-07
numeroplazo	-.0391223	.0009828	-39.81	0.000	-.0410486	-.0371961
recurrencia	-.657135	.0175657	-37.41	0.000	-.6915631	-.622707
genero	-.2670765	.0144209	-18.52	0.000	-.2953408	-.2388121
garantia	-.730986	.0173872	-42.04	0.000	-.7650643	-.6969078
otra_inst	.3199199	.0444154	7.20	0.000	.2328673	.4069725
_cons	2.67569	.0503752	53.12	0.000	2.576957	2.774424

. estat ic

Model	obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
.	241806	-691151.4	-643709.4	20	1287459	1287667

Note: N=obs used in calculating BIC; see [\[R\] BIC note](#)



## Anexo 2. Distribución Binomial Negativa

```

Zero-inflated negative binomial regression      Number of obs   =    241806
                                                Nonzero obs     =     24163
                                                Zero obs        =    217643

Inflation model = logit                    LR chi2(12)     =    1867.78
Log likelihood = -198395.8                  Prob > chi2     =     0.0000
  
```

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
<b>diasvenc</b>						
experienci~o	-.0005542	.0000756	-7.33	0.000	-.0007023	-.000406
monto	-2.28e-08	3.10e-09	-7.37	0.000	-2.89e-08	-1.68e-08
numeroplazo	-.006766	.0007006	-9.66	0.000	-.008139	-.0053929
recurrencia	.1832978	.013611	13.47	0.000	.1566208	.2099748
genero	.0754327	.0114141	6.61	0.000	.0530616	.0978039
garantia	.5190229	.0131642	39.43	0.000	.4932215	.5448242
dse1	.1703439	.0278213	6.12	0.000	.1158152	.2248726
dse2	.1453358	.0294987	4.93	0.000	.0875193	.2031522
dse3	.1640889	.0287584	5.71	0.000	.1077235	.2204544
dec2	.0670111	.0180842	3.71	0.000	.0315666	.1024555
dec3	.0539517	.0161312	3.34	0.001	.0223351	.0855683
dec4	.0721501	.013636	5.29	0.000	.0454241	.0988761
_cons	3.807703	.0345045	110.35	0.000	3.740075	3.87533
<b>inflata</b>						
experienci~o	.0028859	.0001067	27.04	0.000	.0026768	.0030951
monto	1.92e-07	4.80e-09	39.90	0.000	1.82e-07	2.01e-07
numeroplazo	-.0391902	.0009838	-39.84	0.000	-.0411183	-.037262
recurrencia	-.6562603	.0175774	-37.34	0.000	-.6907114	-.6218093
genero	-.2668347	.0144295	-18.49	0.000	-.2951161	-.2385533
garantia	-.7279136	.0173992	-41.84	0.000	-.7620155	-.6938117
otra_inst	.320115	.044452	7.20	0.000	.2329907	.4072393
_cons	2.670617	.0504149	52.97	0.000	2.571805	2.769428
/lnalpha	-.3810793	.0091358	-41.71	0.000	-.3989851	-.3631734
alpha	.6831237	.0062409			.6710007	.6954658

. estat ic

Model	obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
.	241806	-199329.7	-198395.8	22	396835.6	397064.3

Note: N=obs used in calculating BIC; see [\[R\] BIC note](#)

### Anexo 3. Efectos Marginales

. mfx

Marginal effects after zinb  
 y = Predicted number of events (predict)  
 = 5.0967712

variable	dy/dx	std. Err.	z	P> z	[	95% C.I.	]	x
experi~o	-.016222	.00062	-26.18	0.000	-.017436	-.015008		81.6038
monto	-1.01e-06	.00000	-27.61	0.000	-1.1e-06	-9.4e-07		3.3e+06
numero~o	.1474514	.00565	26.12	0.000	.136386	.158517		23.1587
recurr~a*	4.635134	.14392	32.21	0.000	4.35305	4.91722		.317536
genero*	1.715775	.09886	17.36	0.000	1.52201	1.90954		.32572
garantia*	6.682853	.13348	50.07	0.000	6.42124	6.94446		.45374
dse1*	.8681664	.14162	6.13	0.000	.590601	1.14573		.507349
dse2*	.7783762	.16552	4.70	0.000	.453969	1.10278		.165079
dse3*	.870313	.15835	5.50	0.000	.559956	1.18067		.264059
dec2*	.3499985	.0967	3.62	0.000	.160479	.539518		.137718
dec3*	.28	.08509	3.29	0.001	.113229	.446771		.16689
dec4*	.3715821	.07082	5.25	0.000	.23277	.510394		.358672
otra_i~t*	-1.686523	.26377	-6.39	0.000	-2.20351	-1.16953		.981373

(\*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

### Anexo 4. Comparativo resultados regresión Poisson y Binomial Negativa

Coeficientes	Zero Inflated			
	Poisson	Binomial Negativa	BN - IRR	MFx
experiencia_negocio	-0.0007828 *	-0.0005542 *	0.999445954 *	-0.016222 *
monto	-3.54E-08 *	-2.28E-08 *	0.999999977 *	-1.01E-06 *
numeroplazo	-0.0072215 *	-0.006766 *	0.993256838 *	0.1474514 *
recurrencia	-0.0701556 *	0.1832978 *	1.201172064 *	4.635134 *
genero	-0.0863536 *	0.0754327 *	1.078350652 *	1.715775 *
garantia	-0.000937 *	0.5190229 *	1.680384943 *	6.682853 *
dse1	0.1190435 *	0.1703439 *	1.185712548 *	0.8681664 *
dse2	0.0391392 *	0.1453358 *	1.156427834 *	0.7783762 *
dse3	0.0975191 *	0.1640889 *	1.178319063 *	0.870313 *
dec2	0.1148958 *	0.0670111 *	1.069307347 *	0.3499985 *
dec3	0.0279542 *	0.0539517 *	1.055433623 *	0.28 *
dec4	0.1023629 *	0.0721501 *	1.074816662 *	0.3715821 *
_cons	6.573762 *	3.807703 *		
ll (model)	-643,709.4	-198,395.8		
AIC	1,287,459.0	396,835.6		
BIC	1,287,667.0	397,064.3		
Obs	241,806	241,806		

\* Significancia al 1%

\*\* Significancia al 5%

\*\*\* Significancia al 10%