



REPORTE DE  
**ESTABILIDAD  
FINANCIERA**

---

Marzo de 2010

Determinantes del riesgo de crédito comercial en Colombia

Angela González Arbeláez

# Determinantes del riesgo de crédito comercial en Colombia\*

Angela González Arbeláez\*\*

16 de abril de 2010

## Resumen

En este trabajo se estima la probabilidad de incumplimiento de las empresas, sus determinantes y el nivel de riesgo crediticio corporativo agregado del sistema financiero. Se utiliza un modelo logit ordenado generalizado con variables explicativas que contienen información a nivel de firmas y variables macroeconómicas que no han sido utilizadas en otros trabajos para Colombia, de tal manera que se puedan capturar los efectos que tiene la dinámica de la economía sobre la probabilidad de *default*, diferenciando por las categorías de riesgo asociadas a los créditos corporativos. Los resultados muestran que el conjunto de variables macroeconómicas mejora el poder explicativo del modelo, a la vez que se encuentra una alta persistencia en la categorías asociadas con mayor riesgo crediticio.

*Clasificación JEL:* C35, D21, E44, G21, G33.

*Palabras clave:* Riesgo de crédito, probabilidad de incumplimiento, logit ordenado generalizado.

---

\*Una versión previa de este documento fue presentado como trabajo de grado para la Maestría en Economía de la Pontificia Universidad Javeriana. Agradezco especialmente la colaboración de Dairo Estrada para la elaboración de este trabajo y los comentarios de David Pérez-Reyna y Jorge Restrepo. Los errores y omisiones son exclusividad del autor y no comprometen al Banco de la República ni a su Junta Directiva.

\*\*Profesional en Estabilidad Financiera, Departamento de Estabilidad Financiera, Banco de la República de Colombia. E-mail: agonzarb@banrep.gov.co

# Índice

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
<b>2. Datos</b>	<b>4</b>
2.1. Información crediticia y empresarial . . . . .	4
2.2. Características de los créditos comerciales empresariales . . . . .	10
2.3. Indicadores de las empresas . . . . .	13
2.4. Variables macroeconómicas . . . . .	13
<b>3. El modelo</b>	<b>14</b>
3.1. Modelos logit y probit . . . . .	15
3.2. Modelos de variable dependiente discreta . . . . .	15
3.3. Modelos logit ordenados generalizados . . . . .	16
<b>4. Resultados empíricos</b>	<b>19</b>
4.1. Resultados empíricos de las estimación por un modelo logit ordenado generalizado . . .	19
<b>5. Análisis de sensibilidad</b>	<b>24</b>
<b>6. Conclusiones</b>	<b>28</b>
<b>A. Apéndices</b>	<b>29</b>
A.1. Estimación del logit ordenado . . . . .	29
A.2. Código de programación en STATA . . . . .	30
A.2.1. Estimación de un logit ordenado . . . . .	30
A.2.2. Estimación de un logit ordenado generalizado . . . . .	31
A.2.3. Estimaciones para la sección de análisis de sensibilidad . . . . .	31
<b>Referencias</b>	<b>33</b>

## Índice de cuadros

1.	Montos, saldos promedio y número de créditos de la muestra . . . . .	6
2.	Participación por categorías de la variable dependiente . . . . .	19
3.	Estimación de la probabilidad de incumplimiento . . . . .	21
4.	Efectos marginales sobre la probabilidad de incumplimiento . . . . .	22
5.	Resultados después del choque de actividad económica . . . . .	25
6.	Resultados después del choque de tasa de desempleo . . . . .	26
7.	Resultados después de choques simultáneos . . . . .	27
8.	Probabilidad de incumplimiento con un modelo logit ordenado . . . . .	29
9.	Test de Brant para probar la hipótesis de líneas paralelas . . . . .	30
10.	Nombres de variables utilizados para las estimaciones . . . . .	31

## Índice de figuras

1.	Número de empresas de la muestra y participación . . . . .	5
2.	Distribución de los créditos por entidades . . . . .	6
3.	Participación por grandes ramas de la economía . . . . .	7
4.	Participación según tamaño . . . . .	8
5.	Porcentaje de empresas no activas e indicador de mora . . . . .	9
6.	Tasa de crecimiento real anual del PIB e IM de la cartera comercial (1995-2008) . . .	10
7.	Evolución de la cartera riesgosa de la muestra . . . . .	11
8.	Número de relaciones bancarias de las empresas de la muestra . . . . .	12
9.	Secuencia de modelos de variable discreta . . . . .	18

# 1. Introducción

El análisis de los diferentes tipos de riesgo que enfrenta un sistema financiero y sus determinantes son de gran importancia para la estabilidad de éste. Para el caso del sistema financiero colombiano, que puede considerarse como tradicional al centrar sus funciones de intermediación en cartera e inversiones, el riesgo de crédito es de vital importancia, especialmente el de la cartera comercial dada su alta participación dentro del total de créditos otorgados<sup>1</sup>. Teniendo en cuenta estas características, en el presente trabajo se estima la probabilidad de incumplimiento de las empresas, sus determinantes y el nivel de riesgo crediticio corporativo agregado del sistema financiero. Para esto, se utiliza una metodología de modelos logit ordenados generalizados con variables explicativas que contienen información a nivel de firmas y variables macroeconómicas que no han sido utilizadas en otros trabajos para Colombia, de tal manera que se puedan capturar los efectos que tiene la dinámica de la economía sobre la probabilidad de *default*, diferenciando por las categorías de riesgo asociadas a los créditos corporativos.

La metodología econométrica empleada es un modelo logit ordenado generalizado, condicional al riesgo de la cartera comercial, con un conjunto de variables explicativas como: Características y razones financieras propias de las empresas, el sector de la economía al que pertenece cada firma, las entidades que otorgaron los créditos, el crecimiento económico, la inflación y el desempleo, entre otras. Una vez se estima la probabilidad de incumplimiento y sus determinantes, se hacen ejercicios adicionales de pruebas de estrés para cuantificar los efectos del incumplimiento sobre los balances de las entidades del sistema financiero. La información obtenida a partir de estos resultados, constituye una herramienta útil para el análisis de políticas de crédito.

Uno de los primeros trabajos en los que se analiza el riesgo de crédito de las empresas es el de Altman (1968), que estudia los determinantes de la probabilidad de quiebra de las empresas, donde las variables explicativas son las razones financieras de cada una de las firmas de la muestra. En este trabajo, el autor introduce la metodología de análisis discriminante<sup>2</sup> (DA por sus siglas en inglés) como herramienta para el análisis de riesgo de crédito y encuentra que la rentabilidad, el apalancamiento y el flujo de efectivo, son significativos al momento de explicar la quiebra de las empresas de Estados Unidos.

Vale la pena resaltar que en el trabajo anterior se estimó la probabilidad de quiebra de las empresas y no la de incumplimiento, donde la primera busca encontrar las razones por las que las firmas se liquidan o dejan de ser viables. No obstante, antes de entrar en un proceso de liquidación, la mayoría de firmas dejan de pagar sus obligaciones, haciendo relevante el análisis de la probabilidad de incumplimiento. Aunque son objetivos diferentes, las metodologías aquí descritas han sido utilizadas para dar solución a ambas preguntas.

La metodología de Altman (1968) continuó siendo utilizada en trabajos relacionados con probabilidad de quiebra de las empresas, a la vez que los modelos de variable discreta (logit y probit<sup>3</sup>) empezaron a

---

<sup>1</sup>A diciembre de 2008, esta cartera representó el 60,4% del total de la cartera de créditos.

<sup>2</sup>El análisis discriminante es una metodología que busca clasificar un conjunto de observaciones en grupos que han sido definidos previamente. El modelo se basa en una muestra para la cual los grupos son conocidos, estimando una serie de funciones lineales o funciones discriminantes que permiten clasificar a los individuos de la muestra en un grupo determinado.

<sup>3</sup>Los modelos logit y probit son modelos de forma reducida donde la variable dependiente es discreta.

ser empleados con el mismo objetivo. Lennox (1999) aplicó estos últimos, los comparó con el análisis discriminante y concluyó que los modelos logit y probit eran más precisos para el análisis de interés. Siguiendo este concepto, varios trabajos para Colombia han utilizado modelos de variable discreta para estimar la probabilidad de quiebra de las empresas y sus determinantes.

Martínez (2003) estimó los determinantes de la insolvencia de las empresas colombianas y encontró que indicadores como rentabilidad, liquidez y endeudamiento son importantes para explicar esta fragilidad. El trabajo se basa en la información de los estados financieros de las compañías pero se estima para un sólo periodo, por lo que no captura los efectos de variables macroeconómicas ni la manera como cambian estos determinantes en el tiempo.

Buscando corregir el problema de tiempo, Arango et al. (2005) utilizan un modelo de quiebra de las empresas donde incorporan como variable explicativa la variación del PIB, y encuentran una relación negativa entre ésta y la probabilidad de quiebra; sin embargo, no consideran otras variables macroeconómicas que puedan tener poder explicativo dentro del modelo. Con los resultados obtenidos, los autores estiman el riesgo de crédito que enfrentaría el sector financiero según las probabilidades generadas y el nivel de deuda interna de cada empresa. No obstante, cuentan con una limitante para el análisis y es el nivel de agregación de la información, pues se sabe cuál es el endeudamiento total de la firma pero no se conoce en detalle cada uno de los créditos que adquiere y sus características.

Esta clase de ejercicios de sensibilidad también ha sido desarrollada por otros autores en Colombia. Por ejemplo, Amaya (2005) realiza ejercicios de pruebas de estrés para estimar el comportamiento del sistema financiero ante situaciones extremas pero posibles; particularmente busca calcular el incremento de la cartera vencida ante choques en las ventas y la rentabilidad de las empresas, concluyendo que los sectores de la economía que son más sensibles ante cambios en la rentabilidad son agricultura, ganadería, caza y silvicultura y construcción.

Por otra parte, Gómez-González et al. (2006) utilizan un modelo de duración que consiste en una metodología que permite estimar el tiempo que demoran las empresas en incumplir con sus obligaciones crediticias, para luego estimar la probabilidad condicional de incumplimiento de los mayores deudores del sector corporativo privado. Los resultados muestran que el endeudamiento, la rentabilidad y el tamaño de las empresas son variables relevantes para explicar la probabilidad de incumplimiento, así como el sector económico al que pertenece la empresa. Para el análisis de esta última variable explicativa los autores incluyen dos variables dicotómicas para los sectores de la construcción y la industria.

Esta metodología también fue implementada por Gómez-González et al. (2007) para estimar matrices de transición de la calidad de los créditos de las empresas colombianas; es decir, para calcular la probabilidad de que un crédito migre de una calificación a otra. Los autores encuentran que tanto la liquidez, como el tamaño, la eficiencia y la composición de la deuda, son significativos para el análisis. Adicionalmente, incluyen como variables explicativas el crecimiento del PIB y el promedio trimestral de la tasa de cambio<sup>4</sup>, encontrando que son significativas de manera conjunta y que, por tanto, el ciclo económico es importante para el análisis de migraciones de calificación de cartera.

---

Cuando la función de transformación es una normal estándar, el modelo se llama probit y cuando es una logística, el modelo es conocido como logit.

<sup>4</sup>La variable de tasa de cambio no es significativa de manera individual.

Adicional a estos trabajos, Zamudio (2007) estima un logit multinomial ordenado<sup>5</sup> para calcular la probabilidad de incumplimiento, y trabaja con la información de una base de datos que incluye, de manera detallada, las características de cada uno de los créditos que han sido adquiridos por las empresas. Para la estimación de la probabilidad de incumplimiento de las firmas, la variable dependiente está dada por el vencimiento de los créditos, para el que se utiliza la calificación de los mismos como aproximación<sup>6</sup>. En los resultados se encuentra que la liquidez es relevante para el análisis a la vez que variables como el plazo de los créditos, el tipo de entidad que lo otorga y el tipo de garantía, entre otros, son importantes para la probabilidad de incumplimiento.

Cabe resaltar que el trabajo de Zamudio (2007) no tiene en cuenta el supuesto de líneas paralelas o de *proportional odds ratio*, bajo el cual los coeficientes de la regresión son los mismos para todos los valores que toma la variable latente. Si este supuesto no se cumple, los estimadores son sesgados y la inferencia sobre diferencias entre grupos puede ser errada pues realmente no existen; adicionalmente, los problemas de heterocedasticidad no son considerados, lo que genera estimadores sesgados e incluso puede cambiar el signo de los mismos. Según Lennox (1999) las pruebas de heterocedasticidad en los modelos logit y probit son particularmente importantes porque la heterocedasticidad genera sesgos tanto en los coeficientes estimados como en sus errores estándar<sup>7</sup>.

Los trabajos mencionados anteriormente han utilizado información a nivel de las firmas, sin analizar a profundidad el efecto que pueden tener diferentes variables macroeconómicas sobre la probabilidad de incumplimiento de las empresas. No obstante, Jacobson et al. (2008) y Bonfim (2009) muestran que al incluir estas variables, el poder explicativo de los modelos mejora considerablemente, sin que las variables microeconómicas pierdan el suyo. Según Jacobson et al. (2008), “mientras que los factores específicos de las firmas son útiles en el ranking del riesgo relativo de las firmas, los factores macroeconómicos capturan las fluctuaciones a nivel de riesgo absoluto”<sup>8</sup>. Bonfim (2009) concluye: “Los resultados obtenidos nos permiten afirmar que las dinámicas macroeconómicas tienen una contribución adicional (e independiente) para explicar por qué las firmas incumplen”<sup>9</sup>.

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos anteriormente, este documento complementa los realizados para Colombia, agregando un conjunto de variables macroeconómicas que permiten estimar la probabilidad de incumplimiento de la cartera comercial y aplicando un modelo logit ordenado generalizado que corrige los problemas del supuesto de líneas paralelas, a la vez que controla por posibles problemas de heterocedasticidad. La implementación de esta metodología permite encontrar coeficientes diferentes para cada una de las categorías que toma la variable dependiente, mostrando impactos diferenciados de cada una de las variables explicativas y la movilidad entre categorías. Adicionalmente, la inclusión de variables macroeconómicas incrementa el poder explicativo del modelo y permite capturar los efectos de la dinámica de la economía sobre la probabilidad de incumplimiento.

Al igual que en los trabajos anteriores, los resultados presentados en este trabajo muestran que variables microeconómicas relacionadas con rentabilidad, endeudamiento y liquidez son relevantes para

---

<sup>5</sup>Si los valores que puede tomar la variable dependiente son sólo dos, entonces el modelo se llama binomial y si puede tomar más de dos, entonces se conoce como multinomial. Si dentro de los valores posibles hay un orden natural, el modelo es ordenado.

<sup>6</sup>En el caso colombiano, los créditos pueden ser calificados como A, B, C, D o E. En la sección 2.1 se encuentra esta información de manera detallada.

<sup>7</sup>Lennox (1999) hace referencia a una cita de Yatchew and Griliches (1985). Traducción del autor.

<sup>8</sup>Traducción del autor.

<sup>9</sup>Ibid.

el análisis de incumplimiento de las empresas, a la vez que la inclusión de variables macroeconómicas mejora la especificación del modelo sin que las primeras pierdan poder explicativo. Adicionalmente, se encuentra evidencia para rechazar la hipótesis de líneas paralelas, y, por tanto, se estima un modelo que genera coeficientes diferentes para cada una de las categorías. Este análisis muestra que las variables específicas de las empresas y las variables relacionadas con la dinámica de la economía tienen efectos marginales diferentes para cada una de las categorías que toma la variable dependiente.

Particularmente, se encuentra que las variables de liquidez, rentabilidad y crecimiento económico tienen efectos negativos sobre la probabilidad de incumplimiento mientras que el endeudamiento, el desempleo y la inflación la incrementan. Finalmente, los análisis de sensibilidad muestran que ante choques, extremos pero posibles, en desempleo y crecimiento económico, la rentabilidad de las entidades se ve afectada y unas pocas llegarían a tener indicadores de rentabilidad negativos. Lo que dicen estos resultados, es que tanto las variables específicas de las firmas así como el conjunto de variables macroeconómicas son significativas para la estimación de la probabilidad de incumplimiento de las empresas colombianas y sus determinantes.

Este documento consta de 6 secciones adicionales a la presente introducción. En la sección 2 se realiza un análisis de los datos y de la estructura de las empresas colombianas, en la tercera se plantea el modelo y, los resultados se muestran en la sección 4. En la quinta se utilizan los resultados anteriores para realizar ejercicios de sensibilidad sobre el sistema financiero colombiano y, finalmente, la sexta y última sección muestra las conclusiones del trabajo y recomendaciones de política.

## **2. Datos**

En esta sección se realiza una descripción de las bases de datos utilizadas, un análisis de la estructura de las empresas colombianas y una descripción de las variables macroeconómicas seleccionadas.

### **2.1. Información crediticia y empresarial**

La primera fuente de datos utilizada es la de Operaciones activas de crédito de los deudores de la cartera comercial de la Superintendencia Financiera de Colombia (2007), en donde se encuentra la información que reportan las entidades financieras sobre el endeudamiento comercial según deudores. Esta base tiene una periodicidad trimestral con fecha de corte a finales de marzo, junio, septiembre y diciembre, con información desde diciembre de 1998 hasta diciembre de 2007.

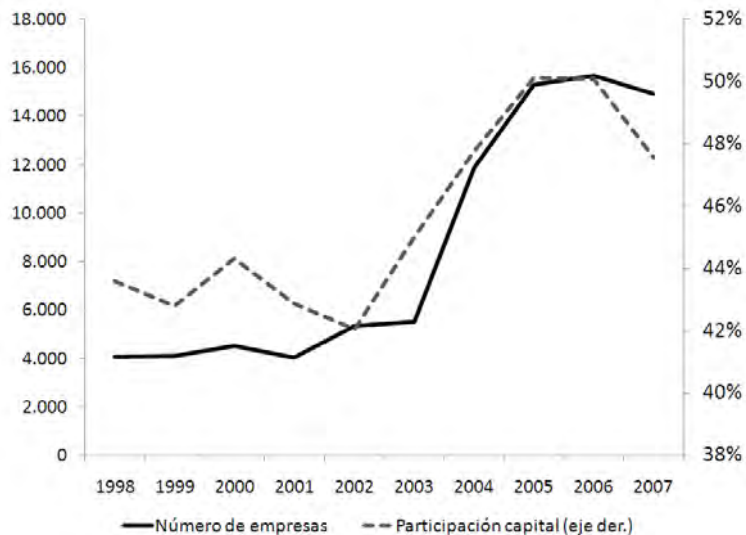
La información contenida en esta base corresponde a los reportes de las entidades financieras sobre las características de los préstamos otorgados a todos los deudores que adquieren créditos comerciales, sean personas naturales o jurídicas. Dentro de las características reportadas se encuentran: Monto de la deuda, calificación del crédito, tipo de garantía y sector económico al que pertenece la actividad del deudor, entre otras. Para el análisis de este documento sólo se trabajó con los créditos otorgados al sector corporativo colombiano que corresponden al 31,3 % del total de créditos y al 86,5 % en términos del monto de capital.

Para obtener información sobre las firmas, se utilizaron los balances generales y estados de resultados de las empresas reportados a la Superintendencia de Sociedades, los cuales tienen una periodicidad

anual, desde 1998 hasta 2007. Esta base no tiene datos de la totalidad de las empresas colombianas pues no todas están sujetas a control y vigilancia por parte de esta entidad; no obstante, en diciembre de 2007 cerca de 21.900 empresas reportaron información de sus balances a esta Superintendencia.

Como era necesario usar ambas fuentes, se cruzaron las bases para poder obtener información de los estados financieros de los deudores de la cartera comercial. El total de créditos y empresas de la muestra ha aumentado considerablemente desde 1998 cuando se contaba con 4.001 empresas que tenían 10.232 créditos, hasta 2007 cuando la base cuenta con información de 14.819 empresas y un total de 52.496 créditos. La Figura 1 muestra el monto de créditos adquiridos por las empresas de la muestra como proporción del total de la cartera comercial empresarial del sistema financiero, y se observa que la participación de dichas empresas se ha incrementado al pasar de 43,2% en 1998 a 47,1% en 2007, con un crecimiento considerable entre 2002 y 2005 que se explica por un aumento considerable en el número de entidades que empesaron a reportar información a la Superintendencia de Sociedades.

**Figura 1:** Número de empresas de la muestra y participación



Fuentes: Superintendencia de Sociedades, Superintendencia Financiera. Cálculos del autor.

Vale la pena resaltar el cambio que se presentó durante 2007, cuando el número de empresas de la base disminuyó al igual que su participación dentro de la cartera comercial empresarial. Una posible explicación para tal comportamiento es que un número considerable de empresas hubiera dejado de reportar información pues estaban próximas a entrar en liquidación o proceso de reestructuración; según los datos mostrados por el estado de las empresas en 2008 y 2009, un gran número de las que dejaron de reportar información, cambiaron eventualmente de estado.

En términos reales, el crecimiento del monto total otorgado a las empresas de la muestra ha ido aumentando y en 2007 fue cerca de 2,7 veces más que el de 1998; sin embargo, el monto promedio de estos créditos es cada vez menor, pues mientras que en 1998 era de \$1.379 millones (m) de pesos, en 2007 este saldo era la mitad (Cuadro 1). El comportamiento mencionado está explicado por la heterogeneidad de la base, pues como se verá más adelante, los créditos son otorgados tanto a grandes y medianas empresas como a pequeñas y microempresas.

**Cuadro 1:** Montos, saldos promedio y número de créditos de la muestra

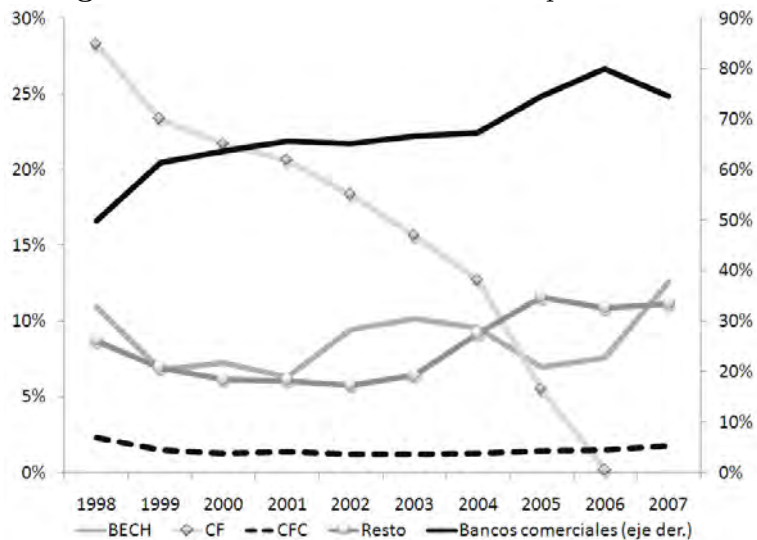
Año	Monto de capital	Monto promedio por deudor	Número de créditos por deudor
1998	13.892.980	1.379	10.074
1999	16.921.307	1.585	10.672
2000	17.436.287	1.452	12.003
2001	16.206.651	1.386	11.687
2002	17.464.412	1.037	16.840
2003	19.956.527	1.044	19.104
2004	24.963.325	644	38.731
2005	27.179.613	550	49.360
2006	33.410.344	648	51.551
2007	37.264.916	716	52.043

Saldos en millones de pesos de 2007

Fuentes: Superintendencia de Sociedades, Superintendencia Financiera. Cálculos del autor.

Los créditos comerciales pueden ser otorgados por diferentes tipos de entidades financieras como bancos comerciales, bancos especializados en crédito hipotecario (BECH)<sup>10</sup>, corporaciones financieras (CF), compañías de financiamiento comercial (CFC), cooperativas financieras, compañías de leasing, y las instituciones oficiales especiales (IOES). Tal y como se muestra en la Figura 2, la cartera comercial está concentrada principalmente en los bancos comerciales, los BECH y las corporaciones financieras; cabe resaltar que la pérdida de participación de estas últimas se debe a un cambio en la orientación del negocio, pues se dirigieron hacia otras actividades como encargos fiduciarios y dejaron de otorgar créditos comerciales.

**Figura 2:** Distribución de los créditos por entidades

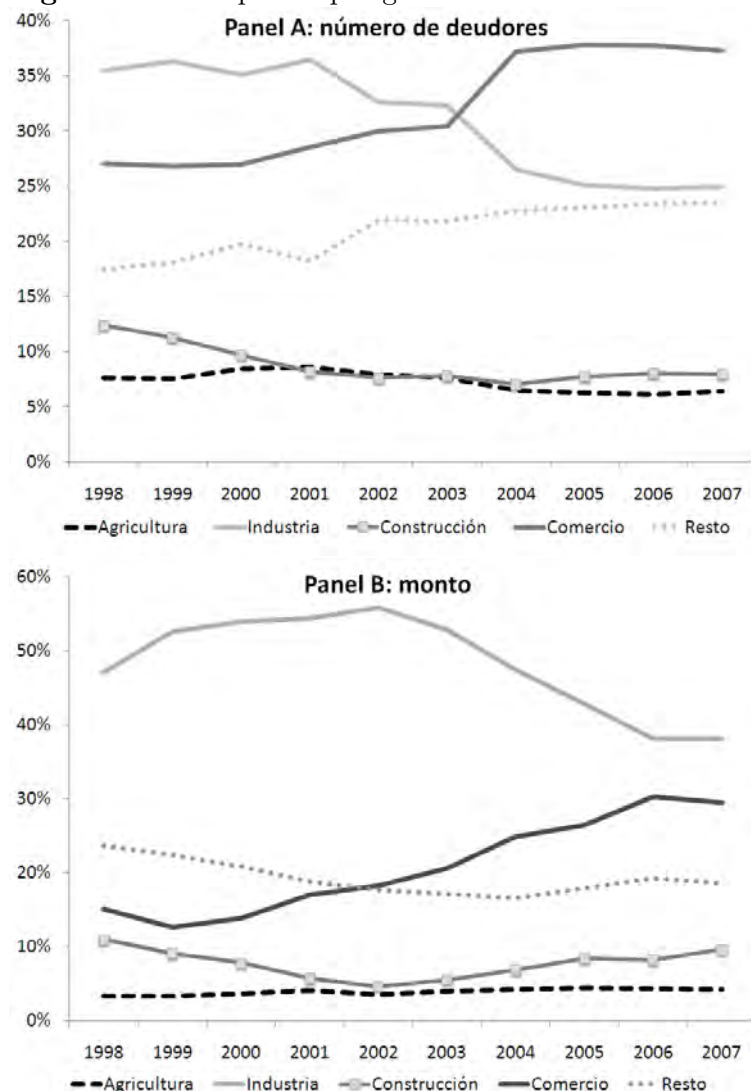


Fuentes: Superintendencia de Sociedades, Superintendencia Financiera. Cálculos del autor.

<sup>10</sup>Con la reforma financiera de 1997 el gobierno colombiano obligó a las corporaciones de ahorro y vivienda (CAV) a liquidarse o a convertirse en bancos comerciales. Por esta razón desde marzo de 2002 no hay diferencias en la clasificación de estas entidades; sin embargo, dentro de la base se consideraron como diferentes.

Con respecto a la participación de los deudores por las grandes ramas de la economía, se analizó la concentración tanto por número de deudores como por montos de capital. En el panel A de la Figura 3 se muestra el análisis por número de deudores y se encuentra que al inicio del periodo, el sector con mayor participación era el de la industria manufacturera; sin embargo, desde 2004 se incrementó la participación del sector comercio hasta el punto en que del total de deudores, 37,2% pertenecen a éste. Las empresas orientadas a los sectores de industria y comercio representan más del 60% de la muestra, mientras que los demás sectores han mantenido una participación relativamente constante a excepción de los servicios financieros y la construcción que perdió participación desde la crisis de 1999.

**Figura 3:** Participación por grandes ramas de la economía



Fuentes: Superintendencia de Sociedades, Superintendencia Financiera. Cálculos del autor.

Al analizar la concentración por monto de capital, se puede ver que la industria manufacturera mantiene la mayor participación a lo largo de la muestra, aunque es evidente la disminución que se observa desde 2002 y el incremento en comercio. Al igual que en el análisis por deudor, construcción

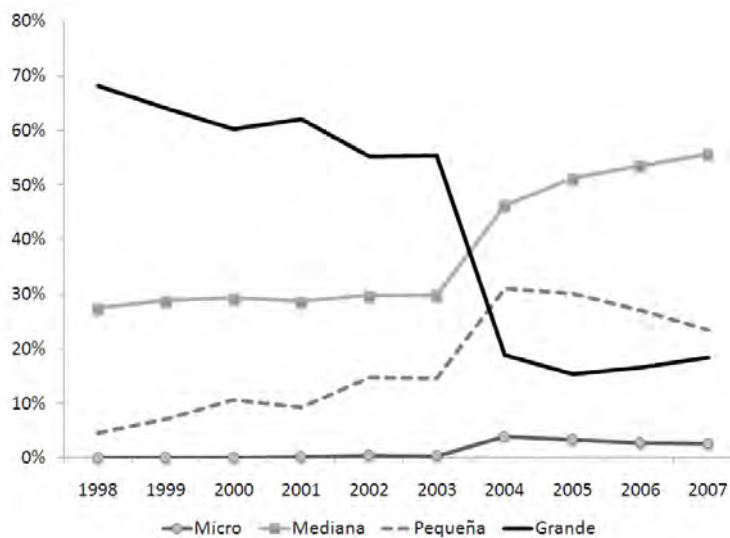
disminuyó su participación durante la crisis, pero ahora se observa un aumento desde 2002, alcanzando niveles similares a los que tenía en 1998 (Panel B de la Figura 3).

Con los datos anteriores, se hizo un cálculo del monto promedio de capital según las grandes ramas de la economía y se encontró que el sector con los mayores niveles fue el de la industria manufacturera con créditos superiores a \$2.500 millones (m), mientras que comercio se mantuvo relativamente estable alrededor de \$1.500 m.

Por otra parte, mientras que a 2007 la mayoría de los deudores pertenecen al sector no transable (67,5%), entre 1998 y 2004, la participación por monto de los créditos para las empresas del sector transable, era mayor y en promedio 57,6% pertenecían a éste. Adicionalmente, a partir de 2005 las empresas del sector no transable incrementaron su participación por monto de crédito hasta alcanzar un nivel de 55,8% en 2007<sup>11</sup>.

En la Figura 4 se muestra la participación de las empresas según su tamaño y se puede ver que en 1998 las grandes representaban el 68,1% del total de la muestra; sin embargo, este porcentaje ha ido disminuyendo considerablemente dándole espacio a la mediana para aumentar su participación. Es importante resaltar que el cambio de tendencia de ambos tipos de entidades se debe, en parte, a la nueva definición de mediana empresa que se adoptó desde 2004<sup>12</sup>. También se puede observar que a lo largo del período de análisis, tanto la participación de la pequeña como de la microempresa se ha incrementado: mientras que en 1998 las pequeñas empresas eran 179, en 2007 estaban al rededor de 3.466 empresas. Para este mismo año, 387 eran microempresas.

**Figura 4:** Participación según tamaño



Fuentes: Superintendencia de Sociedades, Superintendencia Financiera. Cálculos del autor.

Al observar los montos promedio según el tamaño de la empresa se encuentra que en 2007 estos eran

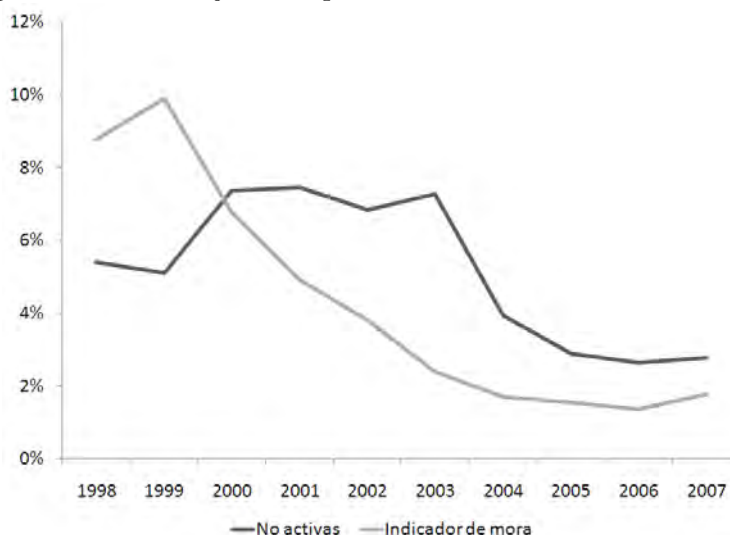
<sup>11</sup>La información de si la empresa pertenece al sector transable o no transable se encuentra en la base de datos de la Superintendencia de Sociedades. Las empresas del sector transable se concentran principalmente en los sectores de industria y agricultura. En el caso de este último sector de la economía, las firmas exportadoras de flores tienen una gran participación dentro de la muestra de transables.

<sup>12</sup>Ley 905 de 2004.

\$26,1 m, \$39,0 m, \$199,6 m y \$2.325,2 m para las micro, pequeñas, medianas y grandes respectivamente. No obstante, la heterogeneidad de los créditos también se hace presente dentro de cada uno de los grupos de tamaño de empresa, pues si se observan los montos máximos y mínimos de los créditos se puede ver que las diferencias entre unos y otros son significativas<sup>13</sup>; en el caso de las empresas medianas, el monto máximo es mayor en más de 300.000 veces al mínimo de los créditos.

Finalmente, el estado de las empresas está dividido entre las que están activas o han entrado en algún tipo de acuerdo o proceso de intervención con la entidad encargada de su control y vigilancia. Como es de esperar, en promedio el 94,8% de las empresas están activas mientras que el porcentaje restante está en acuerdo de reestructuración, concordato, reorganización o algún tipo de liquidación. Este comportamiento del estado de las empresas podría ser considerado como una aproximación al de la cartera vencida. En la Figura 5 se comparan las series del porcentaje de empresas que no están activas y el indicador de mora (medido como la razón de cartera comercial vencida<sup>14</sup> a cartera comercial total) y se muestra que desde 2004 estas series presentan comportamientos similares, con un coeficiente de correlación de 66,58%.

**Figura 5:** Porcentaje de empresas no activas e indicador de mora



Fuentes: Superintendencia de Sociedades, Superintendencia Financiera. Cálculos del autor.

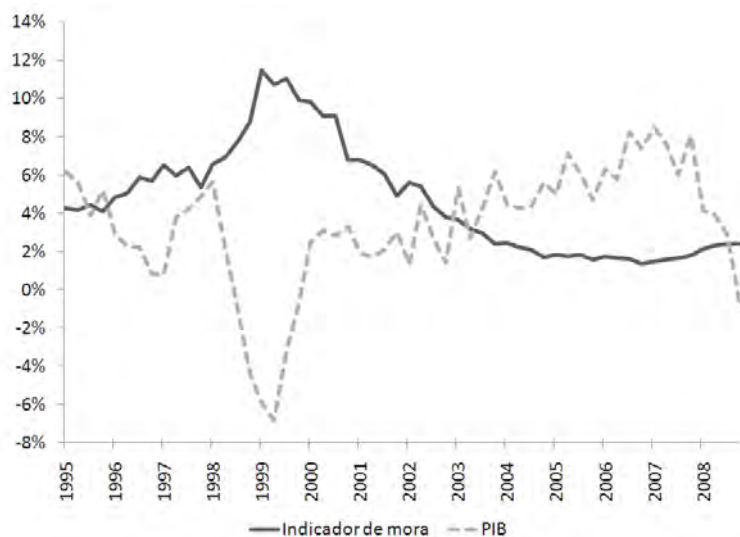
El análisis de la posible correlación entre estas dos series es relevante, pues puede ser uno de los determinantes de la probabilidad de incumplimiento de las firmas. Cuando una empresa pasa de ser activa a cualquier otro estado, uno de los objetivos de las entidades reguladoras es garantizar el cumplimiento de las obligaciones financieras adquiridas previamente por las empresas que están siendo controladas. Por tanto, si éstas llegaran a ser las entidades con mayor probabilidad de incumplimiento, no se estaría alcanzando uno de los objetivos de la intervención.

<sup>13</sup>Vale la pena resaltar que como el dato de capital de los créditos es el saldo vigente de los mismos, hay cifras que corresponden a la etapa inicial de los créditos y otros que corresponden a las últimas cuotas que se deben pagar, por lo que hay grandes diferencias en el saldo de capital. Sin embargo, por falta de información no es posible identificar con certeza las fechas de inicio y finalización del crédito para poder hacer un mejor análisis de los montos.

<sup>14</sup>La cartera vencida está definida como aquella que tiene más de 30 días de no pago.

La evolución de la cartera vencida también puede estar vinculada al comportamiento de la economía: si se compara la evolución del PIB colombiano y de la cartera vencida, se puede ver que en momentos de disminución en la dinámica de crecimiento económico, el indicador de mora (IM) de la cartera comercial aumenta, mientras que en períodos de crecimientos altos, este indicador disminuye. En la Figura 6 se muestra el comportamiento de ambas series desde 1995 hasta 2008 y se puede ver cómo en 1999, cuando la tasa de crecimiento del PIB fue negativa, el IM se ubicó por encima de 10%<sup>15</sup>.

**Figura 6:** Tasa de crecimiento real anual del PIB e IM de la cartera comercial (1995-2008)



Fuentes: Superintendencia Financiera y Banco de la república. Cálculos del autor.

## 2.2. Características de los créditos comerciales empresariales

Dentro de la información reportada por la Superintendencia Financiera se encuentran las calificaciones que han otorgado las entidades a cada uno de los créditos, y están definidas según el riesgo asociado a los deudores y al tiempo de no pago de la cartera. Son cinco calificaciones desde A hasta E, definidas de la siguiente manera:

- **Calificación A:** Se considera de riesgo normal; menor a 30 días de vencido
- **Calificación B:** Riesgo aceptable; entre 30 y 90 días de vencido
- **Calificación C:** Riesgo apreciable; entre 90 y 180 días de vencido
- **Calificación D:** Riesgo considerable; entre 180 y 360 días de vencido
- **Calificación E:** Riesgo de incobrabilidad; más de 360 días de vencido.

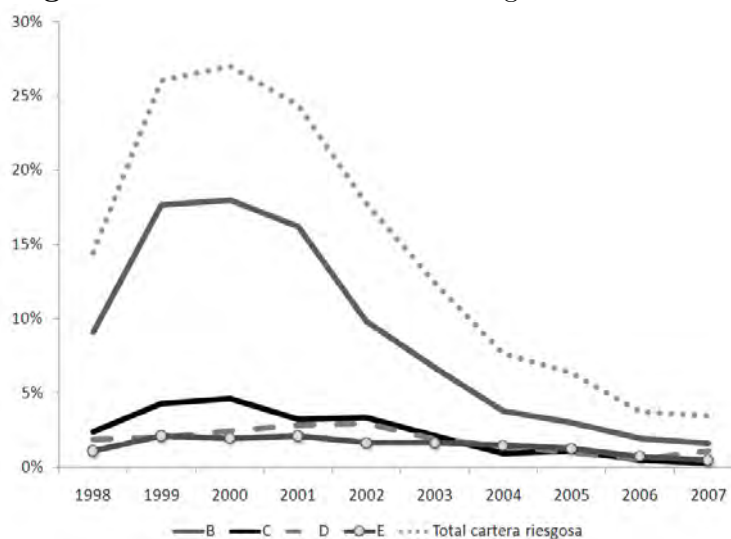
Es importante anotar que puede haber créditos con calificaciones diferentes de A con menos de 30 días de vencido, pues la calificación está relacionada directamente con el perfil de riesgo del deudor y en la base se encuentran créditos que al momento de ser otorgados obtuvieron una calificación diferente

<sup>15</sup>Estas series tienen un coeficiente de correlación de  $-77,30\%$ .

de A. Sin embargo, cuando el deudor deja de pagar el crédito por más de 30 días, automáticamente obtiene una calificación más baja. Por otra parte, las condiciones de las calificaciones de la cartera comercial no son exactamente las mismas que las de consumo o hipotecaria.

Al observar los créditos de la muestra se encuentra que la proporción que han sido calificados como A ha ido mejorando con el tiempo: en 1998 el 85,6% estaba clasificado en esta categoría, mientras que en 2007 este porcentaje es de 96,5% y, por ende, el índice de calidad de cartera IC<sup>16</sup> es cada vez menor. Esta disminución se explica principalmente por la menor proporción de créditos calificados como de riesgo aceptable, pues las demás calificaciones se han mantenido relativamente constantes en el tiempo. En la Figura 7 se encuentra la evolución de la cartera riesgosa para el periodo de análisis, según los niveles de riesgo asociados a los créditos.

**Figura 7:** Evolución de la cartera riesgosa de la muestra



Fuentes: Superintendencia de Sociedades, Superintendencia Financiera. Cálculos del autor.

La evolución de la cartera riesgosa comercial varía según el tipo de entidad que haya otorgado el crédito. Cuando se analizan los que tienen como contraparte a las IOES, se observa que mientras en 1998 el 0,4% eran riesgosos, en 2007 los créditos con calificaciones diferentes de A representaban el 35,3%. Adicionalmente, durante la crisis de los años 90 y hasta 2002 las entidades especializadas en crédito hipotecario (BECH) fueron unas de las más afectadas en el riesgo de su cartera, alcanzando un máximo de 45,9% de IC en el año 2000. No obstante, desde 2002, la calificación de sus créditos ha estado cercana a la del sistema (3,5%). Es importante resaltar que estas entidades hicieron parte de la multibanca desde 1997 o en años posteriores, por lo que la poca experiencia en créditos diferentes a los hipotecarios hizo que el impacto de la crisis fuera mayor comparado con el de otras entidades.

Otra variable que está relacionada con el riesgo de cartera es el tipo de garantía que las entidades piden a sus clientes a la hora de otorgar los créditos. Las garantías se utilizan como respaldo en el caso de no pago y son clasificadas como idóneas o admisibles y no idóneas, donde las primeras son aquellas que alcanzan a cubrir el monto de la obligación y ofrecen un respaldo jurídico eficaz en el caso de no

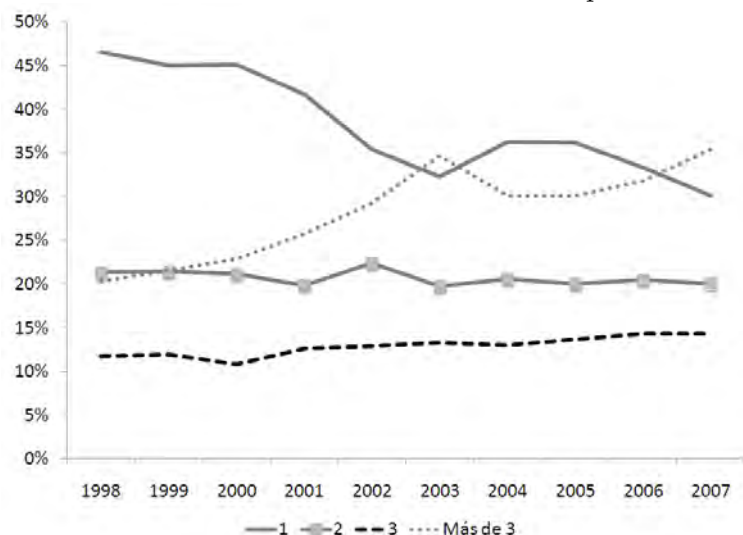
<sup>16</sup>El índice de calidad de cartera es la razón entre la cartera riesgosa y la cartera bruta. La cartera riesgosa está compuesta por todos los créditos con una calificación diferente de A.

pago, dándole un estado preferencial a la entidad que otorga el crédito.<sup>17</sup> En la muestra, el monto de los que tienen garantía idónea ha ido disminuyendo con el tiempo hasta representar el 27,2 % en 2007. Si se analiza la participación según la calificación de riesgo, se encuentra que a medida que los créditos se deterioran el porcentaje con garantía idónea es mayor; a 2007, los créditos con calificación diferente de A, que tenían garantía idónea, representaban el 38,9 % del total.

Esta posible correlación entre el riesgo asociado a los créditos y el tipo de garantías está en la misma línea con lo encontrado por Jiménez and Saurina (2003) quienes concluyen que los bancos demandan más colateral a aquellas empresas que tienen un mayor riesgo *ex post* de incumplimiento; adicionalmente, Zamudio (2007) encuentra que hay una relación negativa con el ciclo económico pues la participación de los créditos con garantía idónea se incrementaron durante la crisis y se redujeron en momentos de expansión. Los resultados del modelo para el trabajo de este documento, también son consistentes con la primera hipótesis, pues los créditos que tienen garantía idónea tienen una mayor probabilidad de incumplimiento que aquellos que no la tienen.

Otra de las variables que puede ser relevante para el análisis de la probabilidad de incumplimiento es la de las relaciones bancarias, que fueron medidas como el número de entidades con las que las empresas tienen créditos, independientemente de la cantidad que tenga con cada entidad<sup>18</sup>. Inicialmente, el 46,6 % de las empresas tenían créditos con una sola entidad, a la vez que las empresas relacionadas con dos o tres, representaban el 33,1%. En los años siguientes la participación de las empresas con un sólo crédito disminuyó hasta ser el 30,1 % en 2007, mientras que las de dos o tres créditos se mantuvieron relativamente constantes, dando espacio a empresas con más de tres relaciones bancarias. En la Figura 8 se muestra la evolución del número de relaciones bancarias que tienen las empresas han tenido las empresas de la muestra a través del tiempo.

**Figura 8:** Número de relaciones bancarias de las empresas de la muestra



Fuentes: Superintendencia de Sociedades, Superintendencia Financiera. Cálculos del autor.

<sup>17</sup>Decreto 2360 de 1993.

<sup>18</sup>Cuando las empresas tienen más de un crédito con la misma entidad, ésta debe reportar la información de estos créditos como si fueran uno sólo, anotando el número de créditos que tiene con la empresa, agrupando dentro de capital el total del monto de todos los créditos y reportando las características del de mayor valor.

### 2.3. Indicadores de las empresas

Basado en los trabajos mencionados anteriormente, en los que diferentes indicadores financieros fueron utilizados para explicar la probabilidad de quiebra o de incumplimiento de las empresas, se eligieron medidas de liquidez, rentabilidad y endeudamiento. Particularmente, se siguieron los trabajos de Jacobson et al. (2008) y Bonfim (2009) y los indicadores elegidos son:

1. **Liquidez:** Con el objetivo de capturar la capacidad que tiene una empresa de convertir sus activos más líquidos en efectivo, para poder así responder por sus pasivos de corto plazo, se utilizó la medida tradicional de liquidez, calculada como la relación entre los activos corrientes y los pasivos corrientes. Se espera que el efecto de este indicador sea negativo sobre la probabilidad de incumplimiento, es decir, que ante mayor liquidez menor sea la probabilidad de que una empresa deje de pagar sus créditos.
2. **Rentabilidad:** Como medida de rentabilidad de las empresas se utiliza el ROA que se calcula como la relación entre la utilidad antes de impuestos y el activo total. Se espera que entre mayor sea la rentabilidad de la empresa, menor sea la probabilidad de incumplimiento.
3. **Endeudamiento:** Se utiliza la Razón de deuda que es un indicador que se construye como la relación entre los pasivos y los activos y muestra cuántos de éstos están siendo financiados con deuda. Entre mayor sea el indicador, mayor será el nivel de deuda de la empresa y por ende, mayor la probabilidad de incumplimiento.

Adicional a estos indicadores financieros, se incluyeron otras variables explicativas como:

- **Tipo de entidad que otorgó el crédito:** Se incluyó un grupo de variables *dummy* para el tipo de entidad considerando tres grupos: uno para las BECH, otro para los bancos comerciales, y un tercero para las demás entidades que otorgaron créditos. Estas últimas se agruparon en una sola clasificación dado su peso relativo dentro de la muestra y porque el interés de la variable es mostrar si hay diferencias entre los bancos comerciales y aquellos que se especializaron en crédito hipotecario.
- **Garantía idónea:** siguiendo a Jiménez and Saurina (2003) se incluyó una variable de colateral que muestre si se cumple la hipótesis de estos autores que hay una relación positiva entre el tipo de garantía y la probabilidad de incumplimiento. El indicador se construyó como una variable dicotómica de garantía que es igual a uno cuando ésta es idónea y cero de lo contrario.
- **Tamaño:** para analizar el impacto del tamaño de la empresa sobre la probabilidad de incumplimiento se construyó una variable *dummy* que puede tomar tres valores: Uno si la empresa es mediana, dos si la empresa es grande y tres si la empresa es pequeña o micro. El objetivo de esta variable es probar si la probabilidad de incumplimiento está asociada al tamaño de las empresas, y si la hay, saber cuál es el grupo más riesgoso.

### 2.4. Variables macroeconómicas

Como se mencionó en la sección anterior, los trabajos realizados para Colombia no han incluido un grupo de variables macro que pueda mostrar el efecto que tiene su dinámica sobre la probabilidad de

incumplimiento. En algunos casos sólo se ha incluido una variable de crecimiento de la economía. En esta sección se muestra el conjunto de variables incluidas dentro del modelo, las cuales capturan la dinámica de la economía a través de variables de producción, precios y desempleo, entre otras.

- **Crecimiento económico:** se utilizó el índice de crecimiento de la producción industrial publicado en la Encuesta de Opinión Industrial de la Asociación Nacional de Empresarios de Colombia, ANDI (2007). Se espera que haya una relación negativa entre el crecimiento y la probabilidad de incumplimiento, pues ante caídas en la dinámica de la economía las empresas tienen dificultades para cumplir con sus obligaciones financieras.
- **Precios:** para capturar el efecto de los precios se utilizó la variación del IPC anual. El objetivo de esta variable es capturar el efecto de la inflación sobre el incumplimiento de las empresas, es de esperar que ante un aumento generalizado en los precios las empresas incumplan con sus pagos, pues al elevarse el nivel de precios los salarios se incrementan y por ende los costos son mayores<sup>19</sup>.
- **Sector económico:** se utilizaron variables *dummies* según los diferentes sectores productivos a los que pertenece la empresa. Se consideraron siete grupos divididos de la siguiente manera: Agricultura, minería, industria, construcción, comercio, transporte y servicios. El objetivo de este conjunto de variables es encontrar cuáles son los sectores económicos que están asociados a mayores probabilidades de riesgo.
- **Desempleo:** se utilizó la serie de tasa de desempleo de las siete áreas metropolitanas, publicada por el DANE (2007) como variable de control del ciclo económico. Es de esperar que ante aumentos en la tasa, la probabilidad de incumplimiento también aumente.

Como se verá en la sección 4, estas variables aumentan el poder explicativo del modelo y son significativas tanto de manera individual como conjunta.

### 3. El modelo

En esta sección se presenta la aproximación econométrica utilizada para la estimación de la probabilidad de incumplimiento, condicional a la calificación de riesgo de cada uno de los créditos. Como la variable dependiente es discreta, se deben utilizar modelos que se ajusten a esta condición pues las metodologías tradicionales de regresión lineal no son apropiadas en estos casos (ver Greene (2003)), especialmente porque los estimadores podrían estar por fuera de los parámetros de la variable.

---

<sup>19</sup>El aumento en los precios también genera un aumento en los ingresos de la empresa; sin embargo la elasticidad del salario es mayor y la utilidad disminuye, dado el incremento en costos.

### 3.1. Modelos logit y probit

Esta sección se basa principalmente en el trabajo de Greene (2003) y Wooldridge (2002), donde el modelo que se va a considerar se puede plantear de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} Y^* &= X'\beta + \varepsilon \\ Y &= 1 \quad \text{si} \quad Y^* > 0 \\ Y &= 0 \quad \text{en otro caso,} \end{aligned}$$

donde  $Y^*$  es una variable no observable;  $Y$  es la variable que muestra si la empresa cumplió o no con el pago de su deuda,  $X$  es una matriz de variables explicativas que pueden ser tanto continuas como discretas;  $\beta$  es el vector de coeficientes y  $\varepsilon$  son los errores del modelo.

El modelo busca encontrar la probabilidad de que  $Y = 1$  dado el conjunto de información, es decir:

$$\begin{aligned} P(Y = 1|X) &= F(X, \beta) \\ P(Y = 0|X) &= 1 - F(X, \beta), \end{aligned}$$

donde  $F$  es la función de transformación que asegura que la respuesta se encuentre dentro del intervalo de la variable dependiente; es decir, que no se obtengan valores negativos ni mayores a 1. El supuesto que se haga sobre los errores ( $\varepsilon$ ) determina la función de transformación que se debe elegir. Dependiendo de la elección de esta función, el modelo será logit o probit<sup>20</sup>; cuando se utiliza la distribución normal estándar el modelo es un probit y si por el contrario se utiliza la función logística<sup>21</sup> el nombre del modelo es logit. Independientemente de la elección de la función de transformación, la metodología de estimación es por máxima verosimilitud.

La probabilidad de incumplimiento de un logit está dada entonces por:

$$\begin{aligned} P(Y = 1|X) &= P(Y^* > 0) \\ P(Y = 1|X) &= \frac{\exp(X'\beta)}{1 + \exp(X'\beta)} \end{aligned}$$

donde esta última corresponde a la distribución logística que está denotada por  $\Lambda(X'\beta)$ .

### 3.2. Modelos de variable dependiente discreta

Además de la estimación de modelos de respuesta binaria, hay casos en los que la variable dependiente es discreta pero toma más de dos valores. Si entre éstos hay un orden natural o clasificación, como en el caso de las calificaciones de los créditos, se deben utilizar modelos que capturen esta característica

---

<sup>20</sup>También se pueden utilizar otras distribuciones como Cauchy y loglog complementaria que capturan estructuras particulares de los datos.

<sup>21</sup>Tanto la función logística como la normal son distribuciones simétricas; sin embargo, la primera tiene colas más anchas por lo que tiende a dar mayor probabilidad a los valores extremos de  $Y$  cuando  $Y^*$  es más grande o más pequeño, comparado con las probabilidades que asigna la normal.

y se denominan ordenados.

$$\begin{aligned}
Y^* &= X'\beta + \varepsilon \\
Y = 0 &\text{ si } Y^* \leq 0 \\
Y = 1 &\text{ si } 0 < Y^* \leq \mu_1 \\
Y = 2 &\text{ si } \mu_1 < Y^* \leq \mu_2 \\
&\cdot \\
&\cdot \\
Y = J &\text{ si } \mu_{J-1} \leq Y^*,
\end{aligned}$$

donde los  $\mu_i$  son parámetros que deben ser estimados junto con  $\beta$ . Si se supone que  $\varepsilon$  tiene una distribución logística, la probabilidad de pertenecer a cada categoría es:

$$\begin{aligned}
P(Y = 0|X) &= \Lambda(-X'\beta) \\
P(Y = 1|X) &= \Lambda(\mu_1 - X'\beta) - \Lambda(X'\beta) \\
P(Y = 2|X) &= \Lambda(\mu_2 - X'\beta) - \Lambda(\mu_1 - X'\beta) \\
&\cdot \\
&\cdot \\
P(Y = J|X) &= 1 - \Lambda(\mu_{J-1} - X'\beta) \\
0 < \mu_1 < \mu_2 < \dots < \mu_{J-1}.
\end{aligned}$$

Es importante resaltar que en estos modelos los coeficientes estimados  $\beta$  no son los efectos marginales pues éstos están dados por:

$$\frac{\partial P(Y = J)}{\partial X} = [F'(\mu_{J-1} - X'\beta) - F'(\mu_J - X'\beta)]\beta.$$

Uno de los supuestos más importantes de este modelo es el de líneas paralelas o *proportional odds* que implica que los estimadores incluidos en  $\beta$  son iguales para todas las categorías de la variable dependiente. Sin embargo, si la hipótesis no se cumple, los estimadores son sesgados e ineficientes (Williams (2009)). Para solucionar este problema, se utiliza el test de Brant para saber cuáles son las variables que no cumplen con el supuesto, para después utilizar otros modelos de variable dependiente discreta como los logit ordenados generalizados.

### 3.3. Modelos logit ordenados generalizados

Los modelos logit ordenados generalizados surgieron como respuesta a aquellos modelos en los que el supuesto de líneas paralelas se violaba, y se propusieron nuevas metodologías para estimar los coeficientes  $\beta_i$  del modelo, bajo la hipótesis que todos o algunos son diferentes para cada una de las categorías de la variable dependiente<sup>22</sup>. Siguiendo el trabajo de Williams (2008), el modelo es el

<sup>22</sup>Cuando sólo algunos de los estimadores cumplen con el supuesto de líneas paralelas, éstos son conocidos como *partial proportional odds models*.

siguiente:

$$P(Y_i > j) = \Lambda(X\beta_j) = \frac{\exp(\alpha_j + X_i\beta_j)}{1 + [\exp(\alpha_j + X_i\beta_j)]}, j = 1, 2, \dots, M - 1; \quad (1)$$

donde  $M$  es el número de categorías de la variable dependiente discreta donde cada observación tienen una distribución multinomial independiente (ver Peterson and Harrell (1990)) y, al igual que en el modelo logit ordenado, se deben estimar  $M - 1$  coeficientes para cada una de las variables independientes. De la ecuación (1) se pueden obtener las probabilidades de cada una de las clasificaciones de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} P(Y_i = 1) &= 1 - \Lambda(X_i\beta_1) \\ P(Y_i = j) &= \Lambda(X_i\beta_{j-1}) - \Lambda(X_i\beta_j) \quad j = 2, 3, \dots, M - 1 \\ P(Y_i = M) &= \Lambda(X_i\beta_{M-1}). \end{aligned}$$

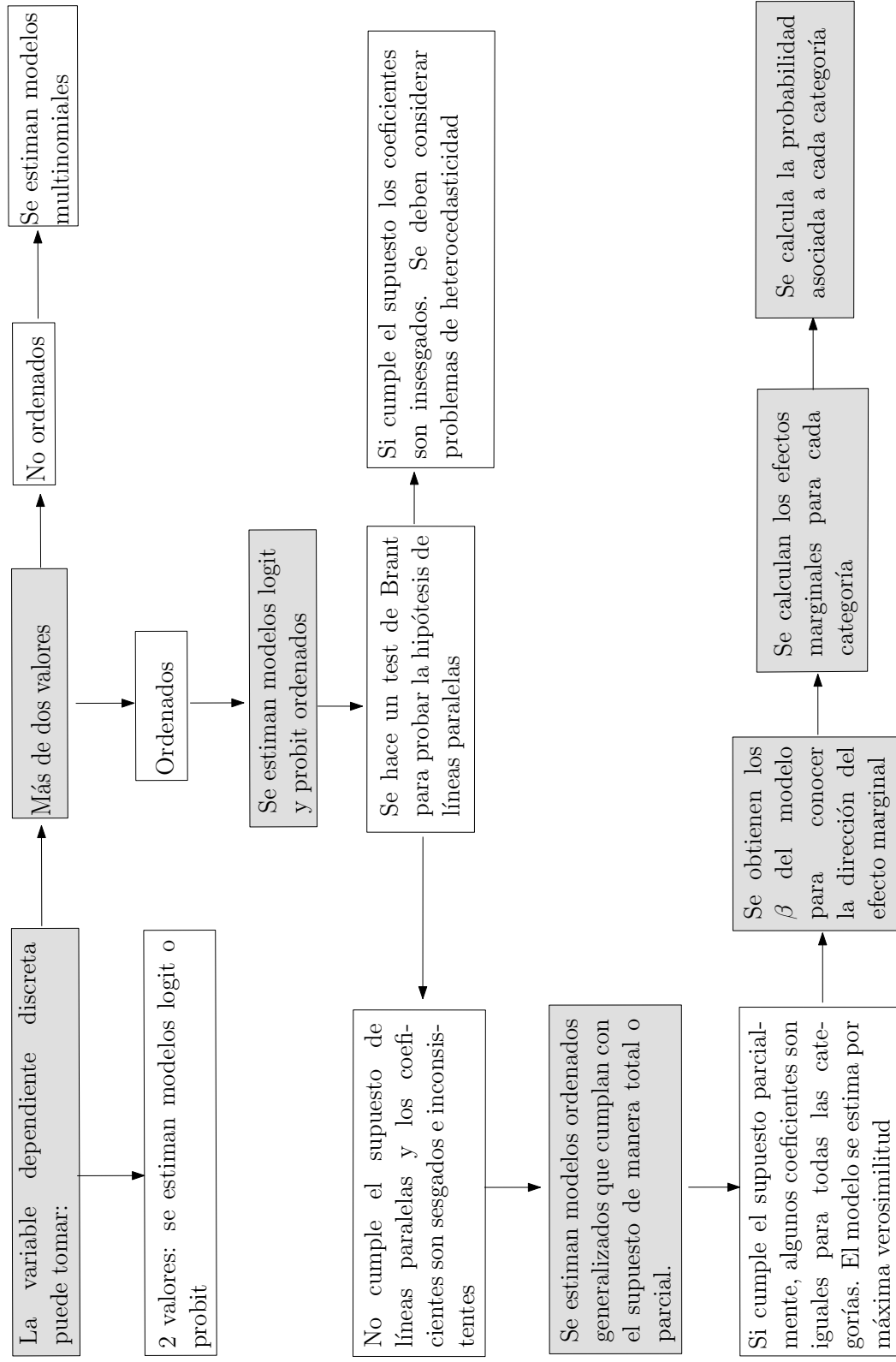
El modelo es equivalente a una serie de regresiones logísticas binarias donde las categorías de la variable dependiente están combinadas según el orden intrínseco que ésta tiene. Si  $M = 5$ , la categoría uno se compara con una que reúne al resto de categorías  $j = 2, 3, 4, 5$ ; cuando  $j = 2$ , la comparación es entre las dos primeras y las últimas tres categorías, cuando  $j = 3$ , se comparan las categorías uno, dos y tres versus las categorías cuatro y cinco; finalmente, cuando  $j = 4$ , se comparan las primeras cuatro categorías con la número cinco. Bajo esta estructura, los coeficientes positivos muestran que ante valores más altos de la variable explicativa, mayor es la probabilidad de ubicarse en una categoría superior a la actual; por tanto, los coeficientes negativos muestran que ante aumentos de la variable explicativa, la probabilidad de estar en la categoría actual o en una más baja es creciente (Williams (2008)).

Este modelo se utiliza cuando el supuesto de líneas paralelas no se cumple para la totalidad de los coeficientes del modelo; no obstante, es común que se presenten casos en los que el supuesto se cumple para algunas variables por lo que se debe hacer una modificación para que los  $\beta$  sean iguales en caso de ser necesario; es decir, se debe estimar un modelo que cumpla el supuesto de líneas paralelas de manera parcial.

$$P(Y_i > j) = \frac{\exp(\alpha_j + X_i\beta^{lp} + Z_i\beta_j^{nlp})}{1 + [\exp(\alpha_j + X_i\beta^{lp} + Z_i\beta_j^{nlp})]}, j = 1, 2, 3, \dots, M - 1;$$

donde  $X$  corresponde a la matriz de variables explicativas que cumplen con el supuesto de líneas paralelas y  $\beta^{lp}$  el vector de coeficientes respectivos, mientras que  $Z$  incluye las variables que no cumplen con la hipótesis y el vector de coeficientes correspondientes están representados por  $\beta_i^{nlp}$ . Este modelo permite relajar el supuesto de líneas paralelas de tal manera que los efectos de las variables explicativas puedan variar entre categorías (para aquellas que violen el supuesto) haciendo que los estimadores sean insesgados y eficientes. Adicionalmente, al reconocer que hay diferencias entre grupos, se tienen en cuenta las no linealidades en las variables por lo que no es necesario incluir un término de heterocedasticidad pues ya se ha considerado dentro del modelo; como menciona Peterson and Harrell (1990) probar la igualdad en varianzas es equivalente a la prueba de líneas paralelas. Finalmente, en la Figura 9 se muestra de manera resumida el proceso que se siguió para la elección y estimación del modelo que se presenta en la sección 4.

Figura 9: Secuencia de modelos de variable discreta



## 4. Resultados empíricos

### 4.1. Resultados empíricos de las estimación por un modelo logit ordenado generalizado

La variable dependiente del modelo puede tomar cinco valores que están relacionados con el riesgo asociado a los créditos comerciales de la siguiente manera:

- Categoría A: riesgo normal
- Categoría B: riesgo aceptable
- Categoría C: riesgo apreciable
- Categoría D: riesgo considerable
- Categoría E: riesgo de incobrabilidad,

donde, entre mayor sea el valor que tome la variable, más alta es la probabilidad de incumplimiento. Según los datos del modelo la categoría con mayor participación (90,66 %) es la A, siendo una de las principales razones por las que es importante considerar metodologías que permitan calcular modelos que diferencien las clasificaciones, pues de lo contrario los estimadores estarán sesgados por el comportamiento de la categoría con mayor peso sin permitir hacer inferencias sobre la dinámica entre éstas. En el Cuadro 2 se muestra la participación de cada una.

**Cuadro 2:** Participación por categorías de la variable dependiente

Vencimiento	Frecuencia	Porcentaje	Acumulado
A	246.666	90,66 %	90,66 %
B	12.303	4,52 %	95,19 %
C	3.946	1,45 %	96,64 %
D	4.261	1,57 %	98,20 %
E	4.889	1,80 %	100 %
Total	272.065	100 %	

Fuentes: Superintendencia de Sociedades. Cálculos del autor.

El modelo se especifica como muestra la ecuación (2)

$$\begin{aligned}
 PI_j &= \beta_{0,j} + \beta_{1,j}Liq + \beta_{2,j}ROA + \beta_{3,j}Razon + \beta_4Des + \beta_5Crec + \beta_6Inf + & (2) \\
 &\sum_{i=0}^5 \beta_{7+i,j}Sector_i + \beta_{12,j}Garantia + \sum_{l=0}^3 \beta_{13+l,j}x_l \\
 j &= A, B, C, D, E
 \end{aligned}$$

Donde  $PI$  es la variable dependiente y  $j$  son las categorías que toma. Las primeras tres variables son el conjunto de indicadores financieros particulares de las firmas, mientras que el segundo grupo está compuesto por las variables macroeconómicas de desempleo, crecimiento, inflación y sector productivo de la economía. Finalmente, el último grupo está compuesto por las variables de control dicotómicas para garantía, tamaño y tipo de entidad.

El primer paso para la estimación del modelo fue la de un logit ordenado *pooled*<sup>23</sup>, con el objetivo de determinar cuáles coeficientes cumplían con el supuesto de líneas paralelas y cuáles no. Los resultados mostraron que sólo los coeficientes de las variables dummy para el sector de minas y para el de servicios son constantes, los demás  $\beta$  varían entre grupos por lo que se utilizó un modelo ordenado generalizado que cumpliera con el supuesto de líneas paralelas de manera parcial. Los resultados se muestran en el Cuadro 3 y los efectos marginales en el Cuadro 4. Mientras que en el primero se muestra la dirección del efecto de las variables sobre *PI*, los marginales son necesarios para poder cuantificarlo en cada una de las categorías.

La primera columna del Cuadro 3 muestra la calificación A comparada con B, C, D y E; la segunda columna muestra las categorías A y B comparadas C, D y E; la tercera columna muestra las categorías A, B y C comparadas con D y E; finalmente la última columna muestra las primeras cuatro categorías comparadas con la calificación E.

En el cuadro de efectos marginales (Cuadro 4) la interpretación es distinta pues se muestran los cálculos para todas las calificaciones y la lectura es diferente para cada columna: En la primera se muestran los efectos de las variables explicativas sobre la probabilidad de permanecer en A, por lo que signos positivos reflejan un efecto de permanencia y signos negativos uno de cambio hacia las demás. En las columnas restantes se presenta la probabilidad de pasar a otras categorías, es decir, un signo negativo se interpreta como una disminución en la probabilidad de estar en esa o en categorías relacionadas con mayor incumplimiento y un signo positivo como la probabilidad de pasar a una calificación asociada con menor riesgo.

El signo negativo en la variable de liquidez en todas las categorías del Cuadro 3, muestra que entre mayor sea este indicador de la empresa, menor es la probabilidad de incumplimiento. No obstante, al observar el cuadro de efectos marginales se puede ver que a medida que la calificación se deteriora, el impacto de la liquidez es menor, o dicho de otra manera, para clasificaciones donde el riesgo asociado a la empresa es mayor, el indicador de liquidez pierde relevancia. Para B, ante un aumento de un punto porcentual (pp) en la liquidez, la probabilidad de permanecer en esta calificación disminuye en 0,5 %, mientras que en el caso de la calificación E, el efecto es de 0,07 %.

La variable de rentabilidad tiene un comportamiento similar pues el signo del coeficiente es negativo en todas las calificaciones y a medida que el riesgo se incrementa, el efecto de este indicador sobre cada una de las categorías de la variable dependiente, es menor. Ante un aumento de 1 pp en el ROA, la probabilidad de permanecer en A aumenta en 30,4 %, la probabilidad de permanecer en B disminuye en 16,0 % a la vez que la probabilidad de estar en E se contrae en 4,7 %.

El signo positivo en los coeficientes de la razón de deuda muestra que entre más alto sea el nivel de endeudamiento, mayor es la probabilidad de incumplimiento. No obstante, al observar el cuadro de efectos marginales el impacto de un aumento en el endeudamiento no se reduce constantemente a medida que aumenta la probabilidad de incumplimiento. En las tres últimas categorías, aunque tienen efectos menores a las dos primeras, el impacto de un aumento en 1pp en el endeudamiento incrementa la probabilidad de incumplimiento en 1,7 %, 2,1 % y 1,0 % para las calificaciones C, D y

---

<sup>23</sup>Por problemas de información de la base de datos, especialmente en el rubro de fechas de inicio y finalización del crédito, estos no pueden ser identificados en el tiempo o es necesario hacer supuestos fuertes que reducen el tamaño de la base y que sesgan la información. Por esta razón no se puede estimar un panel ni un modelo de duración. Los resultados del logit ordenado se encuentran en el anexo A.1.

**Cuadro 3:** Estimación de la probabilidad de incumplimiento

Variables	Calificación A	Calificación B	Calificación C	Calificación D
Liquidez	-0,1230*** (0,0132)	-0,0793*** (0,0165)	-0,0530*** (0,0185)	-0,1025*** (0,0235)
ROA	-5,3472*** (0,0566)	-5,7623*** (0,0624)	-5,9221*** (0,0671)	-6,0828*** (0,0823)
Razón	1,6127*** (0,0388)	1,9094*** (0,0415)	1,9159*** (0,0476)	1,3191*** (0,0637)
Garantía	0,5062*** (0,0163)	0,4719*** (0,0219)	0,4086*** (0,0262)	0,2730*** (0,0359)
Desempleo	0,1329*** (0,0032)	0,0977*** (0,0043)	0,0741*** (0,0053)	0,1203*** (0,0071)
Crecimiento	-0,0362*** (0,0020)	-0,0360*** (0,0027)	-0,0443*** (0,0034)	-0,0453*** (0,0043)
Inflación	0,0283*** (0,0033)	0,0415*** (0,0044)	0,0319*** (0,0055)	-0,0060 (0,0088)
Minas	-0,5764*** (0,0880)	-0,5765*** (0,0880)	-0,5764*** (0,0880)	-0,5764*** (0,0880)
Industria	-0,2911*** (0,0282)	-0,2823*** (0,0341)	-0,3938*** (0,0384)	-0,4314*** (0,0485)
Construcción	0,0488 (0,0359)	0,2344*** (0,0436)	0,2101*** (0,0496)	0,0985 (0,0657)
Comercio	-0,8777*** (0,0304)	-0,8715*** (0,0374)	-0,9463*** (0,0424)	-0,9411*** (0,0545)
Transporte	-0,6198*** (0,0451)	-0,8702*** (0,0642)	-1,0801*** (0,0810)	-0,9862*** (0,1058)
Servicios	-0,5479*** (0,0344)	-0,5478*** (0,0344)	-0,5475*** (0,0344)	-0,5475*** (0,0344)
Bancos	-0,0655** (0,0263)	-0,1240*** (0,0347)	-0,1407*** (0,0403)	-0,2449*** (0,0534)
Otras Entidades	-0,1907*** (0,0283)	-0,1572*** (0,0370)	-0,2492*** (0,0439)	-0,4085*** (0,0580)
Grandes	-0,0088 (0,0181)	-0,1234*** (0,0251)	-0,1784*** (0,0301)	-0,3049*** (0,0399)
Pequeñas	-0,2176*** (0,0267)	-0,2883*** (0,0364)	-0,3347*** (0,0436)	-0,4529*** (0,0612)
Constante	-4,6361*** (0,0678)	-5,2983*** (0,0855)	-5,2199*** (0,1006)	-5,6616*** (0,1317)
Observaciones=253.669 LR $Chi^2(62)=29.494,12$ Prob> $Chi^2 =0,0000$ Pseudo $R^2 =0,1409$ Log-likelihood=-89.921,24 ***Coeficiente significativo al 1%,** al 5% y * al 10%.. Errores estándar entre paréntesis. Estimación por máxima verosimilitud.				

La primera columna muestra la calificación A comparada con B, C, D y E; la segunda columna muestra las calificaciones A y B comparadas con C, D y E; la tercera columna muestra las categorías A, B y C, comparadas con D y E; y la última columna muestra las primeras cuatro calificaciones comparadas con E.

E respectivamente.

Al analizar la variable *dummy* de garantía, se encuentra que el signo es el esperado y está en línea con lo encontrado por Zamudio (2007) y Jiménez and Saurina (2003), según los cuales las entidades

**Cuadro 4:** Efectos marginales sobre la probabilidad de incumplimiento

VARIABLES	A	B	C	D	E
Liquidez	0,0069*** (0,0007)	-0,0050*** (0,0005)	-0,0011*** (0,0002)	-0,0000 (0,0002)	-0,0007*** (0,0001)
ROA	0,3039*** (0,0034)	-0,1600*** (0,0025)	-0,0483*** (0,0011)	-0,0483*** (0,0010)	-0,0471*** (0,0010)
Razón	-0,0916*** (0,0022)	0,0439*** (0,0014)	0,0167*** (0,0006)	0,0206*** (0,0006)	0,0102*** (0,0005)
Garantía	-0,0309*** (0,0010)	0,0182*** (0,0008)	0,0056*** (0,0003)	0,0048*** (0,0003)	0,0021*** (0,0003)
Desempleo	-0,0075*** (0,0001)	0,0051*** (0,0001)	0,0012*** (0,0000)	0,0002*** (0,0000)	0,0009*** (0,0000)
Crecimiento	0,0020*** (0,0001)	-0,0011*** (0,0000)	-0,0001*** (0,0000)	-0,0003*** (0,0000)	-0,0003*** (0,0000)
Inflación	-0,0016*** (0,0001)	0,0005*** (0,0001)	0,0005*** (0,0000)	0,0005*** (0,0000)	-0,000 (0,0000)
Minas	0,0256*** (0,0029)	-0,0145*** (0,0017)	-0,0039*** (0,0004)	-0,0037*** (0,0004)	-0,0034*** (0,0003)
Industria	0,0159*** (0,0014)	-0,0091*** (0,0010)	-0,0007* (0,0004)	-0,0028*** (0,0003)	-0,0031*** (0,0003)
Construcción	-0,0028 (0,0021)	-0,0036** (0,0014)	0,0027*** (0,0007)	0,0029*** (0,0006)	0,0007 (0,0005)
Comercio	0,0454*** (0,0014)	-0,0256*** (0,0010)	-0,0059*** (0,0004)	-0,0072*** (0,0004)	-0,0065*** (0,0003)
Transporte	0,0275*** (0,0015)	-0,0123*** (0,0012)	-0,0039*** (0,0005)	-0,0061*** (0,0003)	-0,0050*** (0,0003)
Servicios	0,0261*** (0,0013)	-0,0147*** (0,0007)	-0,0040*** (0,0002)	-0,0038*** (0,0002)	-0,0035*** (0,0001)
Bancos	0,0037** (0,0015)	-0,0006 (0,0011)	-0,0008 (0,0005)	-0,0003 (0,0004)	-0,0019*** (0,0004)
Otras E.	0,0104*** (0,0014)	-0,0066*** (0,0011)	0,00001 (0,0005)	-0,0009** (0,0004)	-0,0029*** (0,0003)
Grandes	0,0005 (0,0010)	0,00254*** (0,0007)	-0,0002 (0,0003)	-0,0005 (0,0003)	-0,0022*** (0,0002)
Pequeñas	0,0115*** (0,0013)	-0,0050*** (0,0009)	-0,0016*** (0,0004)	-0,0018** (0,0004)	-0,0030*** (0,0003)

Errores estándar entre paréntesis.

\*\*\*Coeficiente significativo al 1%, \*\* al 5% y \* al 10%.

crediticias exigen garantías a las empresas con mayor probabilidad de incumplimiento, razón por la que el signo de esta variable es positivo. Adicionalmente, el cálculo de los efectos marginales permite conocer la dinámica de esta variable explicativa sobre las diferentes categorías: Cuando se analiza la primera clasificación (A), por el hecho de tener garantía idónea, la probabilidad de permanecer en ésta disminuye en 3,1% mientras que para las demás categorías, el impacto está entre 0,2% y 1,8%.

Con respecto a las variables macroeconómicas, los resultados son los esperados pues ante aumentos en el desempleo y la inflación, la probabilidad de incumplimiento se incrementa mientras que hay una relación negativa con el ciclo económico; es decir, frente a tasas de crecimiento más altas, la probabilidad de que una empresa deje de pagar sus créditos es menor. Adicionalmente, al observar los efectos marginales sobre cada una de las categorías de la variable dependiente, se puede ver que la primera es más sensible ante cambios en las variables explicativas que las demás clasificaciones,

especialmente D y E, lo que constituye una evidencia de la poca movilidad de categorías relacionadas con mayor riesgo de las empresas hacia categorías de menor probabilidad de incumplimiento. Con este resultado se muestra que la persistencia en categorías más altas (D y E) es mayor a la de las primeras, o, dicho de otra forma, una vez un crédito se ha ubicado en las categorías de mayor incumplimiento es poco probable que cambie de estado.

Los aumentos en la tasa de desempleo incrementan la probabilidad de incumplimiento, especialmente, cuando se compara la calificación A con las demás, pues si la tasa de desempleo aumenta 1 pp, la probabilidad de mantenerse en esa categoría se reduce en 0,8%; para B la probabilidad de pasar a clasificaciones relacionadas con mayor incumplimiento es de 0,5%.

En el caso del crecimiento económico el signo negativo de los coeficientes muestra que esta variable explicativa tiene una relación negativa con la probabilidad de incumplimiento. Al observar los efectos marginales se encuentra que el menor impacto está en la calificación C donde ante aumentos de 1 pp en la tasa de crecimiento, la probabilidad de pasar a las categorías D y E disminuye en 0,01%, mientras que en las últimas categorías el impacto es de -0,03%. Para la calificación A, frente a aumentos en la tasa de crecimiento de 1 pp, la probabilidad de permanecer en esta categoría aumenta en 0,2%.

Al observar los efectos de los aumentos en el nivel de precios, todos los coeficientes son positivos menos en el último panel donde  $\beta$  no es significativo, mostrando que al comparar la categoría compuesta por A, B, C y D contra la categoría E no hay diferencias en el efecto de la inflación, o dicho de otra forma, para la categoría cinco los aumentos en los precios no afectan la probabilidad de incumplimiento. Adicionalmente, a diferencia de las otras variables explicativas, el efecto de cambios en la inflación es el mismo para las categorías B, C y D (0,05%) mientras que para la calificación A es de 0,16%. Dicho de otra manera, la hipótesis de líneas paralelas se cumple para las categorías intermedias pero no para los extremos.

Para terminar el grupo de variables macroeconómicas, se utilizaron *dummies* para los sectores de la economía, dejando como grupo de control el de agricultura, encontrando que es a excepción del sector construcción, agricultura es más riesgoso que los demás sectores productivos de la economía. Para este último resultado hay que tener en cuenta que durante la crisis de finales de los años 90, este sector fue uno de los más afectados y los resultados pueden estar sesgados por dicho comportamiento pues no se ha visto una recuperación que compense las pérdidas de inicio del periodo de análisis.

Para todo los sectores el efecto marginal de mayor magnitud es para la categoría uno pero hay cambios en el comportamiento de las demás clasificaciones: para minas y servicios la diferencia con el sector de la agricultura, a medida que cambian las categorías, es cada vez menor; pero en sectores como comercio y transporte el cambio en la magnitud de los efectos no tiene una relación lineal, y en algunos casos es mayor para la categoría cuatro que para las tres y cinco. Vale la pena anotar que los sectores de minería y servicios son los únicos que cumplen el supuesto de líneas paralelas y por esto el coeficiente es siempre el mismo; sin embargo, los efectos marginales son diferentes pues dependen de la muestra de cada categoría.

Al analizar los coeficientes para el sector construcción se encuentra que para la primera y última categorías éstos no son significativos y por ende los efectos marginales tampoco lo son. Lo que muestra que este sector es más riesgoso para las categorías intermedias pero sin diferencias con los extremos, es decir, por el hecho de ser una empresa perteneciente a dicho sector, la probabilidad de mantenerse

en la categoría A no es diferente a la de agricultura al igual que cuando se ubica en la calificación E. Para las demás clasificaciones la diferencia entre la probabilidad de incumplimiento asociada al sector de la construcción y la de agricultura se encuentre entre -2,6 % y 0,3 %.

Este resultado es uno de los más importantes al comparar los del logit ordenado<sup>24</sup> con los del generalizado: Según el primer modelo el coeficiente del sector de la construcción no es significativo pues dada la alta participación de la calificación A, los estimadores están sesgados hacia ésta, mientras que el modelo generalizado permite ver que sí hay diferencias entre las categorías intermedias pero no para los extremos.

Finalmente, las demás variables de control muestran que los bancos comerciales son menos riesgosos que los BECH en las categorías extremas, mientras que las otras entidades lo son para la mayoría de clasificaciones. Con respecto al tamaño de las empresas, la variable de control fue la de mediana y los signos de los coeficientes muestran que éstas son más riesgosas que las grandes e incluso que las pequeñas; sin embargo, al momento de calcular los efectos marginales la diferencia es significativa, entre medianas y pequeñas para todas las categorías de la variable dependiente, mientras que para las grandes las diferencias sólo son significativas para dos categorías.

Los resultados en general muestran que hay diferencias entre categorías, tanto en los coeficientes como en los efectos marginales, a la vez que la persistencia en clasificaciones asociadas con mayor vencimiento es fuerte, pues por más que se incrementen las variables que tienen efectos negativos sobre la probabilidad de incumplimiento, el impacto de éstas no es tan alto como en otras categorías. Adicionalmente, la utilización de un conjunto de variables macroeconómicas permite mejorar el poder explicativo de las microeconómicas, encontrando que el entorno macroeconómico es relevante para la determinación de la probabilidad de incumplimiento del sector corporativo colombiano.

## 5. Análisis de sensibilidad

En esta sección se realizan ejercicios de sensibilidad o estrés, con el objetivo de analizar la vulnerabilidad del sistema financiero ante ciertos choques económicos extremos, pero posibles. Para la elección de éstos se sigue el procedimiento que se utiliza en el Reporte de Estabilidad Financiera (REF (2009)) del Banco de la República.

Los escenarios de estrés que se realizan son los siguientes:

- a.) un primer choque de caída en la actividad económica igual a la que se presentó en abril de 1999 cuando el indicador de producción industrial fue -15,2 %, que ha sido el más bajo desde que se empezó a calcular este indicador;
- b.) un incremento en la tasa de desempleo de 4,2 pp igual al promedio observado durante 1999
- c.) se consideran los dos choques de manera conjunta.

El objetivo de estos ejercicios de estrés es estimar el impacto de los choques mencionados sobre la rentabilidad de las entidades financieras que otorgaron créditos a las empresas de la muestra. Para

---

<sup>24</sup>Éstos resultados se encuentran en el anexo A.1.

esto, se utilizan los resultados del modelo que permiten estimar las probabilidades de incumplimiento en cada uno de los escenarios, para después calcular la cartera riesgosa estresada (una vez han sido aplicados los choques). Como las entidades financieras deben aumentar sus provisiones una vez se presenten incrementos en la cartera riesgosa, se utilizan los resultados obtenidos para estimar el crecimiento en las provisiones y el efecto que tiene éste sobre la utilidad y el indicador de rentabilidad (ROA) de las entidades.

En el primer escenario, ante una disminución en la actividad económica igual a la que se presentó en 1999 la utilidad de las entidades de la muestra se reduce en promedio 17,9 % y tres entidades tendrían una rentabilidad negativa, por lo que su indicador de solvencia se vería afectado. Estos resultados se muestran en el Cuadro 5.

**Cuadro 5:** Resultados después del choque de actividad económica

Entidad	Utilidad a Dic-08 <sup>a</sup>	Utilidad estresada <sup>a</sup>	Disminución en la utilidad	ROA	ROA estresado
1	4,8	4,7	0,05 %	10,9 %	10,9 %
2	422,9	417,9	1,1 %	4,2 %	4,1 %
3	5,0	4,8	3,9 %	3,6 %	3,5 %
4	189,5	175,3	7,4 %	3,5 %	3,2 %
5	154,8	130,3	15,8 %	3,4 %	2,8 %
6	260,7	256,5	1,5 %	3,1 %	3,1 %
7	1.039,5	979,9	5,7 %	3,1 %	2,9 %
8	18,9	4,4	76,6 %	3,0 %	0,7 %
9	18,9	17,3	8,2 %	3,0 %	2,8 %
10	142,0	128,8	9,2 %	3,0 %	2,7 %
11	665,5	600,1	9,8 %	2,9 %	2,7 %
12	310,2	282,8	8,8 %	2,8 %	2,6 %
13	141,1	90,1	36,1 %	2,4 %	1,5 %
14	413,3	337,6	18,3 %	2,3 %	1,9 %
15	9,7	5,3	45,1 %	2,3 %	1,2 %
16	2,5	2,5	0,0 %	2,0 %	2,0 %
17	119,8	115,3	3,7 %	1,9 %	1,8 %
18	343,6	335,1	2,4 %	1,7 %	1,7 %
19	3,0	3,0	0,0 %	1,7 %	1,7 %
20	3,9	3,5	11,5 %	1,4 %	1,3 %
21	1,3	1,3	0,2 %	1,4 %	1,4 %
22	3,0	2,3	23,0 %	1,3 %	1,0 %
23	13,4	12,3	7,7 %	1,3 %	1,2 %
24	1,6	1,5	6,5 %	1,1 %	1,0 %
25	52,9	44,5	15,9 %	1,0 %	0,9 %
26	22,7	-6,2	127,3 %	0,4 %	-0,1 %
27	2,1	0,5	75,7 %	0,4 %	0,1 %
28	5,6	4,9	11,3 %	0,2 %	0,2 %
29	0,2	0,2	6,2 %	0,2 %	0,2 %
30	-0,4	-0,4	3,4 %	-0,2 %	-0,2 %
31	-48,9	-54,5	11,4 %	-2,6 %	-2,9 %
Promedio	139.447	125.862	17,9 %	2,2 %	1,9 %

<sup>a</sup> Saldos en miles de millones de pesos.

Fuentes: Superintendencia Financiera, Banco de la República. Cálculos del autor.

De manera similar, el Cuadro 6 muestra los cambios en la utilidad y rentabilidad de las entidades financieras después del choque de un aumento en la tasa de desempleo. Bajo este escenario, el número de entidades con rentabilidad negativa aumenta de tres a cinco y la utilidad se reduce en promedio 47,3 %. Finalmente, al combinar ambos choques, seis entidades tienen rentabilidades negativas con

**Cuadro 6:** Resultados después del choque de tasa de desempleo

Entidad	Utilidad a Dic-08 <sup>a</sup>	Utilidad estresada <sup>a</sup>	Disminución en la utilidad	ROA	ROA estresado
1	4,8	4,7	0,09 %	10,9 %	10,9 %
2	422,9	410,5	2,93 %	4,2 %	4,1 %
3	5,0	4,6	8,12 %	3,6 %	3,3 %
4	189,5	151,9	19,8 %	3,5 %	2,8 %
5	154,8	109,1	29,4 %	3,4 %	2,4 %
6	260,7	234,9	9,86 %	3,1 %	2,8 %
7	1.039,5	719,3	30,8 %	3,1 %	2,1 %
8	18,9	-5,3	128, %	3,0 %	-0,8 %
9	18,9	15,9	15,8 %	3,0 %	2,5 %
10	142,0	88,6	37,6 %	3,0 %	1,8 %
11	665,5	418,3	37,1 %	2,9 %	1,8 %
12	310,2	209,1	32,5 %	2,8 %	1,9 %
13	141,1	49,9	64,6 %	2,4 %	0,8 %
14	413,3	278,0	32,7 %	2,3 %	1,5 %
15	9,7	1,3	86,6 %	2,3 %	0,3 %
16	2,5	2,5	0,02 %	2,0 %	2,0 %
17	119,8	106,9	10,7 %	1,9 %	1,7 %
18	343,6	255,3	25,6 %	1,7 %	1,3 %
19	3,0	3,0	0,06 %	1,7 %	1,7 %
20	3,9	3,1	21,4 %	1,4 %	1,1 %
21	1,3	1,3	0,49 %	1,4 %	1,4 %
22	3,0	1,7	43,6 %	1,3 %	0,7 %
23	13,4	11,2	16,1 %	1,3 %	1,0 %
24	1,6	1,4	11,2 %	1,1 %	1,0 %
25	52,9	20,9	60,4 %	1,0 %	0,4 %
26	22,7	-42,4	287, %	0,4 %	-0,9 %
27	2,1	-5,9	381, %	0,4 %	-1,2 %
28	5,6	4,3	22,4 %	0,2 %	0,2 %
29	0,2	0,2	11,0 %	0,2 %	0,2 %
30	-0,4	-0,4	6,16 %	-0,2 %	-0,2 %
31	-48,9	-65,0	32,8 %	-2,6 %	-3,5 %
Promedio	139.447	96.418	47,4 %	2,2 %	1,5 %

<sup>a</sup> Saldos en miles de millones de pesos.

Fuentes: Superintendencia Financiera, Banco de la República. Cálculos del autor.

una disminución promedio de 1,1 pp frente a la rentabilidad observada en diciembre de 2008 (Figura 7).

Es importante resaltar que la muestra representa el 86,5 % del total de la cartera comercial otorgada al sector corporativo privado y que la cartera comercial representa el 58,8 % de los créditos totales del sistema financiero colombiano, por lo que el deterioro en la rentabilidad de las entidades puede ser mayor, al incluirse el aumento en la cartera riesgosa de los créditos de consumo, vivienda y microcrédito.

**Cuadro 7: Resultados después de choques simultáneos**

Entidad	Utilidad a Dic-08 <sup>a</sup>	Utilidad estresada <sup>a</sup>	Disminución en la utilidad	ROA	ROA estresado
1	4,8	4,7	0,1 %	10,9 %	10,9 %
2	422,9	404,3	4,3 %	4,2 %	4,0 %
3	5,0	4,4	11,7 %	3,6 %	3,2 %
4	189,5	131,9	30,3 %	3,5 %	2,4 %
5	154,8	91,3	41,0 %	3,4 %	2,0 %
6	260,7	217,3	16,6 %	3,1 %	2,6 %
7	1.039,5	497,8	52,1 %	3,1 %	1,4 %
8	18,9	-13,2	169,7 %	3,0 %	-2,1 %
9	18,9	14,6	22,4 %	3,0 %	2,3 %
10	142,0	53,6	62,2 %	3,0 %	1,1 %
11	665,5	264,0	60,3 %	2,9 %	1,1 %
12	310,2	146,2	52,8 %	2,8 %	1,3 %
13	141,1	16,4	88,3 %	2,4 %	0,2 %
14	413,3	226,5	45,1 %	2,3 %	1,2 %
15	9,7	-2,2	122,9 %	2,3 %	-0,5 %
16	2,5	2,5	0,03 %	2,0 %	2,0 %
17	119,8	100,2	16,3 %	1,9 %	1,5 %
18	343,6	187,4	45,4 %	1,7 %	0,9 %
19	3,0	3,0	0,08 %	1,7 %	1,7 %
20	3,9	2,7	30,1 %	1,4 %	1,0 %
21	1,3	1,3	0,7 %	1,4 %	1,4 %
22	3,0	1,2	61,3 %	1,3 %	0,5 %
23	13,4	10,2	23,4 %	1,3 %	0,9 %
24	1,6	1,3	15,0 %	1,1 %	0,9 %
25	52,9	0,9	98,2 %	1,0 %	0,0 %
26	22,7	-73,2	422,5 %	0,4 %	-1,5 %
27	2,1	-11,5	650,3 %	0,4 %	-2,4 %
28	5,6	3,8	32,0 %	0,2 %	0,1 %
29	0,2	0,2	15,2 %	0,2 %	0,2 %
30	-0,4	-0,4	8,6 %	-0,2 %	-0,2 %
31	-48,9	-73,9	51,1 %	-2,6 %	-3,9 %
Promedio	139.447	71.403	72,6 %	2,2 %	1,1 %

<sup>a</sup> Saldos en miles de millones de pesos.

Fuentes: Superintendencia Financiera, Banco de la República. Cálculos del autor.

## 6. Conclusiones

En este trabajo se estima el riesgo de crédito de la cartera comercial del sector corporativo colombiano a través de un modelo que analiza las características individuales de las firmas y variables macroeconómicas relevantes para determinar la probabilidad de incumplimiento de las empresas. Para alcanzar ese objetivo, se utiliza un modelo logit ordenado generalizado que estima las probabilidades de incumplimiento relacionadas con cada una de las calificaciones de riesgo de los créditos comerciales.

Al igual que en trabajos anteriores relacionados con la probabilidad de quiebra o incumplimiento de las empresas, indicadores financieros de rentabilidad, endeudamiento y liquidez son relevantes para la estimación; sin embargo, un conjunto de variables macroeconómicas no había sido incorporado en el análisis. Al incluir variables explicativas de crecimiento, desempleo y cambios en precios, entre otras, mejora el poder explicativo del modelo y permite capturar el efecto de la dinámica económica sobre la probabilidad de incumplimiento de las empresas.

Las estimaciones del modelo muestran que las razones financieras de liquidez y rentabilidad tienen un efecto negativo sobre la probabilidad de incumplimiento y que sus efectos marginales se reducen a medida que se pasa a calificaciones relacionadas con mayor riesgo. Por otra parte, los efectos de las variables macroeconómicas son los esperados, pero sus efectos marginales no disminuyen de manera lineal como en la mayoría de los indicadores financieros.

Los resultados obtenidos muestran que si se considera la hipótesis de líneas paralelas, los coeficientes para cada una de las calificaciones son diferentes y es posible analizar temas relacionados con la movilidad entre categorías. De manera general, se encuentra que la persistencia en las calificaciones D y E es alta, pues ante variaciones en las variables explicativas el cambio en la probabilidad de incumplimiento es considerablemente menor al de las demás categorías; es decir, una vez un crédito ha sido calificado en esta clasificación es poco probable que pase a categorías de menor riesgo.

Finalmente, el análisis de sensibilidad permite evaluar la vulnerabilidad del sistema ante choques de desempleo y crecimiento similares a los observados durante la crisis de finales de los años 90, encontrando que algunas entidades tendrían rentabilidades negativas, con disminuciones promedio de 1,1 pp frente a la rentabilidad de diciembre de 2008.

Con este documento, se utiliza la información de cada uno de los créditos otorgados por las entidades financieras a las empresas colombianas para poder estimar la probabilidad de incumplimiento y sus determinantes, de tal manera que los resultados puedan ser empleados como indicadores de alerta temprana del sistema financiero colombiano. Aunque para las demás carteras no se encuentra con información detallada de los deudores, sería interesante extender el modelo a este tipo de créditos utilizando características de los mismos y un conjunto de variables macroeconómicas relevantes.

## A. Apéndices

### A.1. Estimación del logit ordenado

Los resultados de la estimación del logit ordenado, bajo el supuesto de líneas paralelas, se muestran en el Cuadro 8.

**Cuadro 8:** Probabilidad de incumplimiento con un modelo logit ordenado

Variable	Coeficiente	Error Estándar
Liquidez	-0,1094***	(0,0129)
ROA	-5,5796***	(0,0529)
Razón	1,6598***	(0,0380)
Garantía	0,4863***	(0,0160)
Desempleo	0,1276***	(0,0031)
Crecimiento	-0,0369***	(0,0019)
Inflación	0,0288***	(0,0032)
Minas	-0,5885***	(0,0880)
Industria	-0,3046***	(0,0279)
Construcción	0,0516	(0,0354)
Comercio	-0,8926***	(0,0301)
Transporte	-0,6743***	(0,0447)
Servicios	-0,5599***	(0,0343)
Bancos	-0,0748**	(0,0260)
Otras E.	-0,1917***	(0,0279)
Grandes	-0,0336	(0,0179)
Pequeñas	-0,2357***	(0,0265)
Cut1	4,5741***	(0,0668)
Cut2	5,4575***	(0,0675)
Cut3	5,9289***	(0,0680)
Cut4	6,7050***	(0,0693)
Observaciones	253.669	
LR $Chi^2(17)$	28.222,40	
Prob > $Chi^2$	0,0000	
Log Likelihood	-90.557,1	
Pseudo $R^2$	0,1348	

Los coeficientes de las variables independientes tienen los mismos signos del modelo generalizado a excepción de la *dummy* de construcción y la que controla por empresas grandes que no son significativas. Adicionalmente, el modelo es conjuntamente significativo. Una vez se tienen los resultados del modelo, se hizo un test de Brant para probar la hipótesis de líneas paralelas que consiste en una prueba que compara los coeficientes de los  $M - 1$  logit binarios y muestra si la hipótesis se cumple para todo el sistema o sólo para algunas variables explicativas.

Los resultados del test se presentan en el Cuadro 9 donde se puede ver que la hipótesis nula se rechaza para todo el modelo y de manera individual para la mayoría de variables; sólo la *dummy* de minas cumple con el supuesto de líneas paralelas pues los estadísticos significativos son evidencia de que se está violando la hipótesis nula<sup>25</sup>, por lo que es necesario utilizar el modelo generalizado.

<sup>25</sup>En la regresión anterior el estadístico  $t$  mostró que no era posible rechazar la hipótesis de que este

**Cuadro 9:** Test de Brant para probar la hipótesis de líneas paralelas

Variable	$Chi^2$	$p > Chi^2$	df
Todas	1587,58	0,000	51
Liquidez	94,46	0,000	3
ROA	123,45	0,000	3
Razón	572,45	0,000	3
Garantía	59,97	0,000	3
Desempleo	197,41	0,000	3
Crecimiento	14,33	0,002	3
Inflación	49,36	0,000	3
Minas	1,99	0,574	3
Industria	32,96	0,000	3
Construcción	10,53	0,015	3
Comercio	29,59	0,000	3
Transporte	74,99	0,000	3
Servicios	10,73	0,013	3
Bancos	17,88	0,000	3
Otras E.	31,15	0,000	3
Grandes	54,95	0,000	3
Pequeñas	36,2	0,000	3

No obstante, hasta el momento no se han considerado los posibles problemas de heterocedasticidad y esto puede estar sesgando los coeficientes e incluso puede estar mostrando signos que son contrarios. Al incluir ecuaciones de heterocedasticidad en el modelo, se encuentra que, a excepción de dos de las variables explicativas, hay evidencia de diferencias en la varianza entre grupos por lo que sería necesario estimar un modelo que incorpore estas diferencias.

Cuando se incluyen las ecuaciones de heterocedasticidad, el signo de las coeficientes no cambia y variables que antes no eran significativas, ahora si lo son; no obstante, se sigue violando el supuesto de líneas paralelas.

## A.2. Código de programación en STATA

A continuación se presenta el código de programación en STATA utilizado para la estimación del modelo. En la Tabla A.2 se muestran los nombres dados a cada variable:

### A.2.1. Estimación de un logit ordenado

```
/* Para estimar el logit ordenado */
xi: ologit calif liquidez roa razon d.garantia desempleo crec.prod.ind inf i.d.sector i.bank i.d.t
/*Prueba para hipótesis de líneas paralelas */
brant, detail
```

---

coeficiente es significativamente diferente de cero, sigue siendo cero para todos los grupos.

**Cuadro 10:** Nombres de variables utilizados para las estimaciones

Nombre	Variable
calif	Calificación
liquidez	Liquidez
roa	ROA
razon	Razón de endeudamiento
d_garantia	<i>Dummy</i> de garantía
desempleo	Tasa de desempleo
crec_prod_ind	Índice de crecimiento de la producción industrial
inf	Inflación
d_sector	<i>Dummy</i> para sector económico
bank	<i>Dummy</i> para tipo de entidad
d_t	<i>Dummy</i> de tamaño de la empresa
d_transables	<i>Dummy</i> para transables
d_estado	<i>Dummy</i> para estado de la empresa
ano	<i>Dummy</i> para los años de la muestra
r_bancarias	<i>Dummy</i> para número de relaciones bancarias
monto	Monto de capital de cada uno de los créditos

### A.2.2. Estimación de un logit ordenado generalizado

```
/* Para estimar el logit ordenado generalizado */
xi: gologit2 calif liquidez3 roa razon d_garantia desempleo crec_prod_ind inf i.d_sector i.bank
i.d.t, pl(_Id_sector_2 _Id_sector_7) % pl se utiliza para las variables que no cumplen el supuesto
de líneas paralelas
/* Predicción de probabilidades */
predict a b c d e
/* Predicción de efectos marginales */
mfx2, nolog
```

### A.2.3. Estimaciones para la sección de análisis de sensibilidad

```
*Para poder predecir las demás probabilidades se deben dejar únicamente los datos de 2007*
keep if ano==2007
*Utilizando los estimadores del modelo, se genera entonces la probabilidad de incumplimiento para
cada caso*
/*Para predecir las probabilidades ante el choque de actividad económica*/
gen crecimiento=15.2
rename crec_prod pib
rename crecimiento crec_prod_ind
predict ch1a ch1b ch1c ch1d ch1e
rename crec_prod_ind crecimiento
rename pib crec_prod_ind
/*Para sólo desempleo*/
gen tasa2=14
rename desempleo tasa
```

```

rename tasa2 desempleo
predict ch2a ch2b ch2c ch2d ch2e
/*Agregando crecimiento a desempleo */
rename crec_prod_ind pib
rename crecimiento crec_prod_ind
predict ch3a ch3b ch3c ch3d ch3e
rename pib crec_prod_ind
rename desempleo tasa2
rename tasa desempleo
/*Para generar los montos de cartera riesgosa estresada*/
gen choque1=(ch1b + ch1c + ch1d + ch1e)*monto
label var choque1 choque de crecimiento"
gen choque2=(ch2b + ch2c+ ch2d+ ch2e)*monto
label var choque2 "desempleo"
gen choque3=(ch3b + ch3c + ch3d + ch3e)*monto
label var choque3 "desempleo y crecimiento"

```

## Referencias

- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*.
- Amaya, C. A. (2005). Evaluación del riesgo de crédito en el sistema financiero colombiano. *Reporte de estabilidad financiera, Banco de la República*.
- Arango, J. P., N. Zamudio, and I. Orozco (2005). Riesgo de crédito: Un análisis desde las firmas. *Reporte de estabilidad financiera, Banco de la República*.
- Asociación Nacional de Empresarios de Colombia, ANDI (2007). *Encuesta de Opinión Industrial*. Asociación Nacional de Empresarios de Colombia, ANDI.
- Bonfim, D. (2009). Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information and of macroeconomic dynamics. *Journal of Banking & Finance*.
- DANE (2007). Encuesta nacional de hogares (enh), etapas 67 a 104 y encuesta continua de hogares (ech). *Departamento Administrativo Nacional de Estadística*.
- Gómez-González, J. E., P. Morales, F. Pineda, and N. Zamudio (2007). An alternative methodology for estimating credit quality transition matrices. *Borradores de economía, Banco de la República* (478).
- Gómez-González, J. E., I. Orozco, and N. Zamudio (2006). Análisis de la probabilidad de incumplimiento de los mayores deudores privados del sistema financiero colombiano. *Reporte de Estabilidad Financiera, Banco de la República*.
- Greene, W. H. (2003). *Econometric Analysis* (Fifth ed.). Prentice Hall.
- Jacobson, T., R. Kindell, J. Lindé, and K. Roszbach (2008). Firm default and aggregate fluctuations. *Sveriges Riskbank Working Paper Series* (226).
- Jiménez, G. and J. Saurina (2003). Collateral, type of lender and relationship banking as determinants of credit risk. *Journal of Banking & Finance*.
- Lennox, C. (1999). Identifying failing companies: A re-valuation of the logit, probit and da approaches. *Journal of Economics and Business*.
- Martínez, O. (2003). Determinantes de fragilidad en las empresas colombianas. *Borradores de Economía, Banco de la República* (259).
- Peterson, B. and F. E. Harrell (1990). Partial proportional odds models for ordinal response variables. *Applied Statistics* 39.
- REF (2009, marzo). *Reporte de estabilidad financiera. Banco de la República*.
- Superintendencia Financera de Colombia (1998-2007). Operaciones activas de crédito. *Superintendencia Financera de Colombia*.
- Williams, R. (2008). *Estimating heterogeneous choice models with stata. Last revised August 11, 2008* - Currently under review at The Stata Journal.

*Williams, R. (2009). Using heterogeneous choice models to compare logit and probit coefficients across groups. Department of Sociology, University of Notre Dame.*

*Wooldridge, J. M. (2002). Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data. The MIT Press.*

*Yatchew, A. and Z. Griliches (1985). Specification error in probit models. The Review of Economics and Statistics 66(1).*

*Zamudio, N. (2007). Determinantes de la probabilidad de incumplimiento de las empresas colombianas. Reporte de estabilidad financiera, Banco de la República.*