

**ESTIMACIÓN DE LA PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO DE CRÉDITOS
PARA UNA EMPRESA DEL SECTOR SIDERÚRGICO EN COLOMBIA**

**ADRIANA SALAMANCA ARIAS
JOHN ALEJANDRO BENÍTEZ URREA**

**UNIVERSIDAD EAFIT
ESCUELA DE ECONOMÍA Y FINANZAS
MAESTRÍA EN ADMINISTRACIÓN FINANCIERA
SANTIAGO DE CALI
2018**

**ESTIMACIÓN DE LA PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO DE CRÉDITOS
PARA UNA EMPRESA DEL SECTOR SIDERÚRGICO EN COLOMBIA**

**Trabajo presentado como requisito parcial para optar al título de magíster en
Administración Financiera**

**ADRIANA SALAMANCA ARIAS¹
JOHN ALEJANDRO BENÍTEZ URREA²**

Asesor: Jimmy Agustín Saravia Matus, Ph. D.

**UNIVERSIDAD EAFIT
ESCUELA DE ECONOMÍA Y FINANZAS
MAESTRÍA EN ADMINISTRACIÓN FINANCIERA
SANTIAGO DE CALI
2018**

¹ adriana_salamanca@hotmail.com

² jabu26@hotmail.com

Contenido	Pág.
Resumen	5
Abstract	5
1. Introducción.....	6
2. Marco conceptual.....	7
2.1. Modelos y teorías para la medición del riesgo de crédito	8
2.2 Modelos aplicados en Colombia	10
2.3 Tipos de modelos	12
3. Método de solución.....	16
3.1. Descripción de variables y ejercicio empírico	16
3.2 Variables explicativas	17
3.3 Descripción estadística la muestra.	20
3.4 Modelo propuesto	24
4. Presentación y análisis de resultados.....	25
4.1 Estimación	26
5. Conclusiones.....	34
Referencias	36
ANEXOS	40

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1. Número de empresas por categoría y año.....	17
Tabla 2. Convención de variables.....	20
Tabla 3. Resumen de las características de las variables.....	21
Tabla 4. Variables modificadas or medio de la técnica de winsorización.....	23
Tabla 5. Estimación.....	27
Tabla 6. Prueba de robustez y combinacion de variables – Modelos del 1 al 6....	30
Tabla 7. Prueba de robustez y combinacion de variables – Modelos del 7 al 13...	31
Tabla 8. Modelo final.....	33

Lista de figuras

Figura 1. Representación gráfica de las funciones logística y probabilística.....	12
---	----

Resumen

El objetivo de este trabajo es identificar el modelo de riesgo de crédito apropiado para determinar la probabilidad de incumplimiento de los clientes de una siderúrgica en Colombia. Para ello se examinó la literatura en torno a los modelos de riesgo de crédito elaborados por autores como Altman (1968) y Lennox (1999) y, para el caso del país, Zamudio (2007), con el fin de validar las metodologías utilizadas al igual que las variables que hicieron parte de sus modelos y, por último, sus resultados. Se determinó de esta manera construir un modelo logit ordenado, que, a través de una variable dependiente discriminada en cuatro categorías o grados de vencimiento y unas variables determinantes de estimación para representar liquidez, endeudamiento, rentabilidad, actividad y entorno, explicaría las variaciones y su incidencia en la probabilidad de incumplimiento. El período analizado fue el de 2012 a 2015, en el que se utilizaron como fuentes de información las bases de datos de clientes de la siderúrgica en estudio y de la Superintendencia de Sociedades (2012) para obtener los indicadores financieros. Se pudo determinar que la rentabilidad, el endeudamiento, el sector y la inflación son variables que explicaron en cierto grado las fluctuaciones en la probabilidad de incumplimiento.

Palabras clave: riesgo de crédito, probabilidad de incumplimiento, modelo logit ordenado, indicadores financieros.

Abstract

The objective of this essay is to identify the appropriate credit risk model to determine the probability of non-compliance of clients from iron and steel sector in Colombia. For this purpose, we examined credit risk models literature prepared by authors as Altman (1968), Lennox (1999) and for Colombia Zamudio (2007). Validating methodologies and variables used that were part of their models and finally their

results. It was determined in this way to build an ordered logit model, which through a dependent variable discriminated in 4 categories or expiration degree and some determinant estimation variables to represent Liquidity, Indebtedness, profitability, activity and environment would explain the variations and their incidence in the probability of non-compliance. The analyzed period was 2012-2015 and using as a source our customers database and Superintendence of Companies information to obtain financial indicators. We could determine that profitability, indebtedness, sector and inflation are variables that explain in some degree the probability of non-compliance fluctuations.

Keywords: *credit risk, default probability, ordered logit model, financial indicators.*

1. Introducción

En el contexto financiero actual, el riesgo constituye una variable determinante que amenaza la generación de valor por parte de las compañías al estar expuestas a diferentes tipos de ellos, entre los que se encuentran los de mercado, liquidez, operativo y legal.

Por tal motivo se hace necesario crear mecanismos de control que mitiguen el riesgo existente, que compromete la calidad y la continuidad del flujo de caja requerido por las compañías para atender las obligaciones en el corto y largo plazo. El mismo viene siendo abordado de manera sistemática y procedimental, sobre todo por aquellas instituciones que pertenecen al sector financiero y solidario y se conoce como riesgo de crédito, definido por la Superintendencia Financiera de Colombia (2001) en la circular externa 050 de 2001 como “la posibilidad de que una entidad incurra en pérdidas y disminuya el valor de los activos, como consecuencia de que sus deudores fallen en el cumplimiento oportuno o cumplan imperfectamente los contratos de crédito”.

El presente trabajo hace un recorrido por algunos de los modelos utilizados para medir el riesgo de crédito o probabilidad de incumplimiento, para más tarde definir

un modelo logit ordenado que, a través de unas variables financieras y macroeconómicas, permita determinar la probabilidad de impago representada en cuatro categorías de riesgo crediticio de los clientes de una siderúrgica durante el período 2012-2015.

El documento está organizado en cinco secciones; la primera consta de la introducción, seguida por el marco conceptual en la segunda, que hace un breve recorrido por la literatura y los modelos existentes. La tercera presenta la metodología con la que se concibió el modelo propuesto y en la cuarta se ofrecen los resultados. Por último, en la quinta se plantean las conclusiones.

2. Marco conceptual

El riesgo está presente en toda acción y en cada proceso empresarial, lo que implica que la empresa siempre se desempeñará dentro del marco de incertidumbre. Estar expuesta al riesgo podría generar situaciones no esperadas que afecten los resultados organizacionales.

Por esta razón, ante las decisiones que enfrentan las empresas es necesario que en la dirección de las mismas se identifiquen y se midan los riesgos en que están inmersas de una u otra manera con el objetivo de prever e implementar estrategias que logren minimizarlo y administrarlo.

El riesgo de crédito constituye la probabilidad de incumplimiento de pago de las deudas o créditos contraídos por la contraparte, que en este caso sería el cliente. Las entidades del sector financiero cuentan con un marco regulatorio y con herramientas técnicas como los expuestos en los acuerdos de Basilea, que permiten medir y mitigar la gestión de riesgo crediticio. Para el caso de las empresas colombianas del sector real, no existen regulaciones bien definidas para tal fin.

Por tal motivo, una adecuada administración del riesgo de crédito genera una gran responsabilidad por parte de quien gestiona la cartera de una compañía y de quien se encargue de colocar y recuperar el recurso en los tiempos establecidos para no

generar un “desbalance temporal”³ entre las cuentas por pagar y por cobrar, o un desbalance por valor como consecuencia de la irrecuperabilidad de alguna de dichas cuentas.

Para centrarse en el modelo que se escogió en este ejercicio de investigación, a continuación se estudia la bibliografía de diferentes autores que abordan el riesgo de crédito y así mismo las técnicas y los modelos econométricos surgidos, tanto en el país como fuera de él, como son los de forma reducida, estructurales, multivariados, de duración, probit y logit, lo mismo que las matrices de transición.

2.1. Modelos y teorías para la medición del riesgo de crédito

Entre los modelos tradicionales se encuentra el pionero de Altman (1968), que incursionó con el análisis discriminante, como parte del análisis financiero, mediante la creación del modelo “Z-Score”, que, a través de variables o ratios de liquidez, rentabilidad, actividad y apalancamiento predice la probabilidad de quiebra de las firmas. El autor citado concluyó que la rentabilidad del activo y el cociente entre venta y nivel de activos de las firmas son variables que permiten identificar empresas que pueden entrar en quiebra.

Fue así como Altman (1968) partió de indicadores financieros para crear un modelo multivariado y el método de análisis discriminante múltiple para determinar el riesgo de crédito.

Por otra parte, entre los modelos estructurales Merton (1974) construyó un modelo econométrico para predecir la circunstancia en que una empresa entra en incumplimiento mediante la estimación posterior de la respectiva probabilidad.

En su modelo se determina que una empresa entrará en incumplimiento si el nivel de los activos se encuentra por debajo del de los pasivos. Así mismo, Geske (1977) se basó en el modelo de Merton e incluyó el valor de los activos como una opción compuesta, determinada por los montos y los vencimientos de las deudas a largo y

³ No el efecto de proporcionalidad sino de orden de las cuentas por cobrar según fecha de vencimiento.

corto plazo de la compañía, es decir, que existe la opción de pago por parte del deudor que con anterioridad no ha fallado el pago del cupón previo. Con este modelo se obtienen dos indicadores de probabilidad de incumplimiento que son: la de que incumpla la deuda de corto y largo plazo, la de que incumpla de manera conjunta y determina que incumpla la deuda de largo plazo dado que no cumpla la deuda de corto plazo. Por consiguiente, este modelo logra establecer una estructura de capital más realista con deuda a corto plazo, pago de cupones, fondos de amortización y otros compromisos de pago.

Con posterioridad, el modelo de gestión de portafolio de crédito de KMV Moodys se desarrolló para calcular la probabilidad de incumplimiento en función de la estructura de capital, la volatilidad de los retornos y el valor de activos de la compañía. Además, las calificaciones para cada rango de incumplimiento, mediante la construcción de matrices de transición (Derbali y Hallara, 2012).

En la misma línea, J. P. Morgan and Company (1997) creó un modelo de valoración que evalúa, a través de un sistema de calificaciones y una matriz de transición llamado "Credit Metrics". Por medio de información de las agencias calificadoras (Moody's o Standard & Poors) estableció un horizonte de tiempo, que por lo regular es de un año, y desarrolló un modelo de valoración que monitorea los cambios que se presentan en el valor de la cartera de créditos. Se concluye que el incumplimiento se da en el momento en que el valor de los activos está por debajo del valor de los créditos.

Por su parte, Altman, Haldeman y Narayanan (1977), basados en el modelo original de Altman, crearon uno nuevo cuyo nombre es "Zeta". Su propósito consiste en la clasificación de empresas en estado de quiebra, con la inclusión de firmas medianas y grandes, para obtener un modelo que permitía, con un 96% de confianza, predecir con un año de anticipación la probabilidad de que una empresa manufacturera entrara en quiebra.

No obstante, la mayoría de aplicaciones del análisis discriminante no cumplen los supuestos que requiere la estimación de máxima verosimilitud. La metodología entregada en el modelo "O-Score" de Ohlson (1980) se convirtió en pionero de la

utilización del método de estimación de máxima de verosimilitud que conduce como resultado al modelo logit condicional.

Su importancia está en emplear menor cantidad de supuestos en la distribución de las variables explicativas mediante una muestra más amplia de la población. Por tanto, Ohlson ratificó que el poder predictivo de procedimientos de estimación de tipo logit es fuerte cuando se utilizan transformaciones lineales de un vector de ratios financieros.

Luego surgió el modelo de caja de Aziz, Emanuel y Lawson (1988), que busca predecir la probabilidad de quiebra, así como el valor de la empresa, con base en los flujos de caja pasados y presentes y al suponer que estos flujos son predictores eficientes de la situación financiera futura de la compañía.

Por otra parte, y con énfasis en los modelos contemporáneos, Lennox (1999) propuso un modelo que utiliza funciones logit y probit. En él se estima la función de incumplimiento en función del flujo de caja, el endeudamiento, el tamaño de la empresa, la rentabilidad, la razón corriente y el sector económico al que pertenece la compañía con el fin de determinar que una firma tiene mayor probabilidad de incumplimiento cuando presenta bajo ratio de rentabilidad, alto endeudamiento y problemas de flujo de caja.

2.2 Modelos aplicados en Colombia

En el contexto colombiano se encuentran varios trabajos sobre riesgo de crédito. Se resaltan los de Arango, Orozco y Zamudio (2005) y de Gómez González, Orozco Hinojosa y Zamudio Gómez (2006), que presentan metodologías y análisis de variables, tanto empresariales como del entorno macroeconómico, que evalúan el desempeño de las empresas a la luz de la probabilidad de incumplimiento.

Arango et al. (2005) plantean un modelo probit para datos de panel desbalanceado con efectos aleatorios, con una muestra de 8.841 empresas colombianas en el período 1995-2005, en el que se incluyen variables de liquidez, endeudamiento, rentabilidad y dummy para cada sector de la economía. Asimismo, se tienen en cuenta variables macroeconómicas, como la tasa de crecimiento anual del PIB real.

Como resultado de lo anterior, la probabilidad de incumplimiento se presenta en mayor proporción cuando hay un alto endeudamiento y, por el contrario, la probabilidad es menor si se presenta alta rentabilidad y si la empresa tiene un mayor tamaño.

Más tarde, Gómez González et al. (2006) emplearon un modelo de duración mediante la aplicación estimaciones de máxima verosimilitud parcial para estimar la probabilidad condicional de incumplimiento y encontraron que a mayor nivel de endeudamiento, mayor es la probabilidad de incurrir en él por parte de la empresa y que cuanto más grande sea la empresa menor será probabilidad de incumplimiento. En su estudio se tomaron como variables determinantes de estimación la rentabilidad, el volumen de deuda, el tamaño y el sector económico al que pertenece la empresa.

Por su parte, Zamudio Gómez (2007) presenta un modelo logit multinomial en el estudio de probabilidad de quiebra de las empresas en el que se analizan los estados financieros de las empresas registradas en el mercado de valores y que están vigiladas por la Superintendencia de Sociedades para el rango 1998-2005; se tomaron como variables explicativas la liquidez, el plazo y la garantía, entre otras. En este trabajo se encontró que los mayores niveles de liquidez ayudan a reducir la probabilidad de quiebra, que también varía según el sector económico al que pertenece la empresa.

En la misma línea, Gutiérrez Rueda (2010) utilizó un modelo probit heterocedástico con efectos no lineales y un modelo de regresión por cuantiles para establecer los efectos de las variables macroeconómicas sobre la probabilidad de incumplimiento de pagos por parte de la empresa. Los resultados de la investigación mostraron que variables como la rentabilidad, la liquidez y el endeudamiento son los principales determinantes de que una empresa incumpla sus compromisos financieros.

Por su parte, González Arbeláez (2010) estimó la probabilidad de incumplimiento de las empresas por medio de un modelo logit ordenado y concluyó que las variables de liquidez, rentabilidad, y crecimiento económico poseen efectos negativos sobre la probabilidad de incumplimiento de las empresas, mientras que el endeudamiento,

el desempleo y la inflación la incrementan.

2.3 Tipos de modelos

Con base en lo anterior es posible identificar dos tipos de modelos, los estructurales y los de forma reducida. Los modelos primeros suponen que existe información completa del mercado y del valor de los activos y las firmas. En estos modelos se busca identificar las situaciones que hacen que las empresas incumplan y estiman su probabilidad.

Los modelos de forma reducida reconocen que los inversionistas no tienen toda la información del manejo de la firma, lo que dificulta el cálculo de la probabilidad de incumplimiento. “Se llaman modelos de intensidad, en la que se define de manera exógena un proceso estocástico para el evento de incumplimiento” (Jarrow y Protter, 2004, p.1-10.). De acuerdo con la revisión de literatura, se profundizó en los modelos de forma reducida, en particular en los métodos de estimación logit y probit para determinar el mejor modelo por aplicar.

a) Modelo logit

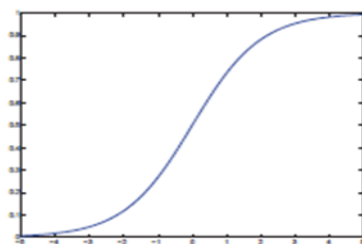
El modelo logit es de regresión no lineal de tipo logístico que permite relacionar las variables independientes con una variable dependiente de naturaleza binaria.

Por lo tanto, se puede presentar de la siguiente forma la variable dependiente:

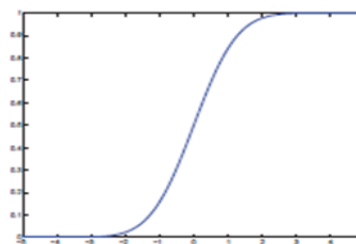
$Y = 1$ con probabilidad p o $Y = 0$ con probabilidad $1-p$.

La estimación de este modelo se realiza por el método de máxima verosimilitud y, a diferencia del modelo probit, hay mayor probabilidad de éxito en los extremos, dado que esta función es de colas más anchas.

Figura 1. Representación gráfica de las funciones logística y probabilística



Función logística (logit)



Función normal acumulada (probit)

Fuente: Chica Olmo y Salmerón Gómez (2017, p.13)

El modelo presenta la siguiente forma:

$$Y = F(B_0 + B_1X_1 + B_2X_2 + B_3X_3 + \dots \dots \dots B_KX_K)(1)$$

Dado que se trata de una variable dicotómica, la probabilidad de que la variable dependiente tome valores entre 1 y 0 es la siguiente:

$$Pr(Y = 1|X_2, \dots, x_k) = E(Y_i|X = x) = \frac{e^{z_i}}{1 + e^{z_i}}, (2)$$

$$Pr(Y = 0|X_2, \dots, x_k) = 1 - \frac{e^{z_i}}{1 + e^{z_i}} = \frac{1}{1 + e^{z_i}}, (3)$$

La significancia de las variables se determina mediante el estadístico de Wald, que, a su vez, depende de si son o no categóricas, lo que conduce a lo siguiente:

Si la variable es categórica:

$$Wald_i = \hat{\beta}_i^T C^{-1} \hat{\beta}_i (4)$$

Con una distribución ji al cuadrado, con número de grados de libertad igual al número de parámetros por estimar.

Si la variable no es categórica:

$$Wald_i = \frac{\hat{\beta}_i^2}{\hat{\sigma}_{\beta_1}^2} (5)$$

Con una distribución ji al cuadrado con un grado de libertad.

Se aplica entonces una prueba de hipótesis en la que la hipótesis nula establece que la variable X_i no es relevante para establecer las variaciones en el modelo propuesto y la hipótesis alternativa lo contrario.

Es decir:

H_0 : $B_i = 0$: la variable X_i no es relevante para explicar variaciones en el modelo.

H_1 : $B_i \neq 0$: la variable X_i es relevante para explicar las variaciones en el modelo.

El modelo logit se ha utilizado para determinar la probabilidad de incumplimiento y el riesgo de crédito en general; uno de sus expositores es Lennox (1999), que utilizó los modelos logit y probit para determinar la probabilidad de incumplimiento. En Colombia, Zamudio Gómez (2007) utilizó un modelo logit multinomial para determinar la probabilidad de quiebra de las empresas.

b) Modelo probit

El modelo probit es de estimación y surgió de una función de distribución acumulativa normal; se basa en la teoría de utilidad o de la perspectiva de selección racional, con fundamento en el comportamiento y fue desarrollado por McFadden (1973). Es un modelo de elección discreta que depende del número de alternativas incluidas en la variable endógena, como se observa la siguiente ecuación:

$$P(y = 1/x) = (\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k) = G(\beta_0 + \beta X) \quad (6)$$

En donde G es una función que adopta valores entre 0 y 1 para todos los números reales de z. En el modelo probit G representa la función de distribución acumulativa normal estandarizada, que es la más apropiada para este tipo de modelo. La elección depende de la facilidad del cálculo, que se puede tornar complejo cuando se requiere efectuar integrales.

$$F(Z_i) = \int_{-\infty}^{Z_i/\sigma} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{t^2}{2}\right] dt \quad (7)$$

Debido a que el modelo probit es de variable dependiente limitada, la estimación de los parámetros se hace por el método de máxima verosimilitud, que sugiere que se elijan como estimados los valores de los parámetros que maximicen el logaritmo de la función de verosimilitud, que para la observación i está dada por:

$$\lambda_i(\beta) = y_i \log[G(x_i\beta)] + (1 - y_i) \log[1 - G(x_i\beta)] \quad (8)$$

El logaritmo de la función de verosimilitud para una muestra de tamaño n está dada por:

$$\mathcal{L} = \sum_{i=1}^n \lambda_i(\beta) \quad (9)$$

Para conocer los efectos de los cambios en las variables explicativas sobre las probabilidades de que cualquier observación pertenezca a $Y=0$ o a $Y=1$ se utiliza la derivada parcial denotada como:

$$\frac{\partial p(x)}{\partial x_i} = g(\beta_0 + x\beta)\beta_i, \text{ donde } g(z) = \frac{\partial G}{\partial z}(z) \quad (10)$$

En esta función $G(z)$ es la densidad de probabilidad; dado que en el modelo probit G es una función de distribución acumulativa estrictamente positiva, es decir, $g(z) > 0$ para toda z , el signo del efecto parcial es el mismo que el de β_i .

Para probar cada coeficiente se lleva a cabo la prueba de hipótesis, en la que:

$$H_0: \beta_i = 0$$

También se puede probar la significancia de variables de manera conjunta por medios estadísticos, como el estadístico de Wald y el de la razón de verosimilitud, entre otros. Se puede emplear como medio práctico una distribución ji al cuadrado. Los modelos, tanto logit como probit, pueden ser de variable con respuesta dicotómica o múltiple. El primero indica que se presentan dos alternativas de respuesta y el segundo que la variable endógena toma más de dos valores, que pueden seguir un orden natural y de clasificación, o, por el contrario, se puede presentar que no existe un orden determinado. Los modelos logit y probit ordenados se utilizan cuando existe una clasificación natural de la variable endógena, como es el caso de los modelos de riesgo de crédito en los que su variable dependiente sigue en orden, como lo es, por ejemplo, la calificación de los créditos.

En resumen, los modelos logit y probit son semejantes debido a que tienen colas un poco más anchas, lo que significa que la probabilidad condicional P_i se aproxima a 0 o a 1, pero con una tasa menor en el modelo logit en comparación con el probit. Otro aspecto importante son sus distribuciones; el modelo logit se basa en una distribución estándar mientras que el probit se fundamenta en una distribución

normal estándar. Por lo tanto, ambas tienen media cero y sus varianzas son diferentes. Se debe prestar atención al interpretar los coeficientes estimados en ambos modelos, puesto que el modelo logit es más práctico, en el sentido matemático, pero en él se debe partir de una buena interpretación debido a que los resultados pueden ser similares.

Según la revisión bibliográfica, se observa que los modelos de distribución logística permiten el uso de variables dummy, al igual que se asocian con los modelos de forma reducida, considerados más aplicables en los casos en los que la información es escasa.

3. Método de solución

3.1. Descripción de variables y ejercicio empírico

El presente trabajo está orientado a analizar el riesgo de crédito en las empresas del sector real y en él se considera la recolección de información financiera de las compañías vinculadas con una siderúrgica que otorga plazo para el pago de la factura.

Se tomó la información de los clientes que hacen parte de la cartera para los años comprendidos entre 2012 y 2015, en su orden. Estos clientes se clasificaron en cuatro categorías según el grado de vencimiento presentado en dichos períodos, de la siguiente manera:

Categoría 1: en este grupo se clasificaron los clientes que en cada año se cerraron con cartera totalmente al día, sin tener vencimiento.

Categoría 2: en este grupo se clasificaron aquellos clientes que presentaron como máximo vencimiento entre 1 y 15 días en los años analizados.

Categoría 3: en este grupo se clasificaron aquellos clientes que presentaron como máximo vencimiento de 16 a 30 días en los años analizados.

Categoría 4: en este grupo se clasificaron aquellos clientes que presentaron vencimiento superior a 30 días en los años analizados.

La fuente de información financiera y de actividad de los clientes fue la base de datos de la Superintendencia de Sociedades de Colombia (2012) para el período 2012-2015, lo que hizo necesario reducir la base inicial de 844 clientes a 148, es decir, que 696 clientes no reportan información, si se tiene en cuenta que en algunos casos se trata de personas naturales o que cuentan con alguna característica que los exime de reportar en dicha institución, lo que se convierte en una limitación de la base de datos.

El siguiente cuadro permite observar el número de empresas según la muestra:

Tabla 1. Número de empresas por categoría y año

Número de empresas por categoría y año				
Categoría	2012	2013	2014	2015
1	93	87	95	104
2	18	19	21	23
3	17	17	17	5
4	20	25	15	16
Total	148	148	148	148

Fuente: elaboración propia

Los 148 clientes se clasificaron según el sector y el código CIIU V4 y se encontraron empresas de actividades inmobiliarias, de alquiler y empresariales, de comercio al por mayor y al por menor, de construcción y manufactureras. Mas tarde se hizo un análisis fundamental de la información financiera, se validó el desempeño de las empresas y se procedió a establecer variables para el cálculo y el análisis de los indicadores financieros de liquidez, rentabilidad, apalancamiento y actividad.

3.2 Variables explicativas

Las variables explicativas de acuerdo con a la literatura revisada se presentan a continuación y en el anexo A al final del documento.

a. Indicadores de liquidez

Se elaboraron el indicador de razón corriente y la prueba ácida. Se estima que tenga

una relación negativa con la variable dependiente porque indica que, a mayor liquidez, menor probabilidad de incumplimiento por parte del cliente. Estos índices permiten verificar la disponibilidad de la empresa a corto plazo para afrontar sus compromisos. El ratio financiero fue tenido en cuenta en los trabajos de Zamudio Gómez (2007), Altman (1968), Lennox (1999) y otros autores. En este análisis se introdujo el flujo de efectivo neto de las actividades de la operación para revisar si generaba algún tipo de significancia estadística con respecto al incumplimiento; se espera un signo negativo.

b. Indicadores de endeudamiento

Se tomó el indicador endeudamiento para el análisis, que se calculó como total de pasivo/total de activo y refleja la cobertura de deuda a través de los activos de la compañía, al establecer la participación de los acreedores en la empresa.

El endeudamiento hace parte de varios trabajos revisados, aunque se resaltan González y Kiefere (2009) y Lennox (1999). Se espera una relación positiva entre el endeudamiento y el incumplimiento puesto que un alto endeudamiento compromete parte del flujo de caja en la atención de la deuda. Otros indicadores dentro de endeudamiento seleccionados fueron el endeudamiento financiero, el de corto plazo y el de largo plazo y el apalancamiento.

c. Indicadores de actividad

Se tomaron los indicadores de rotación de cartera y de rotación de inventarios. El primero permite conocer la rapidez de la cobranza y analizar el tiempo de recuperación que se genera por cliente, así como el impacto en el flujo de caja futuro de la empresa en estudio. El segundo posibilita visualizar cómo los inventarios se convierten en efectivo o en cuentas por cobrar. Se espera que ambos indicadores sean de signo negativo.

d. Indicadores de rentabilidad

Los indicadores analizados fueron margen neto, ROA (rentabilidad del activo), ROE

(retorno sobre capital propio) y RAN (rentabilidad del activo neto), que permiten revisar la capacidad de la empresa para generar utilidades y rentabilidad a partir del patrimonio, los activos, etc.

El indicador de margen neto o ROE (rentabilidad sobre el capital invertido) mide en forma precisa el rendimiento del capital empleado en una inversión, es decir, la capacidad de la empresa de remunerar a sus accionistas. Cuanto más alto sea el ROE, mayor será la rentabilidad que la empresa tendrá en función de los recursos propios que emplea para su financiación.

Así mismo, permite hacer comparación con empresas del mismo sector, mas es sesgado para diferentes sectores. De este indicador se espera signo negativo puesto que, a mayor rentabilidad, mayor margen y atractivo para el inversionista, lo que asegura la supervivencia de la compañía.

Por su parte, el ROA se calcula como utilidad neta sobre total del activo y refleja la capacidad de los activos de generar utilidad para la empresa. Los resultados esperados fueron una relación indirecta con respecto al incumplimiento por parte de los indicadores de rentabilidad.

Otros indicadores utilizados, que se consideraron de suma importancia por tratarse de inductores de valor, fueron: productividad del capital de trabajo, margen ebitda y palanca de crecimiento, de los que se esperan signos negativos.

De la parte financiera de las empresas también se incluyeron características como ventas, activo total y capital de trabajo neto operativo. De ellos se espera signo negativo; sin embargo, un mayor nivel de ventas con bajos márgenes, un alto nivel de activos con fuentes de financiamiento costosas y una alta demanda de recursos por parte del capital de trabajo neto operativo podrían generar mayor probabilidad e incumplimiento.

e. Variable de entorno

La tasa de variación del PIB es una variable proxy del ciclo económico por el que pasa la economía puesto que se evidencia un deterioro de cartera y del impago de las empresas cuando la economía se encuentra estancada o con un bajo desempeño, como respuesta a un menor nivel de ingresos percibidos, que

disminuye el flujo de caja de las compañías y, por ende, la capacidad de pago. Esta variable ha sido tenida en cuenta en especial en Colombia en los estudios adelantados por Arango et al. (2005), que incorporaron la variación del PIB del país a precios constantes y encontraron una relación negativa entre este indicador y la probabilidad de incumplimiento. El PIB por sector y el IPC fueron otras de las variables incluidas para caracterizar el entorno; la fuente de información estadística fue suministrada por el Departamento Administrativo Nacional de Estadística, DANE (2017).

f. Variable de tipo de empresa

Se trabajó con una variable dummy según el sector de cada empresa, con el fin de tener en cuenta que las siderúrgicas tiene como clientes constructoras y ferreteros, entre otras posibilidades; sin embargo, se tomaron en consideración las siguientes clasificaciones, de acuerdo con su actividad principal: constructoras, comercio al por mayor y al por menor, actividades inmobiliarias e industria manufactura.

3.3 Descripción estadística la muestra.

A continuación se relacionan las convenciones utilizadas para cada variable o indicador:

Tabla 2. Convención de variables

Variable	Convención
Calificación	cf
Sector	sector
IPC	ipc
Endeudamiento	edto
Razón corriente	rcte2
ROA	roa
Productividad del capital de trabajo	p_ktno2
Palanca de crecimiento	pdcc2
Prueba ácida	p_acida2

Flujo de efectivo neto en actividades de la operación	f_nop
Endeudamiento financiero	e_fro2
Endeudamiento de largo plazo	e_lplazo
Endeudamiento de corto plazo	e_cplazo
Apalancamiento	apala2
Rotación de inventario	r_inv2
Margen neto	m_net
ROE	roe2
RAN	ran2
Margen ebitda	m_ebit2
Ventas	vtas
Activo total	ac_t
Capital de trabajo	ktno
Rotación de cartera	r_cart2
PIB por sector	pibxsector
Crecimiento del PIB del país	cr_pib

Fuente: elaboración propia

Tabla 3. Resumen de las características de las variables

Variable	Número de		Desviación		Valor
	observaciones	Promedio	estándar	Valor mínimo	máximo
cf	592	1.7111	1.0802	1.0000	4.0000
ao	592	2,013.5000	1.1190	2,012	2,015
sector	592	1.7905	1.0423	1.0000	4.0000
ipc	592	0.0370	0.0188	0.0194	0.0677
edto	517	0.6375	0.2044	0.0322	1.0425
rcte2	517	1.9807	1.8744	0.4387	12.5435
roa	517	0.0362	0.0595	-0.2519	0.4338
p_ktno2	517	0.8343	1.9473	-0.1067	13.5876
pdc2	516	0.4982	1.4598	-2.1551	10.3337
p_acida2	517	1.1143	1.2531	0.0792	8.6428
f_nop	517	3,182,208	23,900,000	-191,000,000	239,000,000
e_fro2	517	0.5665	1.3162	-	9.1421
e_cplaz	517	0.7572	0.2618	0.0279	1.0000

e_lplazo	517	0.2428	0.2618	-	0.9721
apala2	517	3.9714	6.2291	0.1615	37.7288
r_inv2	489	1,043.6000	4,989.0480	1.9012	39,867.4600
m_net	516	0.0355	0.3263	-6.0536	2.1153
roe2	517	0.1048	0.1654	-0.4820	0.6834
ran2	498	0.1136	0.2660	-1.1442	1.4437
m_ebit2	516	0.0919	0.1325	-0.2524	0.8030
vtas	516	73,500,000	235,000,000	42,604.0000	2,860,000,000
ac_t	517	89,700,000	282,000,000	548,050	2,560,000,000
ktno	516	19,300,000	48,500,000	-87,500,000	476,000,000
r_cart2	22	76.7222	134.2756	1.0476	539.4629
pijsxsector	592	0.0573	0.0340	0.0008	0.1146
cr_pib	592	0.0410	0.0066	0.0310	0.0490

Fuente: elaboración propia con base en *Stata*

En la tabla 3 se pueden observar las estadísticas relevantes de las variables utilizadas que permitieron hacer un diagnóstico de la base y resaltar datos relevantes del desempeño de las empresas de la muestra durante el período analizado. Por ejemplo, en el promedio del indicador de razón corriente se observa que por cada peso de deuda en corto plazo se cuenta con 1.98 pesos de liquidez para cubrir dicha obligación, un buen resultado si se tiene en cuenta que estuvo por encima de 1.

Por su parte, al revisar el promedio del indicador de prueba ácida o de liquidez inmediata, al depurar el efecto de los inventarios en el activo corriente, se observa que por cada peso de deuda la empresa cuenta con 1.11 pesos para atender sus obligaciones de corto plazo.

Se evidenció un promedio del margen ebitda en la muestra de empresas durante el período analizado con el valor del 9.19%, que es un resultado esperado si se tiene en cuenta que los sectores más representativos de la muestra, como las constructoras y las comercializadoras, se caracterizan por bajos márgenes y grandes volúmenes. Así mismo, se observa que el indicador de rotación de cartera contó con el menor número de observaciones debido a la poca información

suministrada por la base de datos de la Superintendencia de Sociedades; por lo tanto, no se tuvieron en cuenta en las estimaciones.

Por otra parte, se encontraron valores atípicos por lo que se utilizó la técnica de winsorización, que consiste en limitar o acotar el efecto de dichos valores con la finalidad de reducir sus posibles efectos adversos sobre la estimación. Este método de reducción sustituye los valores atípicos por el del percentil seleccionado de los datos y de esta manera, si se selecciona el 1%, se sustituye los datos inferiores al percentil 1 por los datos ubicados en este percentil y, en el extremo derecho, los datos superiores al 99% se sustituyeron por los del percentil 99. Las variables a las que se les aplicó esta técnica en la base de datos se relacionan en la tabla 4, con su respectivo nombre modificado.

Tabla 4. Variables modificadas con la técnica de winsorización

Nombre de indicador	Variable inicial	Variable winsorizada
Apalancamiento	apala	apala2
Rotación de inventario	r_inv	r_inv2
Margen ebitda	m_ebitd	m_ebitd2
Endeudamiento financiero	e_fro	e_fro2
Rotación de cartera	r_cart	r_cart2
Productividad del capital de trabajo	p_ktno	p_ktno2
Palanca de crecimiento	pdc	pdc2
Razón corriente	rcte	r_cte2
Prueba ácida	p_acida	p_acida2
ROE	roe	roe2
RAN	ran	ran2

Fuente: elaboración propia

En la matriz de correlación (anexo B) se evidencian algunas correlaciones en las que hay casos de alta correlación cercana a 1; por tratarse de indicadores financieros tienen términos o componentes en su método de cálculo similares o dependientes de unos con otros y fue así como en el caso de las rentabilidades se observan correlaciones entre el ROA, RAN y ROE.

Los indicadores de endeudamiento presentaron correlaciones significativas, como en el caso de endeudamientos de corto y largo plazo, con una correlación perfecta y negativa, lo que indica que el incremento de uno tendrá un comportamiento opuesto con respecto al otro y viceversa, correlación que se explica, en esencia, porque tienen el mismo denominador, que es el pasivo total.

Por tal motivo, para no caer en el problema de multicolinealidad, en el modelo se incluyó un indicador para representar liquidez, otro para endeudamiento y otro para solvencia con la finalidad de no generar sesgos o distorsión en la estimación. La propuesta fue acudir a combinaciones de modelos mediante la utilización de los diferentes indicadores y las variables seleccionadas.

3.4 Modelo propuesto

El modelo propuesto fue el logit ordenado, cuya variable dependiente estuvo formada por cuatro categorías correspondientes al grado de vencimiento de la cartera, al tomar como base el trabajo realizado por Zamudio Gómez (2007), en el que clasifica la variable dependiente según el tiempo transcurrido desde el vencimiento. En el presente trabajo la variable dependiente, Y, representa las empresas clasificadas en incumplimiento, es decir, aquellas que durante el período 2012-2015 registraron grado de vencimiento o morosidad en su cartera, según la clasificación por categorías expuesta. Se plantea el siguiente orden:

$$Y^* = x'B + U_i$$

Donde $Y_i =$

- a) Corriente.
- b) Mora entre 1 y 15 días.
- c) Mora entre 16 y 30 días.
- d) Mora superior a 30 días.

Lo anterior permite tener un acercamiento a aquellas empresas que según ciertas características pueden presentar vencimiento o incumplimiento en los rangos establecidos. El criterio de selección se basó en el indicador de rotación de cartera de la siderúrgica, que se encuentra alrededor de 30 a 45 días (información de fuente

propia, tomada de la empresa en estudio); de esta manera, el rango de mayor a 30 días representa empresas con un promedio de pago por encima de los 90 días, que para el ejercicio del sector siderúrgico genera dificultades de liquidez porque deteriora el ciclo de operación. Las variables dependientes fueron los ratios o indicadores financieros, la variable dummy de sector y las variables de entorno.

4. Presentación y análisis de resultados

De acuerdo con lo expuesto en el punto anterior, se seleccionó un grupo de indicadores y variables con la mira de buscar representar las características de la estructura financiera de las empresas y de la actividad, así como de entorno económico, que permitieran determinar el grado de impacto con respecto a la probabilidad de incumplimiento, que fue designada en las cuatro categorías de vencimiento mencionadas.

Sin embargo, se entiende que no es posible o que no es recomendable combinar indicadores similares o que representen una misma característica para no tener problemas de multicolinealidad, es decir, cuando una o más variables al combinarse son una combinación lineal de la otra, como se observó en la matriz de correlaciones, en la que se presentaron valores significativos que afectaron la veracidad y la estimación del modelo. Dicho esto, el modelo seleccionado y en el que se contrastó con diferentes combinaciones de indicadores fue el siguiente:

Sector: se tomó como variable dicotómica que permite sustentar, con la combinación de las demás variables, la incidencia de determinado sector en la probabilidad de incumplimiento.

IPC: por ser una variable macroeconómica, aportó a la explicación del comportamiento de los precios, dado el consumo y otras variables exógenas que ayudan a medir un poco la dinámica de la economía. Se espera un signo positivo.

Endeudamiento: es una variable que mide la capacidad para asumir los pasivos con terceros, lo que permite dar una perspectiva de la probabilidad de incumplimiento.

Razón corriente: es un indicador financiero que hace posible evaluar la capacidad que tiene las empresas para cumplir sus obligaciones. Aportó a la medición de liquidez en la evaluación por realizar.

ROA: es un indicador de vital importancia que permitió medir el grado de eficiencia con que manejan las empresas los activos totales, con independencia de la fuente de financiación, con el fin de determinar la capacidad con que cuentan los activos de la empresa para generar renta por ellos mismos. Además, se considera un inductor de valor.

Productividad del capital de trabajo: este indicador permitió determinar de cuál manera la gerencia de la empresa está aprovechando los recursos comprometidos en capital de trabajo para generar ventas, con el propósito de demostrar la eficiencia en la operación. Aportó al estudio, al igual que le ROA, como inductor de valor.

Palanca de crecimiento: es un inductor de valor que posibilita determinar qué tan atractivo es para las empresas crecer desde el punto de vista del valor agregado con la finalidad de mostrar la relación estructural que se presenta entre el margen ebitda y la productividad del capital de trabajo de una empresa.

El modelo es un logit ordenado, si se tiene en cuenta que la variable dependiente no es dicotómica sino múltiple y que sigue un orden en cada rango. La base de datos se trabajó con datos de panel desbalanceado puesto que tiene una serie de datos evaluados en diferentes períodos.

4.1 Estimación

Al analizar los resultados del modelo propuesto en la tabla 5, se evidencia que fueron utilizadas 516 observaciones, lo que arrojó una razón de verosimilitud de χ^2 al cuadrado de 46.55, con un valor de p de 0.0000, que permite deducir que el modelo fue estadísticamente significativo, en contraste con el modelo sin variables regresoras; también se observó un pseudo R^2 de un 0.0422, en su orden.

Tabla 5. Estimación

	0.6634
	0,002a
SECTOR	-13.7421
	0.975
	0.1281
	0.679
	-12.3639
IPC	0,021b
Endeudamiento	0.9958
	0,062c
Razón corriente	-0.0865
	0.154
ROA	-5.5315
	0,007a
Productividad del capital de trabajo	-0.0419
	0.446
Palanca de crecimiento	0.1097
	0.192
Verosimilitud logarítmica	-528.26434
Razón de verosimilitud de ji al cuadrado	46.55
Prob>ji ²	0.0000
Seudo R ²	0.0422
Número de observaciones	516

Nota: coeficiente significativo al 1% (a), al 5% (b) y al 10% (c)

Fuente: elaboración propia con base en *Stata*

En seguida se aplicó el test de Brant (anexo C), en el que se observó que no se violó el supuesto de regresión paralela para el modelo logit ordenado. En cuanto a los variables dependientes, se constató que el IPC y sector 2 (empresas clasificadas por CIUU como comercio al por mayor y al por menor) fueron significativas al 1%, que el ROA fue significativo al 5% y que el endeudamiento fue significativo al 10%, en su orden.

Con respecto a los signos, se observó que endeudamiento y el ROA fueron congruentes con lo esperado según la teoría y lo propuesto en la literatura revisada, abordada en capítulos anteriores del presente trabajo, mientras que el IPC no tuvo el signo esperado.

Además, no fueron significativas las variables razón corriente, productividad del capital de trabajo, palanca de crecimiento, sector 3 y sector 4, aunque los resultados de los últimos explican que no tuvieron intercepto diferente al del sector 2 y que, por el contrario, el sector 2 tuvo diferencias en su intercepto con el sector 1.

Los signos en los casos de productividad de capital de trabajo y razón corriente fueron negativos, lo que corresponde a la teoría, pese a su falta de significancia estadística, que puede deberse en especial al tamaño de la muestra y a la robustez de los datos disponibles.

Para el caso de palanca de crecimiento, que se considera un inductor de valor de segundo nivel, el signo no presentó coherencia con lo esperado y posiblemente, al presentar cierta correlación con el capital de trabajo neto operativo, generó algún tipo de sesgo o distorsión.

Según el resultado anterior, se puede decir que a mayor endeudamiento se presenta mayor probabilidad de incumplimiento o deterioro con respecto a la variable categórica, lo que se explica porque un mayor endeudamiento de las empresas reduce el flujo de caja libre y termina por impedir la atención adecuada de sus obligaciones.

Por su parte, una mayor rentabilidad generará menor probabilidad de incumplimiento, lo que se da porque una mayor rentabilidad se traduce en mayores márgenes, que garantizan la cobertura de sus obligaciones y la continuidad del negocio, aunque rentabilidad y crecimiento son generadores de valor. Según los resultados en el modelo, un incremento en el nivel de precios genera una menor probabilidad de incumplimiento o deterioro, lo que no es congruente, puesto que el incremento en los precios reduce el poder adquisitivo del consumidor, que permite adquirir menos bienes y restringir su consumo; por último, si se disminuye su consumo, las empresas perciben menores ingresos y, por ende, menos flujo de caja,

lo que afecta la continuidad de su negocio e incrementa la probabilidad de incumplimiento.

Pese a la falta de significancia de la razón corriente para explicar variaciones en la probabilidad de incumplimiento, se observó que tenía una relación negativa con la misma, lo que es coherente puesto que se espera que una mayor liquidez permita resolver las obligaciones de corto plazo que asume la empresa en su operación.

Tabla 6. Prueba de robustez y combinación de variables- Modelos del 1 al 6

VARIABLE / ESTIMACION	1	2	3	4	5	6
SECTOR	0.6634		0.6726	0.6631		1.0391
	0,002a		0,001a	0,002a		0,000a
	-13.7421		-13.3361	-14.0306		-12.3347
	0.975		0.98	0.986		0.977
IPC	0.1281		0.1459	0.1566		0.664
	0.679		0.637	0.612		0.137
ENDEUDAMIENTO	-12.3639	-12.8482	-11.4538	-11.1446	-12.8482	
	0,021b	0,014b	0,032b	0,037b	0,014b	
RAZÓN CORRIENTE	0.9958		0.9666	0.9		
	0,062c		0,070c	0,099c		
ROA	-0.0865		-0.0906			-0.1384
	0.154		0.136			0,040b
PRODUCTIVIDAD DEL CAPITAL DE TRABAJO	-5.5315	-6.762	-5.3528	-5.2167	-6.762	-5.7362
	0,007a	0,001a	0,012b	0,014b	0,001a	0,007a
PALANCA DE CRECIMIENTO	-0.0419	-0.711			-0.071	
	0.446	0.181			0.181	
PRUEBA ÁCIDA	0.1097	0.0141			0.01413	
	0.192	0.851			0.851	
FLUJO DE EFECTIVO NETO EN ACTIVIDADES DE LA OPERACIÓN				-0.1328		
				0.168		
ENDEUDAMIENTO FINANCIERO		1.04E-09			1.04E-09	
		0.79			0.79	
ENDEUDAMIENTO DE LARGO PLAZO						
		-0.402				
ENDEUDAMIENTO DE CORTO PLAZO		0.259				
					0.402	
APALANCAMIENTO						-0.078
						0.63
ROTACIÓN DE INVENTARIO						8E-06
						0.668
MARGEN NETO			0.4964	0.505		
			0.27	0.269		
ROE						
RAN						
MARGEN DE EBITDA						1.1661
						0.26
VENTAS			8.45E-10	8.59E-10		
			0,030b	0,029b		
ACTIVO TOTAL						1.22E-10
						0.719
CAPITAL DE TRABAJO						
ROTACION DE CARTERA						
PIB POR SECTOR						9.0939
						0,039b
CRECIMIENTO DEL PIB DEL PAIS						
Verosimilitud Logatimica	-528.26434	-540.1454	-526.17954	-526.3538	-540.1454	-512.6184
Razon de Verosimilitud de ji al cuadrado	46.55	22.78	50.72	50.37	22.78	36.9
Prob>ji al cuadrado	0.0000	0.0009	0.0000	0.0000	0.0009	0.0000
Seudo R ²	0.0422	0.0207	0.046	0.0457	0.0207	0.0347

Nota: coeficiente significativo al 1% (a), al 5% (b) y al 10% (c)

Fuente: elaboración propia con base en *Stata*

Tabla 7. Prueba de robustez y combinación de variables- Modelos del 7 al 13

VARIABLE / ESTIMACION	7	8	9	10	11	12	13
SECTOR	0.7668 0,004a	0.4649 0,041b	1.2223 0,000a			0.7529 0.000a	0.757 0,000a
	-13.6242 0.98	-14.2326 0.989	-13.1155 0.986			-12.9229 0.976	-12.9856 0.976
	0.4782 0.262	-0.1315 0.659	0.8351 0,069c			0.2599 0.401	0.2449 0.429
				55.5871 0.522	-12.514 0,021b	-10.898 0,042b	-11.169 0,037b
ENDEUDAMIENTO				-24.9694 0.195		0.9434 0,083c	0.9928 0,061c
RAZÓN CORRIENTE	-0.1177 0,059c	-0.1442 0,032b					-0.0878 0.153
ROA					-4.7864 0,013b	-4.1932 0,032b	-4.3174 0,027b
PRODUCTIVIDAD DEL CAPITAL DE TRABAJO							
PALANCA DE CRECIMIENTO		0.0243 0.74		-4.7268 0.766			
PRUEBA ÁCIDA				-5.0066 0.208	-0.3135 0,006a	-0.119 0.221	
FLUJO DE EFECTIVO NETO EN ACTIVIDADES DE LA OPERACIÓN							
ENDEUDAMIENTO FINANCIERO	-0.0062						
ENDEUDAMIENTO DE LARGO PLAZO							
ENDEUDAMIENTO DE CORTO PLAZO							
APALANCAMIENTO					-0.129 0.253		
ROTACIÓN DE INVENTARIO		1.85E-05 0.458			7.52E-10 0.172		
MARGEN NETO			0.0337 0.914				
ROE	-1.1982	-0.8215					
RAN			-0.4088	21.5674			
MARGEN DE EBITDA							
VENTAS	1.99E-09 0,013b	1.95E-09 0,015b			8.36E-10 0,028b		
ACTIVO TOTAL	-1.24E-09 0,076c	-1.25E-09 0,077c	-5.90E-10 0.267				
CAPITAL DE TRABAJO			6.29E-09			4.10E-09	4.12E-09
ROTACION DE CARTERA				0.02436			
PIB POR SECTOR	7.5905 0,073c		9.0104 0,049b				
CRECIMIENTO DEL PIB DEL PAIS		30.5165					
Verosimilitud Logatimica	-530.71007	-512.0046	-512.7356	-6.12068	-514.5858	-529.1758	-526.7440
Razon de Verosimilitud de χ^2 al cuadrado	41.65	38.13	35.14	23.8	32.97	44.72	49.59
Prob> χ^2 al cuadrado	0.0000	0.0000	0.0000	0.0006	0.0000	0.0000	0.0000
Seudo R ²	0.0378	0.0359	0.0331	0.6604	0.031	0.0405	0.045

Nota: Coeficiente significativo al 1% (a), al 5% (b) y al 10% (c)

Fuente: elaboración propia con base en *Stata*

Como se observa en las tabla 6 y 7, se revisaron 13 combinaciones de variables, mediante las que se encontró que algunas de ellas favorecieron la significancia de ciertas variables, lo que se explica, en lo primordial, por la correlación existente y por los componentes comunes en la construcción de los indicadores.

Es de resaltar que las siguientes variables presentaron significancia en más de una de las combinaciones propuestas: sector (diferentes interceptos entre constructoras y comercio al por mayor y al por menor), IPC, endeudamiento, ROA, ventas, PIB por sector, razón corriente, activo total y capital de trabajo neto operativo.

En cuanto a sus signos, el ROA, la razón corriente, el endeudamiento y el capital de trabajo neto operativo estuvieron de acuerdo con lo esperado; sin embargo, es importante anotar que en el caso de capital neto operativo depende de la óptica desde la que se analice puesto que con signo positivo podría considerarse que, al ser un demandante de flujo de caja, a mayor valor mayor compromiso de la misma, lo que generaría dificultades de liquidez si la fuente no fuese suficiente para cubrir su variación.

Si bien en la presente investigación se trabajó con un modelo inicial, que en la tabla 6 corresponde al número 1, es importante resaltar los modelos 7, 8, 11, 12 y 13, en los que se contó con una mayor significancia de las variables. En el modelo 8 incluso razón corriente fue significativa al 5% cuando cambió la combinación de variables que la acompañaba, es decir, que fue afectada significativamente por la correlación existente entre las variables y el tamaño de la muestra.

Por otra parte, la transición entre los períodos 2014 y 2015 fue próspera en términos económicos, porque hubo un fuerte auge en la construcción: por ejemplo: en 2014, con respecto a 2013, el valor agregado del sector de la construcción creció en 9.9%, según el informe de comportamiento sector real de la economía 2012-2014 de la Superintendencia de Sociedades (2012) y pese al efecto generado por la variación en los precios del petróleo en 2015 su repercusión real y material se presentó con mayor impacto económico en el año 2016.

Al realizar una reducción del modelo inicial mediante el retiro de las variables no significativas se obtuvo el siguiente resultado:

Tabla 8. Modelo final

	0.761
	0,000a
SECTOR	-0.7005
	0.536
	0.2394
	0.428
IPC	-12.4595
	0,019b
Endeudamiento	1.0726
	0,034c
ROA	-4.3122
	0,025b
Verosimilitud logarítmica	-534.3937
Razón de verosimilitud de ji al cuadrado	38.33
Prob>ji al cuadrado	0.0000
Seudo R ²	0.0346
Número de observaciones	517

Nota: coeficiente significativo al 1% (a), al 5% (b) y al 10% (c).

Fuente: elaboración propia con base en *Stata*

Al realizar el cambio se redujo el coeficiente sector 2 como lo muestra la tabla 8, se incrementó su nivel de significancia en forma leve con respecto al IPC; tanto el coeficiente como el nivel de significancia mejoraron de manera ligera y se mantuvieron sus signos, el endeudamiento mejoró su coeficiente y en su significancia en mayor proporción que las otras variables, para llegar a tener la significancia del 5%. El ROA redujo su coeficiente, al igual que su nivel de significancia, pues antes era significativo en el 1% y ahora quedó significativa en el 5%, en su orden.

El último modelo no incluyó el concepto de liquidez como una variable que ayudase a explicar la probabilidad de incumplimiento, lo que en la teoría y en la vida práctica no es congruente, porque la forma de generar valor es originar un flujo de caja que

permita la adecuada cobertura de las obligaciones contraídas por la empresa con sus respectivos grupos de interés.

Al tener en cuenta lo anterior no se consideró pertinente revisar los efectos marginales pues en el sentido teórico el modelo carece de relevancia; sin embargo, es un insumo para reconocer el tipo de variables que guardan una estrecha relación con por qué se deteriora o se reduce la probabilidad de incumplimiento, como fueron las variables mencionadas, en las que se obtuvo significancia estadística.

El rango de selección de la variable dependiente puede haber influido al reducir los vencimientos que por convención se manejan sobre todo en el sistema financiero, como A, B, C, D y E y las calificaciones que con anterioridad se les asignaron a los clientes de acuerdo con la normatividad que rige a las entidades del sector financiero y en general.

5. Conclusiones

Los modelos logísticos son apropiados para medir la probabilidad de incumplimiento que enfrentan las empresas del sector real, al tener en cuenta su versatilidad para determinar rangos múltiples de la variable dependiente de manera ordenada, porque trabaja con distribución probabilística que permite que con poca información se puedan obtener resultados interesantes con respecto a la probabilidad de incumplimiento.

La mayor rentabilidad del activo disminuye la probabilidad de incumplimiento, mientras que un mayor endeudamiento la deteriora. La inflación guarda significancia estadística, aunque el signo de su coeficiente no mostró el resultado esperado.

Las variables como PIB por sector, ventas, PIB, razón corriente, activo total y capital de trabajo neto operativo ayudaron a explicar las variaciones en la probabilidad de incumplimiento de las empresas, según lo evidenciado en los modelos alternativos 7, 8, 11, 12 y 13.

El presente modelo es un aporte inicial para la siderúrgica en estudio puesto que se convierte en el punto de partida para determinar cuáles variables son influyentes en la probabilidad de incumplimiento como en liquidez lo es la razón corriente, en

solvencia el endeudamiento, en rentabilidad el ROA, en entorno económico el IPC, el crecimiento del PIB y otras, como el capital de trabajo neto operativo y las ventas. Es necesario que la siderúrgica en referencia continúe colocando a prueba el modelo y genere un sistema de registro de base de datos de las empresas que constituyen su cartera, para incluir las que pueden ser relevantes en la probabilidad de incumplimiento como: cupos o referencias comerciales de otras empresas del mismo sector, antigüedad como cliente con cupo de crédito y antigüedad en el sector.

Es importante que, a partir del presente estudio, la siderúrgica en referencia genere un sistema de clasificación de sus clientes según las variables significativas que permiten determinar la probabilidad de incumplimiento para de esta manera poder categorizar con mayor veracidad la variable dependiente, tal y como es el caso del sector financiero, que cuenta con un sistema de clasificación de sus clientes por comunidad de riesgo.

Las variables ROA, sector, endeudamiento, crecimiento del PIB e IPC, que reflejan rentabilidad, solvencia, entorno macroeconómico y actividad, fueron significativas como se había mencionado antes y guardan relación con lo encontrado en otros trabajos, como el realizado por Lennox (1999), que utilizó las funciones logit y probit, en las que el endeudamiento, la razón corriente y el sector explicaban las variaciones en la probabilidad de incumplimiento. A su vez, Gutiérrez Rueda (2010) encontró que la rentabilidad y el endeudamiento eran las principales determinantes del incumplimiento por parte de las empresas. Por su parte, González Arbeláez (2010), a través de un modelo logit ordenado, encontró que el endeudamiento, la inflación, la rentabilidad y el crecimiento económico tenían efectos sobre la probabilidad de incumplimiento y Altman (1968) halló que la rentabilidad del activo y la actividad de las empresas ayudaban a explicar las variaciones en la probabilidad de incumplimiento.

Pese a que la liquidez no hizo parte de lo común entre este trabajo y los mencionados, se puede decir que estuvo presente en los modelos alternativos o combinaciones realizadas, que se pueden observar en la tabla 6 y 7.

Referencias

- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-734. doi: 10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., & Narayanan, P. (1977). Zeta™ analysis. A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, 1(1), 29-54. doi: 10.1016/0378-4266(77)90017-6
- Arango, J. P., Zamudio, N., y Orozco, I. (2005). Riesgo de crédito: un análisis desde las firmas. *Temas de Estabilidad Financiera*, 13. Recuperado de http://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/tema_estabilidad_dic_2005_riesgo.pdf
- Aziz, A., Emanuel, D. C., & Lawson, G. H. (1988). Bankruptcy prediction: an investigation of cash flow based models. *Journal of Management Studies*, 25(5), 419-437. doi: 10.1111/j.1467-6486.1988.tb00708.x
- Banco de La República (2005). *PIB. Metodología año base 2005*. Bogotá: Banco de la República. Recuperado de <http://www.banrep.gov.co/es/pib>
- Castro Llanos, D. A., y Pérez y Soto Domínguez, A. (2017). Estimación de la probabilidad de incumplimiento para las firmas del sector económico industrial y comercial en una entidad financiera colombiana entre los años 2009 y 2014. *Cuadernos de Economía*, 36(71), 293-319. Recuperado de http://www.fce.unal.edu.co/media/files/v36n71a02_-_Resumen.pdf
- Chica Olmo, J, y Salmerón Gómez, R. (2017). *Modelos de elección discreta*. Granada: Universidad de Granada. Recuperado de <http://www.ugr.es/~romansg/material/WebEco/Eco2-Discreta.pdf>
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística, DANE (2017). *Estadísticas por precio y costo*. Bogotá: DANE. Recuperado de

<https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/precios-y-costos/indi>

- Derbali, A., & Hallara S. (2012). The current models of credit portafolio management: A comparative theoretical analysis, *International Journal of Management and Business Research*, 2(4), 273-283. Recuperado de http://ijmbr.srbiau.ac.ir/article_1746_f2946fef100dab9bc5b639038de8a024.pdf
- Díaz Young, M. (2015). Administrar la cartera, un reto estratégico. *Revista Acción Versión Digital*, 177(1), 1. Recuperado de <http://www.ccc.org.co/revista-accion-ccc/administrar-la-cartera-un-reto-estrategico/>
- Geske, R. (1977). The valuation of corporate liabilities as compound options. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 12(4), 541-552. doi: 10.2307/2330330
- Gómez González, J. E., Orozco Hinojosa, I. P., y Zamudio Gómez, N. E. (2006). Análisis de la probabilidad condicional de incumplimiento de los mayores deudores privados del sistema financiero colombiano. *Temas de Estabilidad Financiera*, 19. Recuperado de http://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/analisis_gomez_orozco_zamudio-sept06.pdf
- Gomez Gonzalez, J. E., y Kiefer, N. M. (2009). Bank failure: evidence from the colombian financial crisis. *The International Journal of Business and Finance Research*, 3(2) ,15-18. Recuperado de https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1634082
- González Arbeláez, Á. (2010). Determinantes del riesgo de crédito comercial en Colombia. *Temas de Estabilidad Financiera*, 45. Recuperado de http://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/tref_mar_2010.pdf

- Gutiérrez Rueda, J. A. (2010). Un análisis de riesgo de crédito de las empresas del sector real y sus determinantes. *Temas de Estabilidad Financiera*, 46. Recuperado de http://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/tref_mar_2010_0.pdf
- Jarrow, R. A., & Protter, P. (2004). Structural versus reduced-form models: a new information based perspective. *Journal of Investment Management*, 2(2), 1-10. Recuperado de <http://forum.johnson.cornell.edu/faculty/jarrow/100%20Structural%20vs%20Reduced%20Review%20JIM%202004.pdf>
- JP Morgan & Co (1997). *Credit Metrics*. Documento técnico. Nueva York, NY: JP Morgan. Recuperado de <https://www.msci.com/documents/10199/93396227-d449-4229-9143-24a94dab122f>
- Lennox, C. S. (1999). The accuracy and incremental information content of audit reports in predicting bankruptcy. *Journal of Business Finance & Accounting*, 26(5-6), 757-778. doi: 10.1111/1468-5957.00274
- McFadden, D. (1973). Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. En P. Zarembka (ed.), *Frontiers in Econometrics*, pp. 105-142. Nueva York, NY: Academic Press. Recuperado de <https://eml.berkeley.edu/reprints/mcfadden/zarembka.pdf>
- Merton, R. (1974). On the pricing of the corporate debt: the risk structure of interest rates. *The Journal of Finance*, 29(2), 449-470. Recuperado de <http://www.people.hbs.edu/rmerton/Pricing%20of%20corporate%20debt.pdf>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 123- 125. doi: 10.2307/2490395

- Superintendencia Financiera (2001, 23 de Octubre). *Circular externa 050*. Bogotá: Superintendencia Financiera. Recuperado de <https://m.superfinanciera.gov.co/descargas?com=institucional&name...ance050/485>
- Superintendencia de Sociedades (2012). *Sistema de Información y Reporte Empresarial*. Bogotá: Superintendencia de Sociedades. Recuperado de https://www.supersociedades.gov.co/Servicio_Ciudadano/tramitesyservicios/Paginas/SIREM.aspx
- Superintendencia de Sociedades (2015). *Desempeño del Sector de Construcción Edificaciones 2012 -2014*. Bogotá: Superintendencia de Sociedades. Recuperado de <https://www.supersociedades.gov.co/Historial%20de%20Noticias/2015/EE4-%20Estudio%20construcci%C3%B3n%20edificaciones-%202015%20VII%2010.pdf>
- Támara-Ayús, A., Aristizábal, R., y Velásquez, E. (2012). Matrices de transición en el análisis del riesgo crediticio como elemento fundamental en el cálculo de la pérdida esperada en una institución financiera colombiana. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 11(20), 107-113. Recuperado de <http://www.scielo.org.co/pdf/rium/v11n20/v11n20a09.pdf>
- Zamudio Gómez, N. E. (2007). Determinantes de la probabilidad de incumplimiento de las empresas colombianas. *Borradores de Economía*, 446. Recuperado de <http://www.banrep.gov.co/es/borrador-466>

ANEXOS

Anexo A. Indicadores financieros y método de cálculo

Indicador	Fórmula	Descripción
RAZÓN CORRIENTE	ACTIVO CORRIENTE/PASIVO CORRIENTE	Cuánto tiene la empresa para asumir las obligaciones de corto plazo por cada unidad monetaria de deuda corriente
PRUEBA ÁCIDA	(ACTIVO CORRIENTE - INVENTARIO)/PASIVO CORRIENTE	Disponibilidad de recursos de la empresa para atender sus pasivos corrientes, sin incluir el inventario
FLUJO DE EFECTIVO NETO EN ACTIVIDADES DE LA OPERACIÓN	RUBRO DEL ESTADO FINANCIERO DE FLUJO DE EFECTIVO	Permite observar cuál es el flujo de efectivo generado en la operación después de sus erogaciones
ENDEUDAMIENTO FINANCIERO	OBLIGACIONES FINANCIERO X 100/VENTAS NETAS	Proporción que representan, con respecto a las ventas, las obligaciones financieras de corto y largo plazo
ENDEUDAMIENTO DE LARGO PLAZO	PASIVO NO CORRIENTE/PASIVO TOTAL	Proporción representada en endeudamiento de largo plazo con respecto al endeudamiento total
ENDEUDAMIENTO DE CORTO PLAZO	PASIVO CORRIENTE/PASIVO TOTAL	Proporción representada en endeudamiento de corto plazo con respecto al endeudamiento total
APALANCAMIENTO	PASIVO TOTAL/PATRIMONIO	Mide el porcentaje de compromiso del patrimonio de la empresa con los terceros

ENDEUDAMIENTO	TOTAL DE PASIVOS/TOTAL DE ACTIVOS	Permite observar cual es la proporción que se tiene de deuda con respecto a los activos de la empresa
ROA (<i>return on assets</i>)	UTILIDAD NETA/TOTAL DE ACTIVOS	Muestra la eficiencia de la empresa para generar utilidades con los activos que tiene disponibles
RAN	UODI/ACTIVOS DE OPERACIÓN	Rentabilidad que genera la empresa con sus activos de operación
ROE (<i>return on equity</i>)	UTILIDAD NETA/PATRIMONIO	Rendimiento que genera la empresa por cada peso invertido de capital propio
MARGEN NETO	UTILIDAD NETA/VENTAS	Capacidad de generar utilidad neta por cada venta
MARGEN EBITDA	EBITDA/VENTAS	Capacidad de generar flujo de caja por cada unidad monetaria vendida
CAPITAL DE TRABAJO	CLIENTES + INVENTARIO - PROVEEDORES	Es el recurso que demanda la empresa para poder suplir su operación
ROTACIÓN DE INVENTARIO	(INVENTARIO/COSTO DE MERCANCIA VENDIDA)*365	Número de veces que el inventario rota en el año
ROTACIÓN DE CARTERA	VENTAS/CUENTAS POR COBRAR	Número de veces que la cartera rota en el año
PRODUCTIVIDAD KTNO	KTNO/VENTAS	Por cada peso vendido cuánto debe quedarse para cubrir el capital de trabajo neto operativo

PALANCA DE CRECIMIENTO	EBITDA/ PRODUCTIVIDAD DEL CAPITAL DE TRABAJO NETO OPERATIVO	Permite analizar qué tan atractivo es para la empresa crecer desde la óptica de generación de valor agregado
---------------------------	--	--

Fuente: elaboración propia

Anexo B. Matriz de correlaciones

	cf	sector	ipc	edto	rcte2	roa	p_ktno2	pdc2	p_acida2	f_nop	e_fro2	e_lplazo	e_cplazo
cf	1.0000												
sector	0.0228	1.0000											
ipc	-0.1023*	0.0000	1.0000										
edto	0.0900*	-0.3324*	0.0508	1.0000									
rcte2	-0.1083*	-0.1327*	0.0260	-0.1563*	1.0000								
roa	-0.1430*	-0.0417	0.0037	-0.2988*	0.0942*	1.0000							
p_ktno2	-0.0348	-0.2397*	0.0488	0.3080*	0.0202	-0.1774*	1.0000						
pdc2	-0.0260	0.0237	0.0343	-0.2334*	0.0087	0.3527*	-0.1204*	1.0000					
p_acida2	-0.1327*	-0.0981*	0.0494	-0.2835*	0.8442*	0.1872*	-0.1230*	0.1127*	1.0000				
f_nop	0.0055	0.0425	-0.0204	-0.1281*	-0.0313	0.0696	-0.0655	0.0781	0.0095	1.0000			
e_fro2	-0.0527	-0.1671*	0.0886*	0.2940*	0.0203	-0.1525*	0.7210*	-0.0608	-0.0447	-0.0655	1.0000		
e_lplazo	-0.0497	-0.1930*	0.0494	0.1661*	0.5156*	-0.0450	0.0319	0.0838	0.4045*	0.1161*	0.1309*	1.0000	
e_cplazo	0.0497	0.1930*	-0.0494	-0.1661*	-0.5156*	0.0450	-0.0319	-0.0838	-0.4045*	-0.1161*	-0.1309*	-1.0000	1.0000
apala2	-0.0031	-0.2257*	0.0616	0.6357*	-0.0462	-0.2185*	0.3128*	-0.1282*	-0.1696*	-0.0799	0.2456*	0.0399	-0.0399
r_inv2	0.0024	-0.1493*	0.0880	0.1714*	-0.0061	-0.0611	0.6424*	-0.0628	-0.0364	-0.0570	0.7771*	0.0087	-0.0087
m_net	-0.0043	-0.0562	0.0083	-0.0546	0.0844	0.3471*	-0.1465*	0.0826	0.1098*	0.0283	0.0395	0.0808	-0.0808
rosi	-0.0913*	0.0490	-0.0102	-0.1860*	0.0601	0.7416*	-0.2101*	0.4606*	0.1515*	0.0129	-0.1893*	-0.0374	0.0374
roe2	-0.1071*	-0.1496*	-0.0050	0.0500	0.0373	0.7322*	-0.1236*	0.2111*	0.0734	0.0246	-0.1086*	0.0292	-0.0292
ran2	-0.0551	-0.0782	0.0958*	-0.1584*	0.1063*	0.4822*	-0.1209*	0.4804*	0.2109*	0.0219	-0.0970*	-0.0405	0.0405
m_ebitd2	-0.1082*	-0.1234*	0.0404	-0.1094*	0.1542*	0.4166*	0.0938*	0.2679*	0.2172*	0.0722	0.1670*	0.1734*	-0.1734*
vtas	0.1202*	0.0935*	-0.0878*	-0.1260*	-0.0540	-0.0130	-0.0926*	-0.0043	-0.0323	0.4620*	-0.0815	0.0986*	-0.0986*
ac_t	0.0299	0.0878*	-0.0797	-0.1991*	-0.0270	-0.0547	-0.0608	-0.0172	0.0194	0.4347*	-0.0434	0.1399*	-0.1399*
ktno	0.0904*	-0.0833	-0.0732	-0.0288	-0.0047	-0.0249	0.0177	-0.0635	-0.0231	0.2065*	0.0080	0.0947*	-0.0947*
r_cart2	0.6717*	0.7037*	-0.1817	-0.0799	-0.2850	-0.0420	-0.2536	-0.0900	-0.0271	-0.0816	-0.2457	-0.4663*	0.4663*
pibxsector	-0.0082	-0.7171*	-0.3099*	0.2588*	0.0784	0.0732	0.2186*	-0.0069	0.0505	-0.0110	0.1742*	0.1680*	-0.1680*
cr_pib	0.0954*	0.0000	-0.8807*	-0.0285	-0.0345	0.0004	-0.0167	-0.0439	-0.0580	0.0443	-0.0410	-0.0286	0.0286

Fuente: elaboración propia con base en *Stata*

Anexo B. Matriz de correlaciones

	apala2	r_inv2	m_net	rosi	roe2	ran2	m_ebitd2	vtas	ac_t	ktno	r_cart2	pibxsector	cr_pib
apala2	1.0000												
r_inv2	0.1348*	1.0000											
m_net	-0.0510	0.1198*	1.0000										
rosi	-0.1992*	-0.1242*	0.2128*	1.0000									
roe2	0.0168	-0.0390	0.3437*	0.5440*	1.0000								
ran2	-0.1303*	-0.0760	0.1569*	0.5715*	0.2947*	1.0000							
m_ebitd2	-0.1138*	0.0739	0.4077*	0.4176*	0.3523*	0.3967*	1.0000						
vtas	-0.0962*	-0.0577	-0.0036	-0.0871*	-0.0412	-0.1056	-0.0631	1.0000					
ac_t	-0.1063*	-0.0301	0.0096	-0.1518*	-0.0677	-0.2005	-0.0342	0.8151*	1.0000				
ktno	-0.0411	0.0043	0.0290	-0.0580	-0.0283	-0.0422	0.0518	0.6453*	0.6103*	1.0000			
r_cart2	-0.2302	-0.2496	-0.1349	0.0195	-0.0861	0.0941	-0.0152	-0.2564	-0.2907	-0.2332	1.0000		
pibxsector	0.1594*	0.1005*	0.0195	0.0047	0.1947*	0.0408	0.1590*	-0.0732	-0.0402	0.1004*	-0.4303*	1.0000	
cr_pib	-0.0445	-0.0632	-0.0200	-0.0013	0.0143	-0.1104	-0.0206	0.0822	0.0797	0.0773	0.1465	0.4570*	1.0000

Fuente: elaboración propia con base en *Stata*

Anexo C. Test de Brant

Estimated coefficients from j-1 binary regressions

Variable	y>1	y>2	y>3
sector	0.0517	-0.0094	-0.0098
ipc	-12.0256	-20.1493	-15.1109
edto	1.1288	0.8728	0.0359
rcte2	-0.1016	-0.1469	-0.1034
roa	-4.7697	-5.5480	-7.6244
p_ktno2	-0.0952	-0.0670	-0.0690
pdc2	-0.0035	0.0571	0.1093
_cons	-0.4781	-0.5755	-0.9660

Brant test of paralel regression assumption

Variable	chi2	p>chi2	df
All	17.4500	0.2330	14.0000
sector	0.4900	0.7820	2.0000
ipc	3.0100	0.2210	2.0000
edto	3.0500	0.2170	2.0000
rcte1	0.9300	0.6290	2.0000
roa	1.4400	0.4870	2.0000
p_ktno1	0.5000	0.7770	2.0000
pdc1	4.8900	0.0870	2.0000

Fuente: elaboración propia con base en *Stata*

Según el test anterior, se observa que no hay violación del supuesto de líneas paralelas; ni el modelo completo ni las variables independientes demostraron significancia estadística.