

Un Modelo de Alerta Temprana para el
Sistema Financiero Colombiano

Por: José Eduardo Gómez-González
Inés Paola Orozco Hinojosa

Núm. 565
2009

Borradores de ECONOMÍA



otá - Colombia - Bogotá - Colombia - Bogotá - Colombia - Bogotá - Colombia - Bogotá - Colombia - Bogotá - Colombia - Bogotá - Col

Un Modelo de Alerta Temprana para el Sistema Financiero Colombiano[♦]

José Eduardo Gómez-González*

Inés Paola Orozco Hinojosa*

Abstract:

En este trabajo se presenta un modelo estadístico de alerta temprana, que utiliza modelos de duración para evaluar el estado corriente y pronosticar el estado futuro de la salud financiera de los bancos en Colombia. En el artículo se discuten las ventajas que tiene utilizar modelos de duración como modelos estadísticos de alerta temprana frente a los más comúnmente utilizados modelos de respuesta binaria. Se argumenta que el modelo aquí presentado, que estudia la probabilidad de deterioro de los créditos a partir la salud financiera de las contrapartes de los bancos, puede ser un buen complemento a un modelo de alerta temprana que estudie directamente la probabilidad de quiebra de las entidades financieras. La capacidad de pronóstico dentro de muestra del modelo es buena, y podría pensarse que la capacidad de pronóstico fuera de muestra también es buena, ya que la muestra de créditos comerciales utilizada en las estimaciones es bastante representativa.

Clasificación JEL: C12; C41; E44; G01; G21.

Palabras Clave: Modelos estadísticos de alerta temprana, modelos de duración, intensidades de transición.

[♦] Los contenidos y opiniones de este documento son responsabilidad exclusiva de los autores y no comprometen ni al Banco de la República, ni a Fogafin, ni a sus Juntas Directivas. Este documento se favoreció de valiosas discusiones con Fernando Pineda y Hernán Piñeros. Adicionalmente, agradecemos los comentarios y sugerencias de Franz Hamann y los asistentes al Seminario sobre Banca y Finanzas de Asobancaria.

* Director, Departamento de Operaciones y Desarrollo de Mercados, Banco de la República. Autor correspondiente. Correo electrónico: jgomezgo@banrep.gov.co

* Profesional Senior, Fogafin.

1. Introducción

La reciente crisis financiera mundial, originada en los países desarrollados, sirve para recordarnos lo difícil que resulta analizar con precisión la vulnerabilidad de las entidades de crédito ante episodios de estrés financiero. La mayoría de los analistas han argumentado que buena parte de la culpa de la crisis financiera recae en el excesivo apalancamiento de los agentes y la desmedida innovación financiera que llevó al desarrollo de instrumentos financieros “opacos”, cuyo riesgo no fue medido de forma adecuada ni por los agentes ni por los reguladores del sistema financiero.

Ante los recientes acontecimientos financieros internacionales, han vuelto a ganar importancia en la literatura financiera los modelos de alerta temprana cuyo propósito, como su nombre lo indica, consiste en adelantarse a los episodios de estrés financiero mediante la detección temprana de fragilidades en entidades particulares (o sistémicas) que pueden poner en riesgo la estabilidad del sistema financiero.

Es claro, entonces, que los sistemas de alerta temprana se constituyen en una herramienta invaluable para los reguladores y supervisores del sistema financiero. Si bien el monitoreo *in situ* es probablemente la mejor forma que tienen las autoridades para obtener información valiosa (cuantitativa y cualitativa) acerca de la salud financiera de las entidades vigiladas, este tipo de monitoreo puede resultar muy costoso si se realiza con una alta frecuencia, y adicionalmente puede adolecer de sesgo de percepción de quien lo realiza (Brossard et al. (2006)). Por esa razón, los modelos estadísticos de alerta temprana son considerados como una herramienta útil para supervisores y reguladores en la detección de vulnerabilidades del sistema financiero¹.

En Colombia, tanto la Superintendencia Financiera de Colombia como el Banco de la República cuentan con modelos cuantitativos de alerta temprana, que han ido evolucionando en el tiempo². No obstante, la literatura en este tema evoluciona rápidamente, en la medida en que nuevas metodologías de análisis de riesgo se elaboran, y resulta importante el desarrollo e implementación de modelos más adecuados que utilicen de forma más eficiente la información con la que se dispone para

¹ Resulta claramente menos costoso tener un sistema de vigilancia *extra situ* utilizando modelos estadísticos de alerta temprana que clasifique a las entidades periódicamente e identifique entidades vulnerables, a las cuales se les puede supervisar *in situ*, que estar vigilando al universo de entidades regularmente *in situ*.

² Ver Pineda y Piñeros (2009).

detectar tempranamente vulnerabilidades que puedan poner en riesgo la salud del sistema financiero colombiano.

Este estudio presenta un modelo estadístico de alerta temprana, que utiliza modelos de duración para incorporar dos factores fundamentales para un modelo de alerta temprana: en primer lugar, incluye de forma explícita variables macroeconómicas (o de estado) que, conjuntamente con las variables microeconómicas específicas a las entidades de crédito, pueden explicar la evolución de la salud del sistema financiero; en segundo lugar, permite un manejo eficiente de la información en el tiempo, puesto que el tiempo que lleva a que una entidad cambie de estado es modelado directamente al interior de la función de riesgo condicional.

El modelo que se presenta en este artículo, que sigue de forma cercana los presentados por Gómez-González y Kiefer (2009) y Gómez-González et al. (2009), puede resultar una herramienta útil para las autoridades del sistema financiero colombiano en la detección oportuna de fragilidades que puedan afectar de forma negativa la estabilidad del sistema financiero colombiano y puede servir de complemento a los modelos estadísticos de alerta temprana que actualmente se tienen en el país.

El presente artículo está compuesto por cinco secciones, de la cual esta introducción es la primera. En la segunda sección se hace una revisión bibliográfica de la literatura relevante acerca de modelos de alerta temprana. En la tercera sección se presenta el modelo propuesto en el artículo y se muestra como éste puede ser complementario a los modelos existentes. En la cuarta parte se presentan los datos utilizados, los resultados empíricos del modelo y se discute su capacidad de pronóstico dentro de muestra. En la quinta parte se concluye.

2. Revisión de la Literatura

Existe una extensa literatura acerca de sistemas de supervisión y monitoreo de bancos en Estados Unidos y otros países desarrollados. Probablemente el trabajo pionero acerca de metodologías para distinguir entre bancos “buenos” y bancos “malos” es Altman (1968). En este trabajo, que se enfoca en el sistema financiero de Estados Unidos, se utiliza análisis discriminante y el llamado *Z-score* para separar bancos propensos a quebrar de bancos sólidos. A menor *Z-score* mayor es la probabilidad que tiene un

banco de quebrarse. Así mismo, el trabajo permite establecer un *Z-score* limítrofe que separa la muestra de bancos en dos, como se mencionó anteriormente.

Tanto Altman (1968), como varios trabajos posteriores que lo han sucedido, utilizan variables explicativas propias de los bancos para estimar la probabilidad de que un banco se quiebre o entre en una situación de estrés, cualquiera que ésta sea. Varios de estos trabajos hacen uso de modelos probit o logit para estimar la probabilidad de cambio de estado de un banco, condicionando en variables explicativas. Tradicionalmente, estos estudios han utilizado variables que siguen el espíritu de modelos CAMEL³, y han definido dos estados que son “banco activo” y “banco quebrado”.

Para mencionar solamente unos pocos estudios relevantes, está Martin (1977), quien utiliza datos de bancos en Estados Unidos y un enfoque de regresión logit para construir un modelo de alerta temprana de quiebra de bancos. Kolari et al. (2000), presenta un estudio similar, pero utiliza información solamente sobre bancos grandes de Estados Unidos durante las décadas de 1980 y 1990. Ambos estudios encuentran que los indicadores CAMEL incluidos en las regresiones son conjuntamente significativos para explicar la probabilidad de quiebra de bancos en Estados Unidos. Adicionalmente, Kolari et al. (2000) encuentra que el poder predictivo dentro de muestra del modelo utilizado es relativamente alto, lo que sugiere que el modelo planteado puede usarse como modelo de alerta temprana de quiebra de bancos grandes en Estados Unidos.

En un estudio que sigue en espíritu los anteriores, pero con información sobre bancos rusos, Lanin y Vander Vennet (2006), encuentran que modelos logit que utilizan variables CAMEL para predecir la quiebra bancaria de instituciones rusas tienen un desempeño al menos tan bueno como modelos de reconocimiento de rasgo⁴, que son otros modelos utilizados frecuentemente en la literatura relacionada.

Andersen (2008), utiliza un modelo logit que emplea variables financieras convencionales para explicar la quiebra de bancos de Noruega en el episodio de estrés financiero que vivió ese país durante el período 1988-1993. Muestra que su modelo

³ CAMEL por sus siglas en inglés: C representa capital, A representa calidad de activos, M representa capacidad gerencial o eficiencia, E representa rentabilidad y L representa liquidez.

⁴ En inglés se conocen como “trait recognition models”.

tiene buena capacidad predictiva dentro y fuera de muestra y, por lo tanto, lo propone como un nuevo índice de riesgo a ser utilizado por las autoridades financieras noruegas.

También se han realizado estudios similares para países en desarrollo. Por ejemplo, Daley et al. (2006), construye un modelo logit parecido a los anteriores para explicar y predecir la quiebra de bancos en Jamaica entre 1992 y 1998. Encuentra que las variables CAMEL incluidas son conjuntamente significativas y, a la vez, reporta evidencia de una posible política de “too-big-to-fail” implementada por las autoridades financieras del país.

Utilizando una metodología empírica un poco diferente, Ozkan-Gunay y Ozkan (2007) construye un modelo para predecir fallas de bancos, utilizando información de bancos de Turquía durante la crisis financiera de comienzos de la década de 2000. Utiliza un enfoque ANN⁵, frecuentemente utilizado en ingeniería, y muestra que variables tipo CAMEL explican significativamente la probabilidad de quiebra de bancos turcos en el período de la crisis. El modelo tiene buen ajuste dentro de muestra.

Arena (2005) realiza el primer estudio empírico comparativo de fallas de bancos durante la década de 1990 para los países de Asia Oriental y los países de América Latina. Utilizando datos de bancos y modelos logit, muestra que los fundamentales de los bancos afectan la probabilidad de quiebra de forma significativa y dan cuenta de una proporción significativa de la probabilidad de quiebra de bancos.

Para Colombia, Pineda y Piñeros (2009) presentan el Indicador Financiero Unico (IFU), un modelo de alerta temprana que se utiliza en el Departamento de Estabilidad Financiera del Banco de la República. El IFU emplea las mismas variables que son utilizadas en los modelos de alerta temprana tradicionales, y hace uso de la función logística para generar un índice de vulnerabilidad financiera. Una diferencia del IFU frente a algunos estudios internacionales es que éste no incluye variables macroeconómicas y, por lo tanto, no controla de forma adecuada por los cambios en el ciclo económico. Se concentra en comparar la vulnerabilidad de entidades particulares frente a sus pares, pero no considera el efecto que los cambios en el ambiente macroeconómico generan sobre el conjunto de entidades en sí⁶.

⁵ Por sus siglas en inglés: Artificial Neural Networks.

⁶ Puede haber efectos de variables macroeconómicas que no son intermediados directamente a través de la salud actual de los bancos, pero que pueden influir sobre la salud futura de los mismos, y por esa razón

El IFU es un promedio ponderado de las variables utilizadas, que mediante una transformación logística genera un número en el intervalo compacto⁷ [0, 2], el cual es dividido en cuatro zonas, en las cuales se ubican los bancos de acuerdo con el nivel de estrés que presentan. A cada variable le corresponde un valor crítico, que se determina endógenamente a partir del promedio del sistema para dicha variable, y que sirve para comparar el desempeño relativo de cada entidad frente a dicho valor crítico. El tener cuatro zonas de riesgo resulta útil para identificar entidades “mejores” y “peores” de acuerdo a su salud financiera, pero el problema de discretizar de esa forma un indicador continuo consiste en que una diferencia infinitesimal entre el indicador de un banco y otro puede determinar que, aún siendo muy similares en sus condiciones financieras agregadas, queden ubicados en dos categorías de riesgo diferentes y se les de un trato diferencial. Por ejemplo (este ejemplo es completamente arbitrario), si el valor crítico que separa la zona 3 de la zona 4 es 1.5, una entidad cuyo indicador sea 1.49 pertenecerá a la zona 3, mientras que una entidad cuyo indicador sea 1.51 pertenecerá a la zona 4⁸.

Como estos, hay otros muchos estudios que usan modelos logit y probit (o transformaciones logísticas) para predecir quiebras bancarias utilizando como variables explicativas aquellas incluidas en modelos CAMEL. Sin embargo, varios trabajos, entre ellos Whalen (1991) y Gómez-González y Kiefer (2009), muestran que los modelos de duración, basados en técnicas de análisis de sobrevivencia, son superiores a los modelos comunes de variable explicativa binaria y pueden ser más efectivos como modelos de alerta temprana de quiebras bancarias. Si se dispone de información en el tiempo para varios bancos y un episodio de crisis en el que se identifiquen varias quiebras de bancos, los modelos de duración pueden ser superiores ya que son una generalización de los modelos de respuesta binaria frecuentemente utilizados en la literatura. Los modelos de duración modelan no sólo la ocurrencia de la quiebra, sino también el tiempo que

deberían ser incluidos de forma explícita dentro de un modelo de alerta temprana (ver, por ejemplo, Brossars et al. (2006)).

⁷ Cerrado y acotado.

⁸ Adicionalmente, resulta muy difícil realizar pronóstico dentro de muestra o fuera de muestra con el IFU, por lo cual no es fácil conocer su bondad de ajuste. Primero, las cuatro zonas definidas por el IFU no son observables. Por lo tanto, es difícil contrastar el número arrojado por el indicador con la realidad. Segundo, el IFU no estima parámetros estables en el tiempo que permitan utilizar valores proyectados de las variables para poder pronosticar el valor del IFU en el futuro para una entidad. Tercero, el IFU es un indicador y no una probabilidad. Por esta razón, no se pueden utilizar las técnicas convencionales de chequeo de la bondad de ajuste dentro de muestra minimizando el error tipo 1 o el error tipo 2.

lleva a que una quiebra suceda. De esta manera, permiten una medición más precisa del impacto de variables explicativas sobre la probabilidad de quiebra de un banco. Adicionalmente, los modelos de duración son más flexibles que los modelos de respuesta binaria, al permitir el uso de diferentes funciones de densidad (y no sólo la logística y la normal estándar) en el modelo de predicción de quiebra. Incluso, permiten el uso de modelos semiparamétricos en la modelación de la función de riesgo de quiebra, que son muy útiles por su flexibilidad puesto que no imponen formas funcionales rígidas a la función generadora de datos.

En este artículo utilizamos un modelo de duración para construir un modelo de alerta temprana de vulnerabilidad de los bancos en Colombia, que puede servir como complemento de los modelos ya existentes. Sin embargo, nos alejamos del modelo propuesto por Gómez-González y Kiefer (2009) y de otros estudios que proponen el uso de modelos de duración para predecir la quiebra de bancos, como Carree (2003) y González-Hermosillo et al. (1996), en lo siguiente:

i). Definimos de forma diferente el cambio de estado de interés: todos los estudios mencionados anteriormente definen un mundo de dos estados, donde existe un estado inicial (el banco está activo) y un estado absorbente (quiebra). En este estudio, nuestra unidad de análisis no es el banco, sino cada uno de los créditos que el banco otorga. Hacemos uso de una información de riqueza excepcional, que se describe más adelante en el presente artículo, y modelamos la probabilidad de cambio de estado de un crédito comercial otorgado por un banco en Colombia. De esa forma, nuestro interés no se concentra en estimar la probabilidad de quiebra de un banco de determinadas características financieras, sino que nos centramos en estudiar la probabilidad de deterioro de un crédito otorgado por un banco comercial. Pensamos que esta definición de estrés es adecuada, porque permite identificar de manera muy fina los determinantes del deterioro de la calidad de cartera de los bancos, sabiendo que el deterioro de la cartera de un banco aumenta su fragilidad y su probabilidad de enfrentar problemas de estrés. Es importante recordar que los ingresos por cartera dan cuenta de cerca del 90% del total de ingresos financieros de los bancos en Colombia. De esta manera, un modelo construido para explicar dicha probabilidad puede ser útil como modelo de alerta temprana y puede complementar un modelo que se concentra en explicar la probabilidad de que un banco falle.

ii). Utilizamos diferente información: todos los estudios anteriormente mencionados utilizan información de las hojas de balance de los bancos y construyen variables tipo CAMEL con información financiera de los mismos. En este estudio, dado que nuestro interés reside en la probabilidad de deterioro de los créditos comerciales de los bancos, utilizamos información de todos los créditos comerciales otorgados por los bancos en Colombia entre 1999 y 2007, y utilizamos variables explicativas de los deudores a quienes dichos créditos pertenecen, haciendo uso de una base de datos de empresas suministrada por la Superintendencia de Sociedades de Colombia.

El modelo que se propone en este trabajo sigue de cerca el modelo presentado en Gómez-González et al. (2009), que presenta una metodología alternativa para estimar matrices de transición de la calidad de los créditos, pero reduce el universo de estados posibles de cinco a dos. En el presente artículo, nuestro estado inicial es la cartera “buena”, es decir, todos los créditos comerciales que en su origen tenían calificación A⁹. Algunos créditos permanecen durante toda su duración en dicho estado, pero otros cambian de estado durante el tiempo de observación, pasando a una peor calificación. Para nosotros, cualquier crédito que pasa de categoría A hacia cualquier otra categoría (B, C, D o E), es considerado como un crédito que cambió de estado, yéndose al estado no absorbente conocido como *cartera riesgosa*. Más adelante se realiza una explicación más completa de la definición de los estados en el estudio.

3. El Modelo Propuesto

Planteamos un mundo con dos estados posibles para la calidad de un crédito comercial otorgado por un banco: el estado A, en el cual el crédito es de buena calidad; y, el estado B, al cual todos los créditos originados tienen una probabilidad de migrar en el tiempo. En este mundo ninguno de los dos estados es absorbente; es decir, la probabilidad de migrar del estado i al estado j es estrictamente mayor que cero, pero menor a uno, para $i, j = \{A, B\}$.

Nuestro interés consiste en estimar las probabilidades de migración entre estados. En este caso particular, tenemos cuatro probabilidades de migración a ser estimadas. Varios artículos han mostrado que la forma tradicional de estimar las probabilidades de

⁹ La calificación A es la calificación más alta de los créditos en Colombia.

migración, utilizando el método de conteo, llevan a estimativos sesgados del verdadero valor de las probabilidades y tienden a subestimar la probabilidad de ocurrencia de eventos extremos (ver, por ejemplo, Lando y Skodeberg (2002)). Esto sucede, porque el método de conteo asume que el proceso de migración puede ser representado de forma adecuada por un proceso Markoviano de primer orden sin la necesidad de controlar por características propias de los individuos sujetos a migración ni del ambiente, y porque si no se presentan migraciones del estado i al estado j durante el tiempo de observación, el estimador de máxima verosimilitud para la probabilidad de migrar de i a j es cero.

Dadas las falencias del método tradicional de estimación de matrices de transición, recientemente en la literatura se han producido diferentes propuestas de formas alternativas de estimar las matrices de transición para eventos crediticios. Una alternativa consiste en utilizar metodologías de tiempo continuo para estimar las matrices de transición. Dentro de esta alternativa, se han presentado diferentes propuestas. En este artículo seguimos la alternativa presentada por Gómez-González et al. (2009), quienes proponen el uso de un modelo de duración para estimar las intensidades de transición, controlando por factores propios de los individuos sujetos a migración y por variables que representan el estado del ciclo económico, y a partir de las intensidades de transición recuperar las probabilidades de migración siguiendo un método de cuatro pasos.

El modelo de duración estimado es el siguiente. Sea $\lambda_{ij}^n(t)$ la intensidad de transición de la categoría i a la categoría j , donde $i \neq j$. Entonces,

$$\lambda_{ij}^n(t) = Y_i^n(t) \alpha_{ij}^n(\beta_{ij}, t, X^n(t)) \quad (1)$$

donde $Y_i^n(t)$ es una función indicador que se activa (toma el valor uno) cuando el crédito n se encuentra en el estado i en el momento t ; y, $\alpha_{ij}^n(\beta_{ij}, t, X^n(t))$ es una función del tiempo y de una serie de variables explicativas que afectan la calidad del crédito n en el tiempo t .

Para efectos de estimación, es tradicional utilizar máxima verosimilitud, dadas las ventajas de las propiedades asintóticas de los estimadores. Por lo tanto, cada contribución individual debe entrar en la función de verosimilitud con una forma paramétrica bien especificada. Es posible utilizar especificaciones paramétricas o

semiparamétricas¹⁰. Dentro de las especificaciones paramétricas se puede utilizar una amplia familia de distribuciones. En aplicaciones de economía laboral, en las que se utilizan modelos de duración para estimar la duración del desempleo, por ejemplo, se utilizan frecuentemente distribuciones pertenecientes a la familia exponencial.

La utilización de una especificación paramétrica es cómoda, pero presenta dificultades que se han ilustrado en diversas aplicaciones. La principal de éstas, es que la especificación paramétrica de la función de riesgo instantáneo impone inflexibilidades a la estimación, que pueden llevar a resultados erróneos. Por ejemplo, si se utiliza una especificación paramétrica que impone restricciones de monotonidad a la función de riesgo instantáneo, se estaría asumiendo que la probabilidad de cambiar de estado es siempre creciente, siempre decreciente o constante en el tiempo. Una alternativa consiste en utilizar especificaciones paramétricas que no impongan restricciones de monotonidad a la función de riesgo instantáneo. Esto se lograría, por ejemplo, utilizando una distribución de la familia beta con cuatro parámetros. Sin embargo, estas distribuciones siguen asumiendo una forma funcional específica de la función de riesgo instantáneo, e implican la estimación de un mayor número de parámetros, lo que puede restar eficiencia.

La otra alternativa, que seguimos en este artículo, consiste en utilizar una especificación semiparamétrica para la función $\alpha(\cdot)$, siguiendo el método de Cox (1972). Así, asumimos que $\alpha(\cdot)$ puede ser representada de forma adecuada de la siguiente forma:

$$\alpha_{ij}^n(\beta_{ij}, t, X^n(t)) = \alpha_{ij}^0(t)\phi(\beta_{ij}, X^n(t)) \quad (2)$$

donde $\alpha_{ij}^0(t)$ representa la intensidad base, común a todos los créditos, que representa el efecto directo del tiempo y de cambios comunes en el tiempo (cambios de regulación, cambios en el ambiente no capturados a través de las variables macroeconómicas incluidas en el modelo) sobre la función de riesgo instantáneo. Por motivos de estimación, es necesario elegir una forma funcional para la función $\phi(\cdot)$. Una forma funcional sencilla, utilizada en escenarios similares al de nuestro interés, es la forma exponencial $\exp(X^n(t)'\hat{\beta}_{ij})$. La ventaja de esta forma funcional es que es muy flexible:

¹⁰ En el caso de que la especificación sea paramétrica, el método de estimación a seguir es máxima verosimilitud. En caso de que la especificación sea semiparamétrica, el método de estimación a seguir es el de máxima verosimilitud parcial.

garantiza la no negatividad de la función de riesgo instantáneo, sin imponer ninguna restricción sobre los parámetros de interés.

La intensidad de transición del estado i al estado j para el crédito n en el tiempo t , es decir λ_{ij}^n , se calcula como $\lambda_{ii}^n = 0 - \sum_j \lambda_{ij}^n$.

Como se mencionó anteriormente, una vez estimadas las intensidades de transición, se puede obtener siguiendo un método de cuatro pasos:

1. Calcular $\exp(X^n(t) \hat{\beta}_{ij})$, utilizando las variables explicativas del crédito n en el tiempo t , contenidas en el vector $X^n(t)$ y el vector de parámetros estimados correspondiente a dichas variables, para la transición de i a j , dado por $\hat{\beta}_{ij}$;
2. Recobrar la función base de riesgo instantáneo, $\alpha_{ij}^0(t)$, siguiendo el método propuesto Kalbfleisch y Prentice (2002);
3. Calcular las intensidades de transición, siguiendo las ecuaciones (1) y (2);
4. Con las intensidades de transición, se obtiene la matriz generadora y obtener la matriz de transición como el exponente matricial de la generadora, $\pi(t, s) = \exp \Lambda(t, s)$.

4. Datos Utilizados y resultados Empíricos

a). Datos Utilizados

Utilizamos datos de carácter microeconómico provenientes de dos fuentes diferentes. Por una parte, utilizamos los datos reportados por los bancos a la Superintendencia Bancaria en el Formato 341, que contiene información acerca de los créditos comerciales individuales, y provee información como la identificación del deudor, el monto del crédito, la calificación del mismo, la tasa de interés pactada y el tipo de garantía del crédito. Dada la riqueza de esta información, en este trabajo los individuos sujetos a transición son los créditos comerciales individuales. Los datos son de periodicidad trimestral y comprenden el período Marzo 1999 – Diciembre 2007, y hacemos uso únicamente de datos de créditos otorgados por bancos comerciales (excluimos aquellos otorgados por corporaciones financieras, compañías de financiamiento comercial y de leasing).

Por otra parte, utilizamos información de los balances que las empresas reportan a la Superintendencia de Sociedades. Esta información nos permite calcular razones financieras específicas a cada firma, que utilizamos como variables explicativas en los ejercicios econométricos. Esto se puede hacer, ya que dado que ambas fuentes de información contienen el NIT de la firma, es posible cruzar las dos bases de datos. Cerca del 40% de créditos en el Formato 341 pudieron ser cruzados exitosamente con la información de la Superintendencia de Sociedades. Los datos son anuales y comprenden el período Diciembre 1999 – Diciembre 2007.

Es decir, la muestra utilizada en el trabajo empírico presentado en este artículo corresponde a créditos otorgados por el sistema financiero a las empresas que reportan sus balances a la Superintendencia de Sociedades. Esto puede llevar a que la muestra esté truncada por abajo en términos de tamaño de activos, ya que las empresas que reportan a la Superintendencia de Sociedades tienden a ser las de mayor tamaño de activos. Claro está, ese grupo de empresas tienen una alta representatividad dentro del sector corporativo, y sus créditos corresponden a una parte importante de la cartera comercial de los bancos colombianos.

Por otra parte, como variable de estado, *proxy* del estado del ciclo económico, utilizamos la tasa de crecimiento trimestral del PIB real total de la economía (en las regresiones la rezagamos un año). Así mismo, utilizamos la tasa de interés activa real como *proxy* de la postura de la política monetaria, la cual puede influir significativamente sobre la calidad de los créditos.

Una crítica interesante podría surgir a la utilización del PIB como *proxy* del ciclo económico, ya que se podría argumentar que los empresarios miran hacia adelante y no hacia atrás al tomar sus decisiones de producción y de financiamiento, y por lo tanto debería controlarse por las expectativas acerca del estado de la economía, y no por el estado corriente o pasado de la economía. Si bien la crítica puede ser razonable, implica una complicación importante, ya que implicaría definir qué tan adelante miran los empresarios cuando toman sus decisiones (un mes, un año, cinco años,...). La inclusión del PIB corriente o rezagado podría verse como el supuesto, también arbitrario, de que los empresarios tienen expectativas adaptativas.

La forma de incluir las variables de estado de la economía es un tema interesante en el cual se puede trabajar para mejorar el ajuste del modelo aquí presentado.

Es importante aclarar un punto. Las calificaciones posibles que puede tener un crédito en el balance de una entidad bancaria en Colombia son cinco: A, B, C, D y E. No obstante, la Superintendencia Financiera ha hecho una clasificación en la cual la cartera se clasifica como “no riesgosa” si está en categoría A y como “riesgosa” si se encuentra en cualquier categoría diferente de A.

En este artículo seguimos dicha clasificación regulatoria, y por lo tanto reducimos el mundo de 5 estados y 25 transiciones posibles (incluyendo las 5 transiciones hacia el mismo estado de la diagonal principal de la matriz de transición), a un mundo de 2 estados y cuatro transiciones posibles.

En total, tenemos en la muestra 565875 créditos objeto de estudio.

b). Descripción de las Variables Microeconómicas Incluidas

Las variables específicas de los deudores (firmas) incluidas en el trabajo empírico aquí realizado son variables ampliamente utilizadas en modelos que buscan estimar la probabilidad de deterioro de la salud financiera de las firmas (ver, por ejemplo, Geroski y Gregg (1997), Lenox (1999), Bunn y Redwood (2003) y Zamudio (2007)). Estas se describen a continuación:

- Liquidez: $(\text{Activo corriente} + \text{inversiones de largo plazo}) / (\text{Pasivo corriente} + \text{obligaciones de largo plazo})$
- Apalancamiento: $\text{Pasivo} / \text{Patrimonio}$
- Tamaño: $\text{Activos de la firma} / \text{Activos de la firma de mayor tamaño}$
- Rentabilidad: $\text{Rentabilidad del activo}$
- Eficiencia: $\text{Costos operacionales} / \text{Activo}$
- Composición de la deuda: $\text{Pasivos de corto plazo} / (\text{Pasivos de corto plazo} + \text{pasivos de largo plazo})$
- Número de operaciones: Número de operaciones que la firma tiene con los bancos comerciales

c). Resultados de las estimaciones

Inicialmente, con el fin de tener una idea acerca de la forma incondicional (no condicionada en variables explicativas) de la función de riesgo instantáneo, se computaron la función de sobrevivencia y la función de riesgo instantáneo utilizando

métodos no paramétricos. Para la función de supervivencia, se computó el estimador Kaplan-Meier, que es un estimador no paramétrico de máxima verosimilitud de la función de supervivencia. La función de riesgo instantáneo se calculó como la diferencia entre períodos del estimador Nelson-Aalen (estimador no paramétrico de máxima verosimilitud de la función acumulada de riesgo), suavizada utilizando una función kernel de Epanechnikov asimétrico. El ancho de banda usado en la función kernel se determinó de la forma convencional, es decir, se elige aquel ancho de banda que minimiza el error cuadrado medio. En los gráficos 1 y 2 se muestra la forma de la función de riesgo instantáneo estimada para las migraciones fuera del estado A y para las migraciones fuera del estado B.

Gráfico 1

Función estimada de riesgo instantáneo para migraciones fuera del estado A

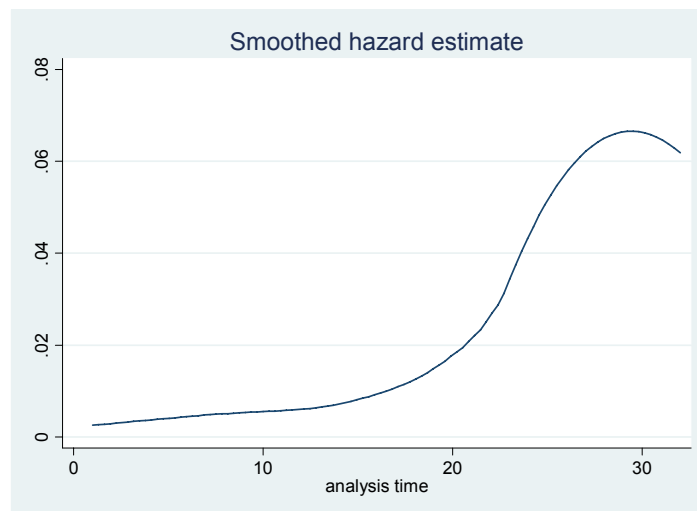
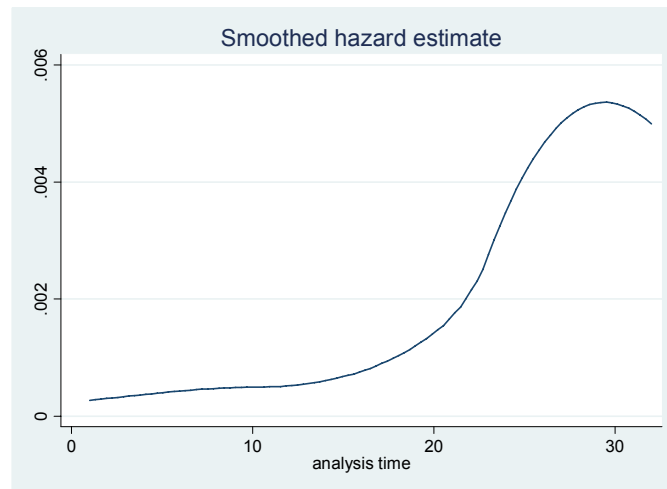


Gráfico 2

Función estimada de riesgo instantáneo para migraciones fuera del estado B



De los gráficos 1 y 2 se observa claramente que las funciones de riesgo instantáneo de interés exhiben un comportamiento no monotónico. Por lo tanto, el uso de las densidades más comúnmente utilizadas para modelar la función de riesgo no es apropiado, ya que éstas se caracterizan por imponer el supuesto de monotonicidad. Esto justifica aún más el uso de modelos semiparamétricos, como los utilizados en este estudio, para modelar la función de riesgo.

Las tablas 1 y 2 presentan los resultados de las regresiones, utilizando el método de máxima verosimilitud parcial desarrollado por Cox (1972). En ambas tablas la variable explicada es la intensidad de transición (“probabilidad” instantánea de migración); en la Tabla 1, la intensidad de transición de cartera “no riesgosa” a “riesgosa” y en la Tabla 2, la intensidad de transición de cartera “no riesgosa” a “riesgosa”, para toda la muestra de créditos considerados en este trabajo.

Tabla 1

Variable dependiente: intensidad de transición de “no riesgosa” a “riesgosa”

Variable Independiente	Coefficiente	Error Estándar
Liquidez	-0.0003*	0.0002
Apalancamiento	0.0001**	0.0000
Tamaño	-1.0455**	0.4005
Rentabilidad	-0.1006**	0.0057
Composición de la deuda	-0.9052**	0.0329
Número de operaciones	-0.0026*	0.0015
Tasa de crecimiento PIB (rezagada)	-0.5758**	0.0051
Tasa de interés activa real	0.3421**	0.0097
Valor de la función logarítmica de verosimilitud evaluada en el máximo de la función	-156735.2	
LR χ^2 (8 grados de libertad)	15890.81	
Probabilidad $> \chi^2$	0.0000	

*Indica que el coeficiente correspondiente a la variable explicativa es estadísticamente diferente de cero al 10% de significancia.

** Indica que el coeficiente correspondiente a la variable explicativa es estadísticamente diferente de cero al 1% de significancia.

El primer resultado importante para resaltar de la Tabla 1, es que la probabilidad de cometer un error si se rechaza la hipótesis nula de que ninguna de las variables incluidas explica significativamente la intensidad de transición de cartera “no riesgosa” a “riesgosa” es cero. Es decir, las variables incluidas explican conjuntamente de forma significativa dicha intensidad.

Al considerar los resultados de variables propias de las firmas, tenemos que el apalancamiento, el tamaño, la rentabilidad, la composición de la deuda, la tasa de crecimiento del PIB y la tasa de interés activa real son todas significativas, al 1% de significancia, para determinar la intensidad de migración en consideración. Así mismo, la liquidez y el número de operaciones son significativos al 10%.

Es importante señalar que la variable dependiente es la intensidad de transición y no la probabilidad de transición. La intensidad de transición se puede entender como una probabilidad instantánea de migración. Los valores particulares de las relaciones estimadas no son sencillos de interpretar, por lo tanto nos vamos a referir a continuación a los signos estimados de las relaciones de interés, y no a los valores numéricos particulares de las mismas.

El signo de la relación estimada entre el apalancamiento y la intensidad de transición de cartera “no riesgosa” hacia cartera “riesgosa” es el esperado y no merece explicación. De igual forma, el signo de la relación estimada entre la rentabilidad del activo de la firma y la calidad de su cartera es el esperado. Por otra parte, que la probabilidad de que un crédito pase del estado bueno al estado malo es decreciente en el tamaño de la firma, lo cual suena razonable, ya que el tamaño de la firma puede estar relacionado con economías de escala que pueden ser aprovechadas o con el tiempo que una firma lleva en el negocio.

Merece la pena hablar un poco acerca del signo estimado para la relación entre el número de operaciones y la intensidad en cuestión, y entre la composición de la deuda y la misma. El signo estimado para la relación entre el número de operaciones y la intensidad considerada es negativo, indicando que incrementos en el número de créditos de una firma con el sistema financiero reduce la probabilidad de que un crédito de esta firma se deteriore. En principio, este signo estimado podría parecer poco intuitivo, especialmente si se piensa en una situación límite: una firma muy endeudada que contrata nuevos créditos podría estar pasando por una situación de endeudamiento tipo Ponzi, lo cual podría llevar a pensar en que sus créditos se dañen. Sin embargo, pensamos que el signo estimado debe entenderse de otra forma: en promedio, una firma con mayor número de operaciones es una firma con mayores relaciones bancarias. El hecho de que la firma tenga más relaciones bancarias puede indicar que es una firma más solvente, ya que tiene mayor acceso al sistema financiero, y con una menor probabilidad de enfrentar problemas de restricciones al crédito, que podrían llevar al deterioro financiero de la misma. Por lo tanto, una firma más relacionada con el sistema financiero tiene menor probabilidad de deterioro de su cartera y, en general, de su salud financiera.

Ahora bien, el signo estimado para la composición de la deuda de la firma es negativo. Es decir, en promedio, una firma con mayor participación de la deuda de corto plazo frente a su deuda total tiene una menor probabilidad de deterioro de su cartera de créditos. Es decir, la evidencia sugiere que la duración de la deuda está correlacionada negativamente con la calificación crediticia de la misma.

Por último, analicemos los resultados de las variables macroeconómicas. El signo estimado para la tasa de interés activa real es positivo, como se esperaba. Aumentos en la tasa de interés real que las firmas pagan por sus créditos les incrementa sus costos de fondeo llevando a que, todo lo demás constante, se incremente la probabilidad de que sus créditos se deterioren.

Ahora bien, el signo estimado para la relación entre la tasa de crecimiento del PIB (rezagada) y la intensidad de migración de cartera no riesgoso a cartera riesgosa es negativo. Este signo es el esperado, ya que en momentos en los que la economía está creciendo de forma dinámica se espera que la calidad de los créditos sea mejor que en momentos en los que la economía está pasando por tiempos difíciles.

Los resultados de la Tabla 2 se presentan ya que son utilizados para calcular la matriz de transición, pero no son muy interesantes dentro del contexto de modelo de alerta temprana que se presenta en este artículo. Para el modelo de alerta temprana, lo interesante es la probabilidad de migración de cartera “buena” hacia cartera “mala”, no la probabilidad contraria. Por esa razón, no analizamos en detalle los resultados presentados en la Tabla 2.

Con los resultados de las tablas 1 y 2 se puede construir la matriz de transición del mundo de dos estados que definimos en el presente trabajo, siguiendo los cuatro pasos que describimos en la cuarta sección de este documento. No presentamos las matrices de transición aquí, pero si realizamos un ejercicio de pronóstico dentro de muestra, para evaluar la bondad de ajuste del modelo. Este modelo categoriza bien entre el 90% y el 95% de los créditos, para distintos valores limítrofes razonables. Esto indica que el modelo tiene un buen ajuste dentro de muestra. Si bien no realizamos pruebas de ajuste por fuera de muestra, esperamos que el modelo tenga una buena capacidad de predicción, dada la riqueza de la base de datos utilizada en este estudio.

Tabla 2

Variable dependiente: intensidad de transición de “riesgosa” a “no riesgosa”

Variable Independiente	Coefficiente	Error Estándar
Liquidez	0.0014	0.0030
Apalancamiento	0.0000	0.0000
Tamaño	1.5736**	0.3649
Rentabilidad	0.8911**	0.0788
Composición de la deuda	1.2048**	0.0371
Número de operaciones	0.0036**	0.0007
Tasa de crecimiento PIB	-0.5399**	0.0059
Tasa de interés activa real	-0.2751**	0.0108
Valor de la función logarítmica de verosimilitud evaluada en el máximo de la función	-96214.6	
LR χ^2 (8 grados de libertad)	11131.9	
Probabilidad $> \chi^2$	0.0000	

*Indica que el coeficiente correspondiente a la variable explicativa es estadísticamente diferente de cero al 10% de significancia.

** Indica que el coeficiente correspondiente a la variable explicativa es estadísticamente diferente de cero al 1% de significancia.

5. Conclusiones

En este trabajo se presenta un modelo estadístico de alerta temprana, que utiliza modelos de duración para evaluar el estado corriente y pronosticar el estado futuro de la salud financiera de los bancos en Colombia.

En el artículo se discuten las ventajas que tiene utilizar modelos de duración como modelos estadísticos de alerta temprana frente a los más comúnmente utilizados modelos de respuesta binaria.

El modelo presentado en este artículo puede ser utilizado como complemento al presentado en Gómez-González y Kiefer (2009) o el de Pineda y Piñeros (2009), como modelo estadístico de alerta temprana para el sistema financiero colombiano. En este modelo se utilizan variables propias de las firmas y variables macroeconómicas como determinantes de la calidad de los créditos comerciales emitidos por los bancos del país.

Los resultados de las estimaciones econométricas muestran que las variables incluidas son conjuntamente significativas, y se destaca el papel que tienen el nivel de apalancamiento, la rentabilidad del activo, la composición de la deuda, las relaciones bancarias, la tasa de interés activa real y la tasa de crecimiento del PIB como variables explicativas. La capacidad de pronóstico dentro de muestra del modelo es buena, y podría pensarse que la capacidad de pronóstico fuera de muestra también es buena, ya que la muestra de créditos comerciales utilizada en las estimaciones es bastante representativa.

Hacia el futuro sería interesante realizar trabajos para mejorar el modelo aquí presentado. Un área interesante de estudio se refiere a la introducción de variables macroeconómicas más adecuadas, que controlen por el estado de la economía y que sean capaces de capturar las expectativas acerca del comportamiento futuro de la misma.

Referencias

Altman, E.I. (1968): “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”, *Journal of Finance*, 23, P. 589-609.

Andersen, H. (2008): “Failure Prediction of Norwegian Banks: a Logit Approach”, *Norges Bank Working Papers*, 2008/2.

Arena, M. (2005): “Bank Failures and Bank Fundamentals: a Comparative Analysis of Latin America and East Asia During Nineties Using Bank-Level Data”, *Bank of Canada Working Papers*, 2005-19.

Brossard, O., F. Ducrozet y A. Roche (2006): “An Early Warning Models for EU Banks with Detection of the Adverse Selection Effect”, 23emes Journées Internationales d’Economie Monétaire et Bancaire, Université Charles-de-Gaulle-Lille 3.

Bunn, P. y V. Redwood (2003): “Company Accounts Based Modeling of Business Failures and the Implications for Financial Stability”. *Bank of England Working Papers*, 210.

Carree, M.A. (2003): "A Hazard Rate Analysis of Russian Commercial Banks in the Period 1994-1997", *Economic Systems*, 27, P. 255-269.

Carvajal, A. y F. Pineda (1996): "Indicador Financiero Unico", Mimeo Bando de la República.

Cox, D.R. (1972): "Regression Models and Life-Tables", *Journal of the Royal Statistical Society*, 34 (B), P. 187-220.

Daley, J., K. Matthews y K. Whitfield (2006): "Too-Big-To-Fail: Bank Failure and Banking Policy in Jamaica", *Cardiff Economics Working Papers*, E2006/4.

Geroski, P y P. Gregg (1997): *Coping With Recession. UK Company Performance in Adversity*. Cambridge, GB: University Press.

Gómez-González, J.E. y N. Kiefer (2009): "Bank Failure: Evidence From the Colombian Financial Crisis", *International Journal of Business and Finance Research* (en imprenta).

Gómez-González, J.E., P. Morales, F. Pineda y N. Zamudio: "An Alternative Methodology for Estimating Credit Quality Transition Matrices", *Journal of Risk Management in Financial Institutions* (en imprenta).

Gómez-González, J.E. y I. Orozco (2009): "Estimation of Conditional Time-Homogeneous Credit Quality Transition Matrices for Commercial Banks in Colombia", *Borradores de Economía*, 560.

González-Hermosillo, B., C. Pazarbasioglu y R. Billings (1996): "Banking System Fragility: Likelihood Versus Timing of Failure: an Application to the Mexican Financial Crisis", *IMF Working Papers*.

Kalbfleisch, J y R. Prentice (2002): *The Statistical Analysis of Failure Time Data*. Hoboken, NJ: Wiley Series in Probability and Statistics, Segunda edición.

Kolari, J., D. Glennon, H. Shin y M. Caputo (2000): "Predicting Large U.S. Commercial Bank Failures", *Office of the Comptroller of the Currency Working Papers*, 2000-1.

Lando, D. y T. Skodeberg (2002): “Analysing Rating Transitions and Rating Drift With Continuous Observations”, *Journal of Banking and Finance*, 26, P. 423-444.

Lanine, G. y R. Vander Venet (2006): “Failure Prediction in the Russian Bank Sector with Logit and Trait Recognition Models”, *Expert Systems with Applications*, 30, P. 463-478.

Lennox, C. (1999): “Identifying Failing Companies: a Re-evaluation of the Logit, Probit and DA Approaches”, *Journal of Economics and Business*, 51, P. 347-364.

Martin, D. (1977): “Early Warning of Bank Failure: a Logit Regression Approach”, *Journal of Banking and Finance*, 1, P. 249-276.

Orozco, I. (2009): “Continuous-Time Estimation of Credit Quality Transition Matrices for Commercial Banks in Colombia”, Tesis de Maestría Presentada a la Universidad de los Andes.

Ozkan-Gunay, E.N. y M. Ozcan (2007): “Prediction of Bank Failures in Emerging Financial Markets: an ANN Approach”, *The Journal of Risk Finance*, 8, P. 465-480.

Pineda, F. y H. Piñeros (2009): “El Indicador Financiero Unico como Mecanismo de Alerta Temprana: una Nueva Versión”, *Reporte de Estabilidad Financiera* (Banco de la República), Marzo.

Whalen, G. (1991): “A Proportional Hazards Model of Bank Failure: an Examination of its Usefulness as an Early Warning Tool”, *Economic Review*, 27, P. 21-30.

Zamudio, N. (2007): “Determinantes de la Probabilidad de Incumplimiento de las Empresas Colombianas”. *Borradores de Economía*, 466.