



**PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
INSTITUTO DE ECONOMIA
MAGISTER EN ECONOMIA**

**TESIS DE GRADO
MAGISTER EN ECONOMIA**

Acuña Sanhueza, Guillermo Ignacio

Diciembre, 2013



**PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
INSTITUTO DE ECONOMIA
MAGISTER EN ECONOMIA**

**Determinantes de la Duración de la Estabilidad
Financiera**

Guillermo Ignacio Acuña Sanhueza

Comisión

Rodrigo Fuentes
Raimundo Soto
Juan Urquiza

Santiago, diciembre de 2013

Determinantes de la Duración de la Estabilidad Financiera

Guillermo Ignacio Acuña Sanhueza*

31 de Diciembre, 2013

Resumen

El riesgo sistémico es un fenómeno cíclico en que se alternan periodos de estabilidad e inestabilidad, y en que la teoría sugiere que la duración de los ciclos depende de variables del ciclo económico y variables financieras de los bancos. La evidencia empírica analizada en este trabajo señala que los principales determinantes de la duración de la estabilidad financiera serían el tamaño de un banco y las variables de ciclo económico, que actúan sobre las expectativas de los depositantes. Adicionalmente se encuentra que la duración esperada de un banco promedio es de 8 trimestres y que la función de riesgo es decreciente en el tiempo, lo que se explicaría por un efecto inercia, es decir, los bancos que logran salir de la inestabilidad financiera tienen una gran probabilidad de volver a la inestabilidad en el corto plazo.

Palabras clave: Riesgo sistémico, estabilidad financiera, modelos de duración

Abstract

Systemic risk is a cyclical phenomenon that alternates stable and unstable periods, and for which the theory suggests that the cycle's duration depends on economic cycle's variables and financial variables of the banks. The empirical evidence analyzed in this work points out that the size of the bank and the economic cycle's variables through its effect over the depositors expectations are the main determinants of the financial stability duration. Besides, it has been determined that the expected duration in stability for an average bank is 8 quarters and that the hazard function is decreasing in time, a fact explained by a momentum effect, that is the banks that leaves financial instability have a high probability of returning to instability in the short term.

Keywords: Systemic risk, financial stability, duration models

*Tesis de grado financiada por Conicyt.

Índice

1	Introducción	3
2	Revisión de la literatura	5
3	Marco teórico: modelos de duración	9
3.1	Conceptos básicos	9
3.2	Modelos de riesgo condicional	11
4	Datos	12
5	Análisis de transición: Estimación no paramétrica	17
6	Análisis de transición condicional	21
6.1	Variables	21
6.2	Modelo de riesgo proporcional de Cox	23
6.3	Modelo paramétrico	26
6.4	Análisis de sensibilidad	27
6.5	Implicancias de política	30
7	Conclusiones	32
8	Referencias	34
A	Apéndice 1: Modelos de duración en tiempo discreto	35
B	Apéndice 2: Variable de riesgo sistémico	36
C	Apéndice 3: Detalle de la base de datos	40
D	Apéndice 4: Estadística descriptiva para los regresores	43
E	Apéndice 5: Test de Klein y Moeschberger	43

Índice de figuras

1	Crisis Financieras y Recesiones	15
2	Medias temporales para la variable de estado	16
3	Función de supervivencia	18
4	Función de Riesgo	19
5	Función de Riesgo Acumulada	19
6	Función de supervivencia	31
7	Cambio en la función de supervivencia	31

8	Distribución Exponencial	44
9	Distribución Weibull	44

Índice de cuadros

1	Estadística descriptiva para las medias temporales de $5\% \Delta CoVaR$. .	14
2	Recesiones en EEUU (Fuente: NBER)	14
3	Crisis Financieras	14
4	Estados estables y estimaciones no paramétricas	20
5	Resultados: Modelo de riesgo proporcional de Cox	24
6	Resultados: Modelo paramétrico (Weibull)	26
7	Resultados: Modelo de riesgo proporcional de Cox (muestra 2)	28
8	Resultados: Modelo paramétrico (Weibull) (muestra 2)	29
9	Extracto de la base de datos (muestra 1)	40
10	Extracto de la base de datos (muestra 2)	42
11	Resumen de estadística descriptiva para la muestra 1	43
12	Resumen de estadística descriptiva para la muestra 2	43

1 Introducción

Los mercados financieros se encuentran estrechamente interconectados como consecuencia de un proceso de globalización y debido a que se trata de un mecanismo eficiente de diversificación de riesgo. Sin embargo, se producen crisis financieras y una causa importante es la ocurrencia de shocks idiosincráticos de liquidez que afectan al sistema financiero, y que debido a un mecanismo de contagio se propagan de una institución a otra a través de las mismas interconexiones que en periodos de estabilidad representan una fortaleza. El riesgo sistémico se puede definir como el riesgo que experimenta el sistema financiero en su conjunto, debido a que el riesgo de instituciones individuales se transmite entre las instituciones del sistema a través de un proceso de contagio.

La pregunta que se pretende responder en este trabajo es ¿cuáles son los determinantes más importantes de la duración de la estabilidad financiera?, verificando empíricamente el rol que juegan las variables propuestas por la teoría sobre la probabilidad de transición hacia un estado de inestabilidad financiera. Los resultados de este trabajo tienen implicancias de política económica, ya que permiten determinar qué variables tienen un mayor efecto sobre la duración de los estados de estabilidad financiera, e implementar políticas cuyo objetivo sea estabilizar el sistema financiero.

En este trabajo se propone estudiar la transición entre estados de riesgo sistémico utilizando modelos de duración (Survival Analysis). A partir de una medida de riesgo sistémico se definen estados de riesgo sistémico: un estado de estabilidad y un estado de estrés financiero sistémico o estado inestable. El estado estable es un periodo de riesgo bajo, sin embargo, es en este periodo cuando el riesgo sistémico surge y crece, para manifestarse en periodos de estrés, fenómeno que Brunnermeier y Sannikov (2009) denominan paradoja de la volatilidad. Se debe escoger un nivel de riesgo que permita distinguir entre ambos estados. En general los periodos de estrés financiero coinciden con periodos recesivos y de crisis financieras, por lo que el nivel de riesgo que define los estados se debiera escoger de forma de reflejar este hecho. En este contexto, los modelos de duración permiten estudiar la transición desde un estado estable a un estado inestable, así como sus determinantes.

Se utilizó una base de datos que contiene información de bancos transados en bolsa en EEUU durante el periodo comprendido entre 1992Q1 y 2010Q4 (datos trimestrales). Para la estimación de los modelos de duración se utilizaron 349 bancos y un total de 818 duraciones, de las cuales 535 fueron completas (hubo transición). Se definió un estado estable y un estado inestable utilizando estimaciones de riesgo sistémico proporcionadas por Adrian y Brunnermeier (2009), de modo de reflejar la ocurrencia de crisis financieras y periodos recesivos¹. Los regresores utilizados se obtuvieron de la base de datos de la FDIC y de la Reserva Federal.

¹El estado inestable se define como un estado en que el riesgo del sistema debido a una institución en particular es alto (mayor al promedio histórico), o en otras palabras cuando la contribución de una institución al riesgo sistémico es alta.

Se estimaron tres modelos, un modelo no paramétrico, un modelo de riesgo proporcional de Cox, y un modelo paramétrico con distribución Weibull, con el objetivo de analizar la robustez de los resultados ante distintas metodologías que miden el mismo fenómeno. Los resultados fueron consistentes independientemente del modelo utilizado.

El análisis de los determinantes de la duración de los ciclos de estabilidad financiera sugiere que los principales determinantes serían el tamaño de un banco y la variable de ciclo económico, que actúa sobre las expectativas de los depositantes, que responden a malas señales acerca del ciclo generando shocks de liquidez (retiran sus depósitos) que afectan la estabilidad de los bancos. Si un banco es desestabilizado afecta a otros bancos con los cuales se encuentra interconectado, generando un proceso de contagio financiero. Si el banco afectado por el shock es grande, contagiará a una mayor cantidad de bancos y/o la magnitud del contagio será mayor, generando rondas sucesivas de contagio que pueden afectar al sistema financiero por completo.

Adicionalmente se realizó un análisis de sensibilidad de los resultados, utilizando una segunda muestra en el estudio, en que los estados de estabilidad e inestabilidad se definieron en base a un criterio diferente (lo que afecta la estructura y tamaño de la muestra). A pesar del cambio en la muestra la principal conclusión se mantuvo: los principales determinantes de la duración de la estabilidad financiera son el tamaño de un banco y la variable de ciclo económico a través de su efecto sobre las expectativas de los depositantes.

Por otro lado, se determinó que la función de riesgo es decreciente, lo que significa que la mayoría de los bancos que experimentan transiciones lo hacen en un horizonte relativamente corto de tiempo. La probabilidad de transición es alta para duraciones pequeñas y luego va disminuyendo, lo que puede interpretarse como evidencia de inercia, es decir, si un banco estaba en el estado inestable, una vez que se pasa al estado estable la probabilidad de volver a la inestabilidad en el corto plazo es grande.

La duración esperada para un banco promedio en la muestra es de 8 trimestres. Esta duración esperada se puede condicionar utilizando un modelo proporcional de Cox o un modelo paramétrico. Luego, dependiendo de los valores de las variables en las que se condiciona (variables financieras y macroeconómicas), se tendrán diferentes duraciones esperadas de acuerdo a las características de cada banco. Un organismo regulador como el banco central podría vigilar la duración esperada de la estabilidad de los bancos, poniendo atención en bancos cuya duración esperada sea muy baja (o que esté bajando rápidamente periodo a periodo), para tomar medidas pertinentes, por ejemplo, inyectar liquidez a los bancos que la requieran o al sistema bancario en su conjunto, y así evitar que un shock que afecte a un banco en particular produzca un contagio y termine afectando a una fracción mayor del sistema financiero (rol de prestamista de última instancia). En consecuencia, la duración esperada de la estabilidad financiera de una institución podría ser un índice de estabilidad financiera sistémica. Por otro lado, dado el rol fundamental que juegan las variables de ciclo económico, esto implica que un esfuerzo del banco central por estabilizar el ciclo económico tendría un efecto importante sobre el ciclo de estabilidad/inestabilidad financiera.

Por último se debe señalar que este modelo de probabilidad es un modelo reducido, lo que implica que cada vez que se ejecuta una política cambian los parámetros del modelo, por lo que deben reestimarse. Esto se debe a que el modelo no captura los efectos estructurales de la política. Como ejemplo se señala el problema de riesgo moral que surge cuando el banco central actúa rescatando a bancos en problemas para evitar el contagio financiero. Dado que los bancos saben que serán rescatados por el banco central si se encuentran en problemas, responden asumiendo una mayor cantidad de riesgo, ya que recibirían los beneficios de asumir una mayor cantidad de riesgo pero no asumirían los costos, que serían asumidos por el banco central.

El trabajo se estructura de la siguiente manera: en la sección 2 se hace una revisión de la literatura; en la sección 3 se describe el marco teórico de modelos de duración; en la sección 4 se describen los datos utilizados; en la sección 5 se muestran los resultados de la estimación no paramétrica; en la sección 6 se realiza un análisis condicional de la duración, en que se estima un modelo de riesgo proporcional de Cox y un modelo paramétrico, y se describen las variables utilizadas, además se realiza un análisis de sensibilidad de los resultados y se discuten implicancias de política; en la sección 7 se resumen los principales resultados y se concluye.

2 Revisión de la literatura

El riesgo sistémico se puede definir como el riesgo que experimenta el sistema bancario en su conjunto, debido a que el riesgo de instituciones individuales se transmite entre las instituciones del sistema a través de un proceso de contagio. A continuación se describen algunos modelos teóricos que explican este fenómeno, con el objetivo de identificar variables determinantes del riesgo sistémico y luego testear empíricamente la validez de estas teorías. Respecto de estos trabajos, se cuentan aportes tanto de la microeconomía como de la macroeconomía. Entre los trabajos más relacionados con la microeconomía se encuentran los de Allen y Gale (2000) y de Freixas, Parigi y Rochet (2000), que se analizan debido a la relevancia que han tenido en materia de riesgo sistémico. Por otro lado, se analiza el trabajo de Brunnermeier y Sannikov (2009), que estudia determinantes del riesgo sistémico en el contexto de un modelo macroeconómico, para también tener en cuenta teorías alternativas a las tradicionales y que permitan identificar nuevos determinantes.

Uno de los trabajos más relevantes en materia de riesgo sistémico es el de Allen y Gale (2000), quienes proponen un modelo teórico para explicar el mecanismo de contagio financiero. En este modelo los bancos enfrentan shocks de liquidez y las tenencias cruzadas de depósitos entre bancos (interconexiones) sirven como seguro para enfrentarlos, sin embargo, también producen fragilidad financiera ya que constituyen un canal de contagio para los shocks. Los depositantes interpretan indicadores que entregan información acerca del estado del ciclo económico, y cuando reciben información acerca de una recesión inminente se anticipan a las dificultades financieras que pueden tener

los bancos y tratan de retirar sus depósitos, originando shocks de liquidez². Los bancos frecuentemente enfrentan shocks de liquidez, por lo que se aseguran contra éstos a través de un mercado interbancario de depósitos, manteniendo depósitos en otros bancos. Si el shock es muy grande, el banco afectado colapsa, y los otros bancos pierden los depósitos que mantienen en dicho banco. De esta manera se inicia un proceso de contagio, ya que si para los otros bancos el shock también es muy grande tampoco serán capaces de cumplir con sus obligaciones y colapsarán. El grado de fragilidad financiera dependería de la estructura de la red interbancaria, es decir, la cantidad de interconexiones entre bancos. Mientras mayor sea la cantidad de interconexiones, un shock se disipa al ser absorbido por una mayor cantidad de instituciones, aunque en el caso de un shock demasiado grande estas interconexiones pueden facilitar el contagio a una mayor cantidad de instituciones. Por el contrario, si la cantidad de interconexiones es pequeña, es más probable que un banco colapse ante un shock de cualquier tamaño, pero es menos probable que haya contagio.

Alternativamente, Freixas, Parigi y Rochet (2000) proponen un modelo en que las conexiones interbancarias aumentan la resiliencia del sistema para resistir la insolvencia de un banco en particular, pero también provocan un efecto negativo de contagio. Este modelo es similar al de Allen y Gale (2000), pero en vez de poner el énfasis en el "cuándo" se originan shocks de liquidez, ponen el énfasis en el "dónde" se originan. Entonces, los shocks se originan cuando muchos depositantes quieren retirar sus fondos en la misma localidad, en vez de originarse cuando todos quieren retirar sus fondos en el mismo momento. Además dan fundamento a la política "Too-big-to-fail", es decir, la preocupación por estabilizar bancos que en caso de caer producirían un gran riesgo sistémico y contagio, dado que ocupan un rol clave en la red interbancaria.

Estos trabajos analizan las causas, mecanismos y consecuencias de los shocks de liquidez, argumentando a favor de una intervención del banco central para estabilizar el sistema financiero. Por ello en este trabajo se considerará que el rol estabilizador y la vigilancia del sistema financiero corresponde al banco central.

Por otro lado, desde un punto de vista macroeconómico, se analiza el trabajo de Brunnermeier y Sannikov (2009), quienes proponen un modelo macroeconómico con sector financiero en que la relación entre ciclo económico y estabilidad financiera es más compleja que la descrita en otros trabajos. La estabilidad del sistema financiero depende de los ciclos económicos, pero estos ciclos a su vez son amplificados por la actividad del sector financiero. El riesgo en parte es endógeno, ya que los inversionistas asumen un mayor ratio de endeudamiento (leverage) en periodos estables debido a que los precios aumentan endógenamente por lo que sus activos también aumentan su valor. De la misma manera escogen sus ratios de capital, pensando en absorber pérdidas razonables. Sin embargo, parte del riesgo es exógeno, en forma de shocks

²Este nexos con el ciclo económico fue demostrado empíricamente por Gorton (1988), dando motivación al trabajo de Allen y Gale, ya que la teoría predominante antes de este modelo señalaba que los shocks eran consecuencia de profecías autocumplidas que se originaban a partir de cambios en las expectativas de los inversionistas, sin hacer explícita la razón de estos cambios en las expectativas.

que afectan al sistema financiero. Si los shocks son muy grandes, los inversionistas no serán capaces de absorberlos y las pérdidas se traducen en caídas en los precios. Entonces, el ratio de endeudamiento asumido por los inversionistas crece endógenamente aumentando la inestabilidad del sistema financiero (y en el agregado los efectos son aun mayores). Paradójicamente, el bajo riesgo endógeno en periodos de estabilidad hace que el sistema financiero sea susceptible a crisis de volatilidad, lo que los autores denominan paradoja de la volatilidad. Luego, Adrian y Shin (2010) presentan evidencia empírica de la existencia de este fenómeno.

Debido a los últimos eventos de crisis financieras, sobre todo la crisis financiera del 2008, se ha hecho necesario desarrollar medidas que permitan cuantificar el riesgo sistémico, con objetivos de regulación macroprudencial, es decir, con el objetivo de limitar la ocurrencia y la magnitud de las consecuencias de las crisis financieras. A continuación se describen algunas medidas propuestas por la literatura, y se comentan sus ventajas y desventajas. Luego, se argumenta acerca de la utilidad de los modelos de duración en materia de riesgo sistémico.

En primer lugar se analiza la metodología propuesta por Segoviano y Goodhart (2009), quienes definen el sistema bancario como un portafolio de bancos e infieren la densidad multivariada del sistema utilizando probabilidades de riesgo individuales como variables exógenas. A partir de la densidad multivariada se estiman medidas de estabilidad financiera, como la probabilidad conjunta de estrés financiero, que representa la probabilidad de que todos los bancos en el sistema experimenten un estado de estrés (estado inestable), o la matriz de dependencia de estrés financiero, que estima un conjunto de probabilidades condicionales de estrés financiero, es decir, la probabilidad de que un banco específico experimente estrés dado que otro banco específico lo experimenta. Como ventaja de esta metodología se encuentra la posibilidad de usar distintas medidas de riesgo como base para la densidad multivariada, y generar múltiples medidas de estabilidad como resultado, pero como desventaja se tiene que la densidad multivariada es difícil de construir, y los resultados dependen del método utilizado para construirla. Por otro lado, es sólo una medida descriptiva que no permite analizar los determinantes del riesgo sistémico.

Chan-Lau (2010) describe un método para analizar el riesgo que surge de exposiciones directas relacionadas a las hojas de balance de instituciones financieras, a través de simulaciones contrafactuales. A partir de datos de estados financieros se construye una matriz de derechos cruzados entre instituciones, y se usan simulaciones para analizar cómo los shocks que afectan a una institución se propagan a través del sistema bancario. Se simula la quiebra individual de cada una de las instituciones en el sistema, y se monitorea el efecto dominó resultante de cada falla específica³. Así se obtienen indicadores como el total de quiebras inducidas por la quiebra de una institución específica, o el total de pérdidas de capital inducidas por la quiebra de una institución específica.

³El efecto se transmite a través de pérdidas de capital que afectan a los bancos. Alternativamente a la quiebra, también se puede simular un estado de estrés (estado inestable), en que no se pierde el capital completo del banco pero sí se llega hasta un límite mínimo que define el estado.

Como ventaja esta metodología permite identificar las instituciones de mayor importancia sistémica así como las instituciones más vulnerables, y elaborar mapas de riesgo de contagio. Como desventaja, esta metodología sólo analiza interconexiones directas, y no indirectas. Además depende de variables como el total y composición de los activos, pasivos y capital de un banco, pero sólo se conocen los valores totales y no el detalle de las interconexiones, por lo que se deben hacer supuestos arbitrarios para modelarlas⁴.

Por último se analiza el trabajo de Adrian y Brunnermeier (2009), quienes proponen una medida de riesgo sistémico que denominan *CoVaR*, el valor en riesgo (value at risk, *VaR*) del sistema financiero condicional a que alguna institución se encuentre en un estado de estrés. Los autores definen la contribución de una institución al riesgo sistémico, $\Delta CoVaR$, como la diferencia entre el *CoVaR* condicional a una institución en estrés y el *CoVaR* en el estado mediano de la institución.

Esta variable se construye de la siguiente manera:

1. En primer lugar se define el *VaR*, valor en riesgo, a partir de la distribución de la tasa de crecimiento del total de activos a valor de mercado (la cola izquierda de la distribución caracteriza los malos retornos).
2. Luego se obtiene una medida de *VaR* condicional (*CoVaR*) utilizando regresiones de cuantiles.
3. Finalmente se construye el $\Delta CoVaR^{j|i}$, como la diferencia entre el *VaR* del sistema financiero (institución *j*) condicional a que una institución *i* se encuentre en estrés, y el *VaR* del sistema financiero condicional a que la institución *i* se encuentre en el estado mediano de su distribución de retornos.

Se utilizan estas medidas ya que la mediana caracteriza el estado normal (o estable) de una institución, y el *VaR* en el estado de estrés caracteriza la cola de la distribución, es decir, se condiciona en un evento malo, en que el comportamiento de la variable en estudio es anormal (estado inestable). Luego, el $\Delta CoVaR$ refleja los cambios en los momentos del estado anormal en relación al estado normal.

Una ventaja de esta propuesta es que se pueden utilizar distintas medidas de riesgo como variable exógena, no necesariamente el VaR. Además se pueden generar distintas medidas, por ejemplo, la contribución de una institución al riesgo del sistema, la contribución de una institución al riesgo de otra institución, y la contribución del sistema al riesgo de una institución. Como desventaja se tiene que es una medida más bien descriptiva. Se podría decir que el hecho de que los resultados dependan de la medida de riesgo subyacente es una desventaja, aunque dependiendo del punto de vista esta

⁴Por ejemplo, se conoce el total de préstamos del banco a otros bancos, pero no a qué bancos ni la fracción que corresponde a cada uno. Normalmente se asume que el banco diversifica y reparte sus préstamos entre todos los bancos del sistema, lo que equivale a asumir una red interbancaria completa según Allen y Gale (2000), lo que implica que la probabilidad de contagio es menor, pero que el contagio sería mayor en caso de producirse.

flexibilidad también puede ser una ventaja, ya que en muchos países la calidad y/o cantidad de datos es limitada, por lo que la flexibilidad para utilizar distintas variables subyacentes es algo positivo.

En este trabajo se propone analizar la utilidad de modelos de duración en el contexto de riesgo sistémico. Se propone un punto de vista distinto a las medidas anteriores, enfocado en la duración de los estados de estabilidad. A partir de una serie histórica de riesgo para distintos bancos se definen estados de estabilidad e inestabilidad. Luego se calcula la probabilidad de transición de los bancos, condicionando en regresores que pueden ser características del banco (ratios financieros) y/o características de la economía (variables de ciclo económico). A partir de esta estimación se construye una función de supervivencia, que permite calcular la duración promedio de cada banco en el estado de estabilidad al evaluar la función para distintos valores de los regresores. Es decir, se puede usar la duración esperada, condicional en las características de banco, como un índice de estabilidad.

Las ventajas de esta metodología es que permite testear empíricamente los determinantes del riesgo sistémico propuestos por la teoría, y determinar qué factores son más importantes que otros. Además, al condicionar en regresores, el organismo regulador puede tener una idea de qué variables tendrían un efecto mayor sobre la duración esperada, para luego enfocar su esfuerzo de vigilancia sobre los determinantes más importantes. Por otro lado, no sólo utiliza información contemporánea, sino que también permite utilizar información histórica e incluso censurada para las estimaciones. Por último se pueden utilizar distintas medidas de riesgo subyacente para definir los estados. Como desventajas se tiene que el criterio de selección de estados es arbitrario y depende de la medida de riesgo subyacente. Además, se trata de un modelo reducido y no estructural, sujeto a la crítica de Lucas.

3 Marco teórico: modelos de duración

3.1 Conceptos básicos

En esta sección se describen los conceptos básicos acerca de los modelos de duración. La siguiente descripción se realiza siguiendo el texto de Cameron y Trivedi (2005) y el de Kiefer (1988).

En este tipo de modelos, la variable de interés es la *duración* o permanencia en un estado antes de pasar a otro estado (transición). Un *estado* es una clasificación dada a un individuo o entidad en un punto en el tiempo, y la *transición* es el movimiento desde un estado a otro. En este contexto, se puede definir un estado de estabilidad financiera y uno de inestabilidad financiera (estrés financiero), que dependen de indicadores de riesgo sistémico. En este caso se quiere estudiar la duración en el estado estable, y la probabilidad de transición hacia el estado inestable, de riesgo sistémico alto.

La duración en un estado es una variable aleatoria no negativa, ya que mide periodos

de tiempo, y se denota como T . La *función de distribución acumulada* de T , se denota $F(t)$, mientras que su *función de densidad* se denota como $f(t)$. Es decir, $F(t)$, o la probabilidad de permanecer en un estado de estabilidad financiera t periodos o menos es:

$$\begin{aligned} F(t) &= Pr(T \leq t) \\ &= \int_0^t f(s)ds \end{aligned}$$

Por otro lado, se define la *función de supervivencia*, como la probabilidad de permanecer en el estado estable t periodos o más:

$$\begin{aligned} S(t) &= Pr(T > t) \\ &= 1 - F(t) \end{aligned}$$

Esta función decae monotónicamente desde uno a cero, al contrario de lo que ocurre con la *cdf*.

La *función de riesgo (hazard function)* es la probabilidad instantánea de dejar el estado, condicional a haber permanecido en él t periodos. En otras palabras, es la probabilidad instantánea de entrar en un estado de estrés financiero, dado que se ha permanecido en el estado estable t periodos. Se define como:

$$\begin{aligned} \lambda(t) &= \lim_{dt \rightarrow 0} \frac{Pr(t \leq T < t + dt \mid T \geq t)}{dt} \\ &= \frac{f(t)}{S(t)} \end{aligned}$$

En este trabajo las expresiones "función de riesgo" y "probabilidad de transición" se utilizarán para referirse a este concepto.

Una última función de interés, es la *función de riesgo acumulada (integrated hazard)*:

$$\begin{aligned} \Lambda(t) &= \int_0^t \lambda(s)ds \\ &= -\ln S(t) \end{aligned}$$

Esta función no tiene una interpretación conveniente, ya que no es una función de probabilidad, sin embargo es útil en la práctica para calcular la función de supervivencia a través de la siguiente relación:

$$S(t) = \exp(-\Lambda(t))$$

Las fórmulas en tiempo discreto se pueden revisar en el apéndice 1.

Por último, se debe notar que en este tipo de modelos existen dos conceptos del tiempo. Uno es la fecha, o cómo el tiempo es medido en los datos (años y trimestres), y el otro es el tiempo bajo análisis, o *tiempo en riesgo*, que se denota como t . Si todas las duraciones empezaran a ser medidas en el mismo periodo (origen), entonces ambos conceptos del tiempo coincidirían, y la duración se estaría midiendo en *tiempo real*, sin embargo, las duraciones en este trabajo se miden a partir de distintos orígenes, por lo que el concepto del tiempo relevante es t , el tiempo en riesgo, y no el tiempo real⁵.

3.2 Modelos de riesgo condicional

En este tipo de modelos, el interés se centra en la función de riesgo condicional (probabilidad de transición condicional), $\lambda(t | x)$, a diferencia de otros enfoques estándar de regresión, en que el interés principal está en la función de media condicional, $E(T | x)$. Es importante condicionar la duración en regresores ya que las variables explicativas pueden afectar la distribución de las duraciones, y se pueden establecer relaciones entre las variables explicativas, la función de riesgo y la duración promedio o esperada.

El modelo de riesgo condicional más utilizado es el **modelo de riesgo proporcional de Cox**. Este modelo supone que la función de riesgo es heterogénea: varía de institución a institución, pero es proporcional a una función de riesgo base. Así, la función de riesgo condicional se puede factorizar en dos funciones separadas:

$$\lambda(t | \mathbf{x}, \beta) = \lambda_0(t)\phi(\mathbf{x}, \beta)$$

Donde $\lambda_0(t)$ es la *función de riesgo base*, y sólo es función del tiempo en riesgo, mientras que la función $\phi(\mathbf{x}, \beta)$ es sólo función de \mathbf{x} , de los regresores. Todas las funciones de riesgo condicionales son proporcionales a la función de riesgo base, donde $\phi(\mathbf{x}, \beta)$ es un factor de escala.

Generalmente (como en este trabajo) $\phi(\mathbf{x}, \beta) = \exp(\mathbf{x}, \beta)$. Esta especificación es conveniente debido a que la no negatividad de ϕ permite no imponer restricciones sobre β , y la estimación e inferencia es directa. Además, notar que:

$$\partial \ln \lambda(t | \mathbf{x}, \beta) / \partial \mathbf{x} = \beta$$

Entonces, el coeficiente se puede interpretar como el efecto proporcional constante de \mathbf{x} sobre la probabilidad de transición condicional. Es decir, cuando $\phi(\mathbf{x}, \beta) = \exp(\mathbf{x}, \beta)$ el modelo de riesgo proporcional de Cox permite una interpretación conveniente de los coeficientes, como en un modelo lineal.

⁵Como consecuencia de esto se podría pensar que las interconexiones entre bancos no estarían siendo medidas, pero sí lo son a través de la variable de riesgo sistémico subyacente que captura estas relaciones. Cuando la contribución al riesgo sistémico de un banco supera el límite establecido haciéndose inestable, lo hace como consecuencia de las interconexiones existentes. Si no estuviera interconectado y fuera un banco aislado, su riesgo individual no tendría implicancias sistémicas. No obstante, es posible que el efecto de variables macroeconómicas se vea disminuido.

Alternativamente, suponga que el j -ésimo regresor cambia en una unidad mientras que los otros regresores permanecen constantes:

$$\begin{aligned}\lambda(t \mid \mathbf{x}_{\text{new}}, \beta) &= \lambda_0(t) \exp(\mathbf{x}'\beta + \beta_j) \\ &= \lambda_0(t) \exp(\mathbf{x}'\beta) \exp(\beta_j) \\ &= \exp(\beta_j) \lambda(t \mid \mathbf{x}, \beta)\end{aligned}$$

La nueva función de riesgo es $\exp(\beta_j)$ veces la antigua, mientras que el cambio es $1 - \exp(\beta_j)$ veces la antigua función de riesgo⁶. También es ilustrativa la siguiente expresión:

$$\partial \lambda(t \mid \mathbf{x}, \beta) / \partial \mathbf{x}_j = \lambda_0(t) \exp(\mathbf{x}'\beta) \beta_j$$

Por otro lado, en el modelo de riesgo proporcional se asume que la función de riesgo base es constante en el tiempo y no se especifica⁷, sin embargo la evidencia empírica puede sugerir que sí varía en el tiempo (t , tiempo en riesgo). En tal caso es posible parametrizar la función de riesgo base, utilizando una función de distribución que permita modelar esta dependencia, como por ejemplo la distribución Weibull:

$$\lambda_0(t) = \gamma \alpha t^{\alpha-1}$$

En este caso se trata de un **modelo paramétrico**. En este trabajo se realizarán estimaciones de ambos modelos, para comprobar si los resultados son robustos a diferentes metodologías que explican el mismo fenómeno.

4 Datos

La variable dependiente es la duración en el estado estable, es decir, el periodo de tiempo que una institución pasa en un estado de estabilidad financiera. Para construir esta variable previamente se deben definir los estados de estabilidad e inestabilidad, en función del nivel de riesgo sistémico. Un alto nivel de riesgo sistémico se asocia a un estado de inestabilidad financiera, y viceversa.

Para definir los estados estable e inestable, se utiliza la medida de riesgo sistémico propuesta por Adrian y Brunnermeier(2009), $\Delta CoVaR$. A continuación se describe brevemente el procedimiento utilizado por estos autores para construir esta variable a partir de la tasa trimestral de crecimiento del total de activos financieros (valorados a precios de mercado). El VaR de 5% sería el percentil 5 de la distribución de esta variable, que corresponde a la cola izquierda de la distribución de la variable de crecimiento.

⁶El valor $\exp(\beta_j)$ es el que Stata reporta como "hazard ratio".

⁷El modelo de riesgo proporcional considera que la función de riesgo base es constante, y no es estimada. Por la misma razón el modelo no tiene intercepto, que queda no identificado. Ver Cameron y Trivedi (2004), P. 594.

Los autores construyeron la distribución utilizando todos los datos disponibles y regresiones de cuantiles. Primero calcularon el VaR de cada institución (incondicional), de 5 % y 50 %. Después calcularon el VaR del sistema financiero condicional en el VaR de 5 % y luego condicional en el de 50 %, para cada institución (predicción de una regresión de cuantiles). La diferencia entre ambos es el $\Delta CoVaR$. Para obtener una serie temporal de $\Delta CoVaR$ ocuparon este mismo procedimiento pero además condicionando las regresiones en variables de estado que dependen del tiempo⁸.

El $\Delta CoVaR$ entonces sería la diferencia entre la máxima pérdida porcentual en el valor de los activos del sistema financiero cuando una institución en particular está en el estado mediano de sus retornos (50 %), y cuando está en un estado extremo (5 %). Adrian y Brunnermeier(2009) la definen como una medida que captura la contribución marginal al riesgo sistémico de una institución en particular. Entonces, al definir los estados en función de esta variable, el estado inestable corresponde a un estado en que el riesgo del sistema debido a una institución en particular es alto, o en otras palabras cuando la contribución de una institución al riesgo sistémico es alta.

Se debe escoger un nivel de riesgo que permita distinguir entre ambos estados. En general los periodos de estrés financiero coinciden con periodos recesivos y de crisis financieras, por lo que el nivel de riesgo que define los estados se debiera escoger de forma de reflejar este hecho.

La serie trimestral para la medida de $\Delta CoVaR$ al 5 % fue proporcionada por Adrian y Brunnermeier, para una muestra de 1.194 instituciones financieras y 100 trimestres, entre 1986Q1 y 2012Q4. Todas las instituciones en la muestra son transadas públicamente en mercados de valores. Esta medida se utiliza debido a su disponibilidad, aunque la metodología también admite el uso de otras variables de riesgo sistémico, lo que es una ventaja cuando la disponibilidad de datos es limitada.

El cuadro 1 muestra la estadística descriptiva para la media temporal de la variable de riesgo sistémico (se tomaron promedios por trimestre, y luego se tomó el promedio de los promedios), mientras que la figura 1 muestra la serie de promedios trimestrales con el objetivo de realizar diversos análisis sobre sus características, que se discuten a continuación.

En el cuadro 2 se muestran los periodos recesivos en EEUU durante el periodo de la muestra. Un periodo recesivo corresponde al periodo entre el punto más alto de un ciclo económico y el más bajo. En la figura 1 se muestran estos intervalos en áreas sombreadas. Se observa que dos de tres recesiones se pueden asociar a periodos de alto riesgo sistémico, es decir, el riesgo sistémico sería contra-cíclico, aumenta dentro de los periodos recesivos. La excepción corresponde al segundo periodo recesivo, entre 2001Q1 y 2001Q4, en que se observa una disminución del riesgo sistémico dentro del intervalo. Respecto al contexto histórico, la primera recesión (1990Q2-1991Q1) se produjo como consecuencia de la crisis financiera de 1987. Si bien los mercados financieros se recuperaron relativamente rápido, los bancos fueron muy golpeados y tardaron en recuperarse,

⁸Esta metodología se describe en detalle en el apéndice 2.

lo que impactó en la oferta de crédito de la economía. Además de este episodio se sumó el inicio de la Guerra del Golfo, que también impactó negativamente en la economía. La segunda recesión (2001Q1-2001Q4) corresponde al periodo posterior a la crisis del Nasdaq (burbuja punto com), que alcanzó su mayor valor bursátil en marzo del año 2000, y luego cayó sostenidamente durante 18 meses. La tercera recesión (2007Q4-2009Q2) se produjo como consecuencia del estallido de la burbuja inmobiliaria en EEUU durante el año 2007.

Cuadro 1: Estadística descriptiva para las medias temporales de $5\% \Delta CoVaR$

Variable	Media	Desv. Est	Min	Max	N
$5\% \Delta CoVaR$	0.001	(0.0002)	0.0007	0.0018	100

Cuadro 2: Recesiones en EEUU (Fuente: NBER)

Punto más alto	Punto más bajo
1990Q2	1991Q1
2001Q1	2001Q4
2007Q4	2009Q2

Cuadro 3: Crisis Financieras

Crisis	Periodo
Black monday	1987Q3
Boom precios del petróleo	1990Q3
Crisis asiática	1997Q3
Crisis Nasdaq	2000Q1
Caída Lehman Brothers	2008Q3

En el cuadro 3 se muestran las fechas de crisis financieras durante el periodo de la muestra, y en la figura 1 se señala su fecha de ocurrencia a través de líneas verticales. La primera corresponde al "Black Monday", cuando los mercados financieros mundiales se deplomaron uno tras otro a través de un proceso de contagio iniciado en Hong Kong. Sus causas nunca estuvieron muy claras. Este caso se describe como una crisis de profecía autocumplida. La siguiente crisis corresponde al gran aumento de los precios del petróleo durante la Guerra del Golfo, en 1990. Luego ocurrió la crisis asiática, en 1997, que afectó el precio de las divisas en Asia, y la crisis del Nasdaq tras el estallido de la "burbuja punto com" en el año 2000. Finalmente se observa la crisis asociada a la caída de Lehman Brothers, el cuarto mayor banco de inversión en EEUU en ese momento, y la banca rota más grande en la historia de EEUU. En general se observa

que el riesgo sistémico aumenta antes y sobre todo después de una crisis financiera. La relación entre crisis financiera y riesgo sistémico pareciera ser más clara que en el caso de las recesiones, aunque no es causal ya que se observa que el riesgo sistémico aumenta desde antes del inicio de una crisis. Sin embargo, la ocurrencia de una crisis tiene un efecto amplificador sobre los niveles de riesgo.

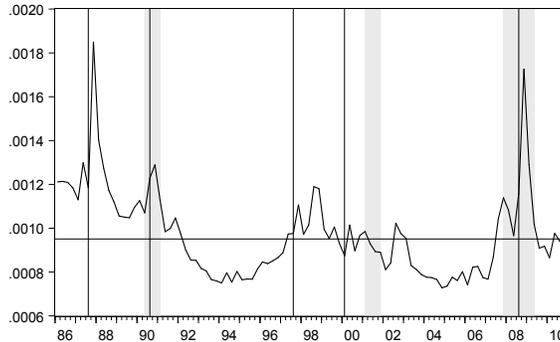


Figura 1: Crisis Financieras y Recesiones

La relación entre periodos recesivos y crisis financieras es más compleja de lo que parece. Las dos primeras recesiones se originaron como consecuencia de las crisis financieras de 1987-1990 y 2000, respectivamente, mientras que la tercera recesión ocurrió como consecuencia del estallido de la burbuja inmobiliaria en EEUU. Esta crisis financiera se inició en agosto de 1997, sin embargo sus consecuencias fueron moderadas inicialmente afectando únicamente al sector del sistema financiero enfocado en bienes raíces, mientras que sólo en el momento del colapso de Lehman Brothers se produjo un verdadero pánico financiero. Pareciera que las crisis financieras fueran eventos que se producen aleatoriamente, como señalaban teorías anteriores a los trabajos de Allen y Gale (2000), y que las crisis financieras producen recesiones y no al revés. Esta relación se puede aclarar utilizando el modelo de Brunnermeier y Sannikov (2009), quienes señalan que la estabilidad del sistema financiero depende de los ciclos económicos, pero estos ciclos a su vez son amplificados por la actividad del sector financiero. Por ejemplo, si los inversionistas observan una desaceleración anticipan que habrá una recesión, reaccionando inmediatamente y de forma desproporcionada, provocando crisis financieras que profundizan la desaceleración, causando una recesión.

Para el análisis de duración de la estabilidad se deben definir estados de riesgo sistémico. El nivel de riesgo utilizado para definir los estados de estabilidad e inestabilidad es la media de la serie de promedios por año: 0.001⁹. Este valor es una selección arbitraria, en que el estado de inestabilidad o riesgo alto corresponde a un estado en que el riesgo

⁹Sin redondear este valor corresponde a 0.0009508

de una institución es mayor al riesgo promedio histórico del sistema financiero. Esta división entre estados se puede apreciar en la figura 1 a través de la línea horizontal. Se observa que al definir este nivel de riesgo como límite, la gran mayoría de las recesiones y crisis financieras quedan contenidas dentro del estado inestable¹⁰.

En base a este argumento se define la variable *estado* como una dummy igual a 1 cuando el riesgo sistémico es mayor o igual a la media, y 0 cuando es menor, es decir, esta variable es igual a 1 cuando se está en el estado inestable e igual a 0 en el estado estable. En la figura 2 se observa la media temporal para la variable de estado, que equivale al porcentaje de instituciones en el estado inestable en cada periodo. Se observa que esta variable refleja la distribución temporal del riesgo observada en la figura 1. Luego, se define la variable *trans* igual a 1 cuando se produce una transición, es decir, cuando se pasa del estado estable al inestable (cuando *estado* pasa de 0 a 1) e igual a 0 en otro caso. Una vez que se especifica el inicio de cada periodo de estabilidad, la *duración* es el número de periodos entre el origen de un periodo de estabilidad y el periodo en que ocurre la transición hacia el estado inestable. En este periodo la institución se encuentra en riesgo (tiempo en riesgo), ya que existe la probabilidad de experimentar una transición al estado inestable.

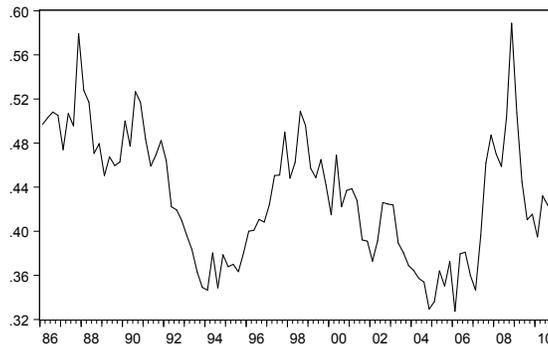


Figura 2: Medias temporales para la variable de estado

La base de datos contiene información de bancos, corredoras de bolsa, compañías de seguros, compañías de bienes raíces y otras instituciones financieras. Para el análisis de supervivencia se utiliza sólo información de bancos, ya que sólo fue posible obtener regresores para este tipo de instituciones. Los datos se obtuvieron de la base de datos de la Federal Deposit Insurance Corporation (FDIC). Los bancos corresponden al 58.8% de la muestra original, es decir, un total de 35.160 observaciones (720 instituciones). Se cuenta con regresores a partir del primer trimestre de 1992. Por otro lado, se debe notar que sólo importa la transición desde el estado estable al inestable, por lo que las

¹⁰El nivel de riesgo asociado a este evento queda contenido dentro del estado inestable.

observaciones en el estado inestable son irrelevantes en la estimación, lo que implica que alrededor de un 40 % de la muestra no es utilizada. También se eliminaron instituciones para las cuales no se obtuvieron regresores debido a que estaban mal clasificadas como bancos (o que no se encontraban en la base de datos de la FDIC). Por último, se cuenta con variables macroeconómicas obtenidas de la base de datos del Banco de la Reserva Federal de St. Louis.

Los datos están organizados como un panel de datos, con observaciones para cada institución durante un determinado periodo de tiempo. Esta base de datos debe configurarse para trabajar con modelos de duración. Stata mide la duración como el periodo de tiempo hasta la transición (o hasta el último periodo observado, si hay censura) desde que el sujeto está por primera vez en riesgo (en el estado estable). Sin embargo, un banco puede completar una duración pasando al estado inestable, permanecer en ese estado un cierto periodo de tiempo, y luego volver al estado estable. La siguiente duración debería contarse a partir de dicho momento, cuando se encuentra en riesgo por segunda vez. Para lograr esto se manipula la base de datos, considerando cada duración como correspondiente a una institución diferente (se crea una nueva variable *id* que identifica duraciones en lugar de bancos). En otras palabras, si para una institución se observan dos duraciones, se trata como si fueran dos instituciones con una duración cada una. Luego se utilizan *errores agrupados* según la variable *id* original¹¹.

5 Análisis de transición: Estimación no paramétrica

Inicialmente se realiza una estimación no paramétrica de las funciones de supervivencia, riesgo y riesgo acumulado. La estimación no paramétrica de la función de supervivencia se puede observar en la figura 3. Es conveniente recordar que la función de supervivencia es igual a $S(t) = 1 - F(t)$, es decir, la probabilidad de permanecer en el estado estable durante más que t periodos. Se observa que esta función cae rápidamente durante los primeros periodos.

En el cuadro 4 se presentan las estimaciones no paramétricas para las primeras 30 duraciones. En términos simples, la función de riesgo se estima usando la fórmula: $Falla/Total$ para cada t (duración), y la función de riesgo acumulada es la suma acumulada de la función de riesgo hasta t ($Falla$ es el número de duraciones que se completaron en cada periodo, es decir, es el número de transiciones en cada periodo). La función de supervivencia se estima utilizando un productorio, en que para cada t se usa la fórmula $(Total - Falla)/Total$, y luego se multiplican estos resultados hasta t . Por ejemplo, para la duración 1 se tiene $(986 - 294)/986 = 0.7018$ y para la duración 2 se tiene $(688 - 125)/688 = 0.8183$, luego $S(2) = 0.7018 * 0.8183 = 0.5743$. Este resultado también se puede lograr multiplicando $(1 - F.Riesgo)$ por la supervivencia anterior, por ejemplo, $S(2) = 0.7018 * (1 - 0.1817) = 0.5743$.

¹¹Para mayor detalle de la estructura de la base de datos ver apéndice 3.

Se observa que existe un total de 986 duraciones, de las cuales 294 terminaron luego de 1 periodo (1 trimestre), aproximadamente un 30 % de la muestra, por lo que la supervivencia es de un 70 %. Luego, de un total de 688 duraciones incompletas después de un periodo, 125 se completaron en el segundo periodo, por lo que la supervivencia luego de dos periodos, es decir, la probabilidad de permanecer en el estado estable durante más de dos periodos, es de un 57 %. Se debe notar que entre la duración 1 y 2 se pierden observaciones en el cuadro, ya que se tenían 986 duraciones de las cuales 294 terminaron, es decir, deberían haber sobrevivido 692, sin embargo, para $t = 2$ se cuenta con 688 duraciones. Esto se debe a que se tienen 4 duraciones de 1 periodo censuradas: se sabe que duraron un periodo pero no se tienen más datos después de ese momento (duraciones que empiezan en 2010Q4, el último periodo de la muestra), pero no se descartan para no perder información valiosa. Luego, el *Total* para la duración 2 es el número de supervivientes (duraciones incompletas) en el periodo 2 menos el número de casos censurados. Así el estimador toma en cuenta la censura de los datos (se asume que las duraciones que salen de la muestra tienen la misma función de supervivencia que las duraciones que quedan).

La expresión matemática para el estimador de la función de supervivencia, el *estimador de Kaplan-Meier* es:

$$\hat{S}(t) = \prod_{j|t_j \leq t} (1 - \hat{\lambda}_j) = \prod_{j|t_j \leq t} \frac{r_j - d_j}{r_j}$$

Donde d_j es el número de duraciones terminadas en t_j (*Falla*), y r_j es el número de duraciones en riesgo en t_j , que en el caso con censura es igual al número de supervivientes menos el número de casos censurados (*Total*). Una ventaja de este estimador es que se pueden usar todas las observaciones en la muestra, incluyendo aquellas que corresponden a bancos para los cuales no se tienen regresores (observaciones anteriores a 1992Q1).

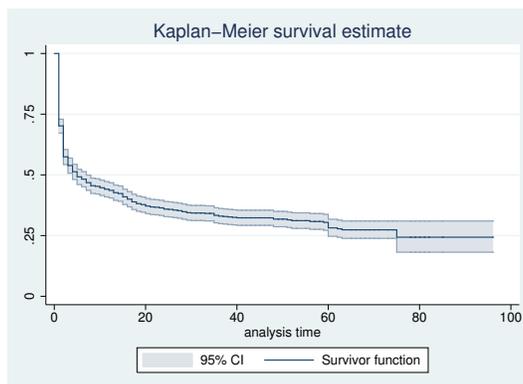


Figura 3: Función de supervivencia

La función de riesgo es la probabilidad de transición en cada periodo (condicional a haber sobrevivido hasta dicho periodo), y se observa que para el primer periodo es

cercana a un 30 %, mientras que para el segundo periodo es de un 18 %. La figura 4 muestra la función de riesgo estimada no paramétricamente (suavizada por un kernel). Esta probabilidad es alta para duraciones pequeñas, y va cayendo para luego aumentar levemente. Una explicación para esta situación es que, partiendo del estado inestable, una vez que se pasa al estado estable la probabilidad de volver a la inestabilidad en el corto plazo es grande. En términos financieros este fenómeno se conoce como "inercia", y en este contexto se podría describir como la tendencia a permanecer en el mismo estado en que se estaba¹². En el extracto de base de datos analizado en el apéndice 3 se observa un banco con este comportamiento, exhibiendo un gran número de duraciones pequeñas. Por otro lado, se observa que la función de riesgo no es constante en el tiempo, lo que sugiere que parametrizar esta función podría ser conveniente (modelar explícitamente esta función utilizando un modelo paramétrico). Por último, en la figura 5 se observa la función de riesgo acumulada. Se observa que es una función cóncava, dado que la función de riesgo es en general decreciente en el tiempo.

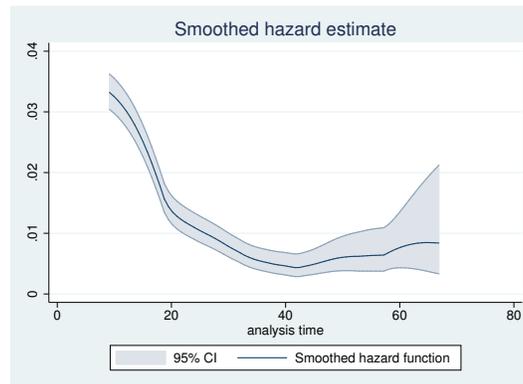


Figura 4: Función de Riesgo

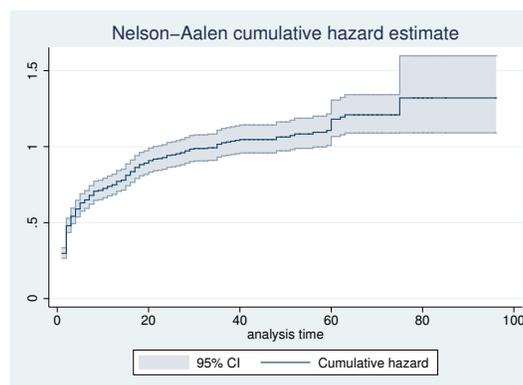


Figura 5: Función de Riesgo Acumulada

¹²Este fenómeno también se ha descrito en la literatura de modelos de duración. Ver Kiefer (1988), P.652.

Cuadro 4: Estados estables y estimaciones no paramétricas

Duración(t)	Total	Falla	F.Supervivencia	F.Riesgo	Riesgo Acum.
1	986	294	0.7018	0.2982	0.2982
2	688	125	0.5743	0.1817	0.4799
3	563	35	0.5386	0.0621	0.542
4	525	25	0.513	0.0476	0.5896
5	491	20	0.4921	0.0408	0.6304
6	465	9	0.4825	0.0193	0.6497
7	435	13	0.4681	0.0299	0.6796
8	402	11	0.4553	0.0274	0.707
9	386	2	0.453	0.0052	0.7122
10	383	5	0.447	0.0130	0.7252
11	376	5	0.4411	0.0133	0.7385
12	369	4	0.4363	0.0109	0.7494
13	363	8	0.4267	0.0220	0.7714
14	353	3	0.4231	0.0085	0.7799
15	347	11	0.4097	0.0317	0.8116
16	336	8	0.3999	0.0238	0.8354
17	328	9	0.3889	0.0274	0.8628
18	316	6	0.3815	0.0190	0.8818
19	310	3	0.3779	0.0097	0.8915
20	305	5	0.3717	0.0164	0.9079
21	300	3	0.3679	0.0100	0.9179
22	294	1	0.3667	0.0034	0.9213
23	292	2	0.3642	0.0069	0.9282
24	288	4	0.3591	0.0138	0.942
25	280	1	0.3578	0.0036	0.9456
26	276	2	0.3552	0.0073	0.9529
27	266	2	0.3526	0.0075	0.9604
28	259	3	0.3485	0.0116	0.972
29	253	3	0.3444	0.0118	0.9838
30	243	1	0.3429	0.0041	0.9879

6 Análisis de transición condicional

6.1 Variables

Las variables a utilizar deben ser las que la teoría sugiere que se relacionan con el riesgo sistémico. Gorton (1988) y Allen y Gale (2000) sugieren una relación con el ciclo económico, ya que los depositantes reaccionan a señales que dependen del ciclo económico, generando shocks de liquidez sobre los bancos que pueden desencadenar un fenómeno de contagio financiero. En el análisis descriptivo de los datos también se apreció una relación contra-cíclica, así como una relación con las crisis financieras. También importa la naturaleza de las interconexiones de una institución, es decir, qué tan diversificados están los pasivos y activos de un banco, pero esta variable no está disponible.

Se utilizan variables financieras como por ejemplo índices de liquidez ya que, mientras mayor sea la liquidez de un banco, mayor será su capacidad para absorber un shock de liquidez, como se desprende de los trabajos de Allen y Gale (2000) y de Freixas, Parigi y Rochet (2000). Estos mismos modelos también justifican la inclusión del tamaño como una variable importante, ya que instituciones más grandes provocarían efectos sistémicos mayores. Por último, se utiliza un índice de apalancamiento, ya que el apalancamiento creciente que asumen los bancos en periodos de estabilidad los hace propensos a una mayor inestabilidad en sus retornos, generando riesgo sistémico, como argumentan Brunnermeier y Sannikov (2009) y Adrian y Shin (2010).

Los regresores a utilizar son:

1. **Liquidez.** Los bancos son intrínsecamente frágiles debido a su función de proporcionar liquidez a la economía, que es demandada por inversionistas aversos al riesgo. Los bancos reciben depósitos líquidos, que pueden ser retirados cuando los inversionistas (depositantes) deseen, mientras que invierten en activos de largo plazo y mayor rentabilidad, pero que en el caso de ser liquidados antes de su vencimiento generan pérdidas. El banco invierte en un portafolio de activos de corto y largo plazo de acuerdo a la estimación que hace del riesgo agregado (proporción de depositantes que retiran en el corto y largo plazo). Un shock de liquidez hace que una cantidad distinta a la esperada de depositantes desee retirar activos en el corto plazo, generando pérdidas en el banco debido a que debe liquidar activos de largo plazo para satisfacer la demanda inesperada por liquidez. Si el shock es muy grande el banco quiebra y todos sus activos son liquidados con descuento, con la consecuencia de que los bancos que tienen depósitos en el banco afectado por el shock sufren pérdidas (interconexiones, depósitos cruzados entre bancos), lo que puede desencadenar un proceso de contagio financiero. En consecuencia, si un banco tiene buenos indicadores de liquidez, es decir, si tiene activos de corto plazo suficientes para satisfacer cualquier demanda no prevista será menos riesgoso sistémicamente (al mismo tiempo que generan menos ingresos, ya que los

activos de corto plazo tienen menor rendimiento). Respecto de este determinante se analizan dos variables de importancia:

- (a) **Préstamos y arriendos sobre depósitos**¹³. Índice de iliquidez. Mientras mayor sea este ratio más ilíquido es el banco, ya que es mayor la proporción de activos (ilíquidos) en relación a los pasivos (líquidos, de corto plazo). Se espera un signo positivo: aumenta la probabilidad de transición. Esta variable se abreviará como "iliquidez".
 - (b) **Préstamos y arriendos sobre depósitos estables**. Índice de iliquidez. Mientras mayor sea este ratio más ilíquido es el banco, ya que es mayor la proporción de activos en relación a los pasivos (de corto plazo). Los depósitos estables incluyen sólo depósitos de consumidores (que son más estables en el tiempo que otros tipos de depósitos, como los depósitos de instituciones). Se espera un signo positivo: aumenta la probabilidad de transición. Esta variable se abreviará como "iliquidez (estable)".
2. **Ratio de capital Tier 1**. Inverso de un índice de apalancamiento, se interpreta como un índice de fortaleza de un banco. Corresponde al capital Tier 1 como porcentaje de los activos ponderados por riesgo. El capital Tier 1 incluye sólo acciones ordinarias (y a veces preferenciales) y las reservas declaradas (o utilidades retenidas). No incluye capital social. Brunnermeier y Sannikov (2009) señalan que los inversionistas (incluyendo inversionistas institucionales como los bancos) se apalancan endógenamente durante periodos de crecimiento debido a distorsiones alcistas en el precio de los activos que a su vez distorsionan los ratios de apalancamiento. Este mayor apalancamiento hace que los bancos sean más propensos a periodos de inestabilidad, debido a que sus retornos se hacen volátiles y a que quedan expuestos a la insolvencia financiera. En periodos de desaceleración o periodos recesivos, este efecto se incrementa debido a que las caídas en los precios de los activos aumentan los ratios de apalancamiento. Por lo tanto, dado que este ratio es el inverso de un índice de apalancamiento debería tener un signo negativo: disminuye la probabilidad de transición.
3. **Activos promedio (ln)**. Se utiliza para medir tamaño. Promedio entre el total de activos del periodo contemporáneo y del periodo anterior. Se utiliza el logaritmo de esta variable. El contagio financiero se produce debido a que las pérdidas que sufre un banco se traspasan a otros bancos debido a las interconexiones entre ellos. Un banco mayor genera una pérdida mayor en el sistema financiero, ya que es mayor la cantidad de activos que se liquidan con descuento, y además puede generar un mayor contagio, ya que un banco de mayor tamaño suele tener una

¹³Un arrendamiento financiero es un contrato a través del cual una institución financiera (arrendador) traspasa el derecho a utilizar un bien a un arrendatario a cambio del pago de rentas de arrendamiento. Cuando termina el plazo del contrato el arrendatario tiene derecho a una opción de compra del bien a un precio residual.

mayor cantidad de interconexiones con otros bancos¹⁴. Se espera un signo positivo: aumenta la probabilidad de transición.

4. **Índice adelantado.** Variable de ciclo económico (leading index) provista por el Banco de la Reserva Federal de Philadelphia. Esta variable es una predicción para la tasa de crecimiento de 6 meses del índice coincidente (coincident index), que a su vez es una variable que resume varios índices de ciclo económico en una sola variable, reflejando las condiciones contemporáneas de la economía. Un cambio positivo (crecimiento) es una señal positiva para los depositantes, que estarán menos propensos a reaccionar generando shocks de liquidez (retirando sus depósitos imprevistamente), y viceversa. Se espera un signo negativo.

En el apéndice 4 se pueden ver los cuadros de estadística descriptiva para estas variables. Se debe tener en cuenta que decir que una variable aumenta la probabilidad de transición es equivalente a decir que aumenta la función de riesgo, que disminuye la función de supervivencia o que disminuye la duración esperada, y viceversa.

A continuación se realiza el análisis de transición condicional utilizando dos metodologías alternativas: (1) modelo de riesgo proporcional de Cox y (2) modelo paramétrico. Se utilizan estas dos metodologías debido a que el análisis no paramétrico sugirió una posible dependencia del tiempo de la función de riesgo (tiempo en riesgo), por lo que podría ser conveniente utilizar un modelo paramétrico para modelar esta relación y comparar los resultados de ambos modelos. Además, analizar el mismo fenómeno utilizando dos metodologías alternativas permitirá comprobar la robustez de los resultados.

6.2 Modelo de riesgo proporcional de Cox

En primer lugar se analizan los determinantes de la duración utilizando el modelo de riesgo proporcional de Cox. El cuadro 5 muestra los resultados de las estimaciones para dos diferentes modelos en que se utilizaron las distintas variables de liquidez. Se utilizaron errores agrupados. La interpretación de los coeficientes (betas) es de efecto marginal, en el sentido de aumentar o disminuir la probabilidad de transición¹⁵, sin embargo, la cuantificación de este coeficiente no es directa, ya que éste es un efecto multiplicativo sobre la función de riesgo base. En la sección implicancias de política se realiza un análisis que cuantifica explícitamente el efecto de cambios en los valores de los regresores sobre la duración esperada. A continuación se discuten los resultados.

Las variables Iliquidez e Iliquidez (estable), tuvieron coeficientes positivos pero no significativos. Mayor iliquidez implicaría una mayor probabilidad de transición (menor

¹⁴Algunos autores como Freixas, Parigi y Rochet (2000) y Chan-Lau (2010) señalan que más importante que el tamaño de un banco (too-big-to-fail) es qué tan interconectado está (too-connected-to-fail). Sin embargo el grado de interconexiones de un banco no es una variable que esté comúnmente disponible o que sea fácil de medir, debido a la complejidad creciente de los instrumentos financieros y al fenómeno de la globalización.

¹⁵ $\partial\lambda(t | \mathbf{x}, \beta)/\partial\mathbf{x}_j = \lambda_0(t) \exp(\mathbf{x}'\beta)\beta_j$. Para mayor detalle ver la sección 3.2

Cuadro 5: Resultados: Modelo de riesgo proporcional de Cox

Variable	1	2
Iliquidez	0.2044 (0.2890)	
Iliquidez (estable)		0.0234 (0.3060)
Ratio de capital Tier 1	-1.6885 (0.1500)	-1.7902 (0.1240)
Activos promedio (ln)	0.1580*** (0.0000)	0.1603*** (0.0000)
Indice adelantado	-0.0749* (0.0540)	-0.0782** (0.0390)
Número de duraciones	818	818
Transiciones	535	535
Número de bancos	349	349
N	13783	13783
Wald	44.87	46.35
Prob > chi2	0.0000	0.0000
ln L	-3306.38	-3307.22
AIC	6620.75	6622.44
BIC	6650.88	6652.57

valores p en paréntesis

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

duración esperada). Por otro lado, la variable Ratio de capital Tier 1 presentó un coeficiente negativo pero no significativo. Mientras menor es el leverage (mayor fortaleza) menor sería la probabilidad de transición. Estos resultados son consistentes en signo con las relaciones sugeridas por la literatura, pero no fueron significativos, es decir, otras variables deben ser más importantes para determinar la duración en un estado de estabilidad financiera (y la probabilidad de transición hacia la inestabilidad).

La variable activos promedio (\ln), que representa el tamaño del banco, presentó un coeficiente positivo y significativo al 1% en todos los casos, lo que es consistente con la teoría "too-big-too-fail". Bancos más grandes tienen una importancia mayor para el riesgo del sistema. Esta variable es la más importante dada la magnitud de su efecto sobre la probabilidad de transición de un banco hacia un estado de inestabilidad.

El resultado anterior también se podría explicar debido a la construcción de la variable de riesgo sistémico. El VaR (y $\Delta CoVaR$) del sistema financiero se construye sobre la distribución de los retornos del sistema financiero, en que el retorno del sistema financiero es el promedio del retorno sobre los activos (ROA) de cada institución, ponderando por el total de activos (rezagado) de cada institución. Adrian y Brunnermeier (2009) también se refieren a este problema de "correlación mecánica" que se podría generar, pero demuestran que al construir el $\Delta CoVaR$ utilizando una variable de retorno del sistema financiero alternativa sus resultados se mantienen (regresiones de panel utilizando el $\Delta CoVaR$ como variable dependiente). En este caso la correlación mecánica debería ser menor, ya que la variable dependiente es el tiempo en riesgo, que depende del $\Delta CoVaR$, pero no dicha variable en sí¹⁶. Otros autores, como Chan-Lau et al. (2009) replican esta metodología utilizando márgenes de permutas de incumplimiento crediticio (credit default swaps spreads) en lugar del VaR para construir el $\Delta CoVaR$. Estos autores se refieren a esta metodología como Modelo de Co-Riesgo (Co-Risk Model), dado que múltiples medidas de riesgo individual pueden ser utilizadas (no necesariamente el VaR).

La variable de ciclo económico: Índice adelantado, presentó un coeficiente negativo y significativo al 10% y 5% para los modelos 1 y 2, respectivamente. Una señal negativa acerca del ciclo económico aumenta la probabilidad de transición, lo que es consistente con el modelo de Allen y Gale (2000). El efecto pequeño se puede deber a que la estimación se realiza utilizando tiempo en riesgo, y no tiempo real, tal como se discutió anteriormente al final de la sección 3.1.

En conclusión, los principales determinantes de la duración de la estabilidad financiera serían el tamaño de un banco y la variable de ciclo económico, que actúa sobre

¹⁶Por otro lado, Adrian y Brunnermeier (2009) argumentan que el $\Delta CoVaR$ no necesariamente es siempre mayor en bancos grandes, también pueden haber bancos pequeños de alto riesgo sistémico cuando se trata de bancos que actúan como manada, es decir, cuando muchos bancos pequeños de similares características son afectados por algún factor común que provoca pérdidas en todos los bancos simultáneamente (así la pérdida para el sistema es grande). Por ejemplo, una crisis que golpee al sector inmobiliario afectará simultáneamente a todos los bancos que financian a este sector.

las expectativas de los depositantes, mientras que las variables de iliquidez y apalancamiento resultaron no significativas, aunque el signo de la relación corresponde al signo pronosticado por la teoría.

6.3 Modelo paramétrico

En la sección 5 se observó que la función de riesgo podría ser no constante en el tiempo, sugiriendo que la función de riesgo base podría ser parametrizada. Se realizó el test gráfico de Klein y Moeschberger para discriminar entre una función que no depende del tiempo (Exponencial) y una que sí muestra esta dependencia (Weibull). El resultado favoreció a la distribución Weibull, que depende del tiempo¹⁷. Los resultados de la estimación del modelo paramétrico se muestran en el cuadro 6.

Cuadro 6: Resultados: Modelo paramétrico (Weibull)

Variable	3	4
Iliquidez	0.2348 (0.2870)	
Iliquidez (estable)		0.0053 (0.8630)
Ratio de capital Tier 1	-1.1453 (0.3710)	-1.2750 (0.3170)
Activos promedio (ln)	0.1428*** (0.0020)	0.1476*** (0.0010)
Indice adelantado	-0.0948** (0.0230)	-0.0992** (0.0150)
Constante	-3.4788*** (0.0000)	-3.3170*** (0.0000)
alfa	0.4991	0.4992
Número de duraciones	818	818
Transiciones	535	535
Número de Bancos	349	349
N	13783	13783
Wald	30.64	28.68
Prob > chi2	0.0000	0.0000
ln L	-1468.08	-1469.19
AIC	2948.16	2950.38
BIC	2993.35	2995.57

valores p en paréntesis

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

El parámetro α (alfa) de la distribución Weibull resultó menor que uno, lo que implica que la función de riesgo es decreciente, tal como se observó en la estimación

¹⁷Ver apéndice 5.

no paramétrica. La función de riesgo es alta para duraciones pequeñas, y luego va disminuyendo, lo que puede interpretarse como evidencia de "inercia", es decir, si un banco estaba en el estado inestable, una vez que se pasa al estado estable la probabilidad de volver a la inestabilidad en el corto plazo es grande.

Los resultados en general se mantienen en relación al modelo proporcional de Cox, ya que tanto en magnitud como en significancia los cambios son mínimos. La variable índice adelantado tuvo una significancia de un 5 % en el modelo 3, mientras que en el modelo equivalente de la regresión de Cox (modelo 1) tuvo una significancia de 10 %. La magnitud de este coeficiente aumentó levemente mientras que disminuyó la magnitud del coeficiente que acompaña a la variable activos promedio (\ln). Al igual que en el caso del modelo proporcional de Cox, la variable activos promedio (\ln), que representa tamaño del banco, fue la variable con mayor efecto en magnitud sobre la probabilidad de transición, mientras que variables como la iliquidez y apalancamiento (ratio de capital Tier 1) resultaron no significativas.

En conclusión, los resultados se mantienen respecto al modelo de riesgo proporcional de Cox. Las variables de iliquidez y apalancamiento resultaron no significativas, mientras que los principales determinantes de la duración de la estabilidad financiera serían el tamaño de un banco y la variable de ciclo económico, que actúa sobre las expectativas de los depositantes, que responden a malas señales acerca del ciclo generando shocks de liquidez que afectan la estabilidad de los bancos. Si un banco es desestabilizado afecta a otros bancos con los cuales se encuentra interconectado, generando un proceso de contagio financiero. Si el banco afectado por el shock es grande, contagiará a una mayor cantidad de bancos, o la magnitud del contagio será mayor, generando rondas sucesivas de contagio que pueden afectar al sistema financiero por completo.

6.4 Análisis de sensibilidad

Se realizó un segundo análisis estableciendo el límite de riesgo en el percentil 75 de la distribución del promedio temporal del riesgo del sistema financiero (en lugar de la media). De esta manera entrarían nuevos bancos a la muestra y cambiarían las duraciones de los bancos que ya estaban en la muestra. Resumiendo, el número de duraciones en la muestra aumentó de 818 a 984 (+20 %), mientras que el número de transiciones (duraciones completas) aumentó de 535 a 587 (+9.7 %). El ratio de duraciones completas sobre el total de duraciones disminuyó de un 65 % a un 60 %. El número de bancos utilizados aumentó de 349 a 479 (+37 %). En el apéndice 3 se muestra un extracto de la base de datos (muestra 1) para ilustrar la estructura de las duraciones, y adicionalmente se muestra un extracto de la muestra 2, para el mismo banco en el mismo periodo de tiempo, para evidenciar cómo la estructura de la base de datos fue afectada por el cambio en la definición de los estados de riesgo sistémico.

La estadística descriptiva de las variables para la nueva muestra (muestra 2) se presenta en el apéndice 4. Las variables de liquidez: iliquidez e iliquidez (estable) au-

mentaron en promedio en un 10.30 % y 10.15 % respectivamente. La variable de apalancamiento: ratio de capital Tier 1 se mantuvo casi constante (disminuyo en promedio en un 0.04 %). La variable de tamaño: activos promedio aumentó en un 6.34 %.

Cuadro 7: Resultados: Modelo de riesgo proporcional de Cox (muestra 2)

Variable	5	6
Iliquidez	0.0069*** (0.0000)	
Iliquidez (estable)		0.0067*** (0.0000)
Ratio de capital Tier 1	0.0952 (0.9190)	0.0964 (0.9170)
Activos promedio (ln)	0.2087*** (0.0000)	0.2083*** (0.0000)
Indice adelantado	-0.2004*** (0.0000)	-0.2004*** (0.0000)
Número de duraciones	984	984
Transiciones	587	587
Número de Bancos	479	479
N	18312	18312
Wald	113.29	108.20
Prob > chi2	0.0000	0.0000
ln L	-3713.11	-3713.14
AIC	7434.22	7434.28
BIC	7465.48	7465.54

valores p en paréntesis

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

En el cuadro 7 se muestran los resultados de la estimación utilizando la muestra 2 y el modelo de riesgo proporcional de Cox. Los resultados en general se mantienen. El efecto de las variables de liquidez: iliquidez e iliquidez (estable) en este caso es significativo al 1 %, pero se trata de un efecto pequeño en magnitud. La variable de apalancamiento: ratio de capital Tier 1 sigue siendo no significativa, aunque su signo es positivo, al contrario de lo que se esperaba y de lo que se obtuvo utilizando la muestra 1. Las variables de tamaño y ciclo económico resultaron ambas significativas al 1 %, además de aumentar en magnitud respecto de la estimación utilizando la muestra 1. El aumento es notorio sobre todo en el caso de la variable de ciclo económico.

En el cuadro 8 se muestran los resultados de la estimación utilizando la muestra 2 y el modelo paramétrico. Nuevamente (en general) se mantienen los resultados respecto del modelo proporcional de Cox y de la estimación utilizando la muestra 1. El efecto de las variables de liquidez es significativo al 1 %, pero su efecto es pequeño en magnitud. La variable de apalancamiento sigue siendo no significativa, pero de signo positivo. Las

Cuadro 8: Resultados: Modelo paramétrico (Weibull) (muestra 2)

Variable	7	8
Iliquidez	0.0073*** (0.0000)	
Iliquidez (estable)		0.0068*** (0.0000)
Ratio de capital Tier 1	0.6369 (0.4460)	0.6383 (0.4440)
Activos promedio (ln)	0.1949*** (0.0000)	0.1945*** (0.0000)
Indice adelantado	-0.1995*** (0.0000)	-0.1995*** (0.0000)
Constante	-4.4579*** (0.0000)	-4.4533*** (0.0000)
alfa	0.5366	0.5366
Número de duraciones	984	984
Transiciones	587	587
Número de Bancos	479	479
N	18312	18312
Wald	111.05	80.72
Prob > chi2	0.0000	0.0000
ln L	-1620.71	-1620.79
AIC	3253.43	3253.58
BIC	3300.32	3300.47

valores p en paréntesis* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

variables de tamaño y ciclo económico resultaron ambas significativas al 1 %, además de aumentar en magnitud respecto de la estimación utilizando la muestra 1. El parámetro α (alfa) de la distribución Weibull resultó menor que uno (aunque es levemente mayor que en la estimación utilizando la muestra 1), lo que implica que la función de riesgo es decreciente (evidencia de inercia).

En conclusión, se mantienen los resultados a pesar del cambio en la muestra utilizada (además sigue habiendo consistencia entre los resultados del modelo proporcional de Cox y modelo paramétrico). Si bien ahora se encuentra un efecto positivo y significativo de la liquidez sobre la probabilidad de transición, este efecto es bajo en relación al efecto del tamaño y de la variable de ciclo económico, que fueron los principales determinantes identificados al utilizar la muestra 1. En consecuencia, se mantiene la conclusión de que los principales determinantes de la duración de la estabilidad financiera son el tamaño de un banco y las variables de ciclo económico a través de su efecto sobre las expectativas de los depositantes.

6.5 Implicancias de política

En el siguiente análisis se ilustra el efecto de los determinantes sobre la duración esperada de un banco. Se utilizan los resultados del modelo 2.

En primer lugar se comparan las funciones de supervivencia de dos bancos: (1) banco pequeño, con una cantidad de activos igual al percentil 10 de la distribución de activos promedio (\ln), (2) banco grande, con una cantidad de activos igual al percentil 90 de la distribución de activos promedio (\ln). En la figura 6 se muestran las funciones de supervivencia para ambos bancos, en que todos los regresores se encuentran en su media excepto por el nivel de activos promedio (\ln), cuyo nivel corresponde a 12.00556 (percentil 10) en el caso del banco pequeño, y a 15.20606 (percentil 90) para el caso del banco grande. Se observa que para el banco pequeño la probabilidad de supervivencia, para cualquier número de periodos en riesgo, es siempre mayor. La duración esperada en el estado estable para el banco pequeño es de 9.70 trimestres, mientras que para el banco grande la duración esperada en el estado estable es de 5.41 trimestres. Las funciones de supervivencia para estos bancos se grafican en la figura 6. Adicionalmente, se señala que para un banco promedio, en que todos sus regresores se encuentran en la media de su distribución, la duración esperada en el estado estable es de 8 trimestres.

En segundo lugar se analiza qué sucede cuando el índice adelantado disminuye desde su nivel promedio al percentil 10 de su distribución, es decir, cuando disminuye de un nivel de 1.13 % a -0.4 %. Una caída en este índice implica que se espera un empeoramiento de las condiciones de la economía (decrecimiento en el índice coincidente). Como resultado, una fracción de los depositantes debería responder retirando sus depósitos, generando un shock de liquidez que afecta a los bancos y los desestabiliza. La duración esperada para el banco pequeño se reduce a 9.02 trimestres (-7 %), mientras que para el banco grande se reduce a 4.80 trimestres (-11.3 %). En la figura 7 se muestran las

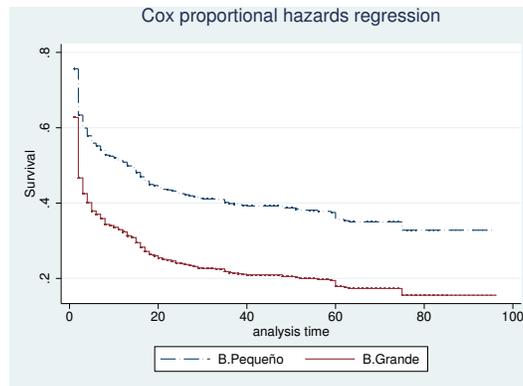


Figura 6: Función de supervivencia

funciones de supervivencia antes y después de la caída en el índice adelantado, para el banco pequeño y banco grande.

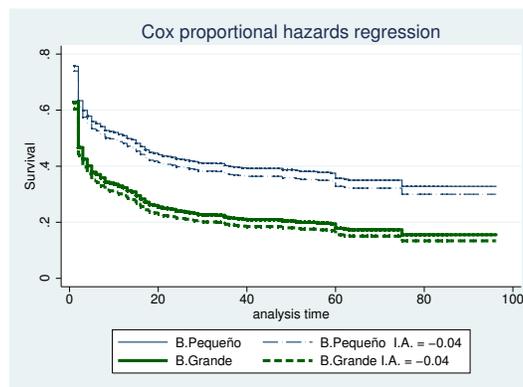


Figura 7: Cambio en la función de supervivencia

Un organismo regulador como el banco central podría vigilar la duración esperada de la estabilidad de los bancos, poniendo atención en bancos cuya duración esperada sea muy baja (o que esté bajando rápidamente periodo a periodo), para tomar medidas pertinentes, por ejemplo, inyectar liquidez a los bancos que la requieran o al sistema bancario en su conjunto, y así evitar que un shock que afecte a un banco en particular produzca un contagio financiero, y termine afectando a una fracción mayor del sistema financiero (rol de prestamista de última instancia).

Por último se debe señalar que este modelo de probabilidad es un modelo reducido, lo que implica que cada vez que se ejecuta una política cambian los parámetros del modelo, por lo que deben reestimarse. Esto se debe a que el modelo no captura los efectos estructurales de la política, y además porque al ejecutar una política cambia la composición de los bancos en los estados estable e inestable. Como ejemplo de cómo una política de rescate financiero (entregar financiamiento a bancos en problemas para

evitar el contagio financiero) puede afectar los parámetros estructurales del sistema, se señala la existencia del problema de riesgo moral, que surge cuando los bancos al saber que serán rescatados por el banco central si se encuentran en problemas, responden asumiendo una mayor cantidad de riesgo, ya que recibirían los beneficios de asumir una mayor cantidad de riesgo pero no asumirían los costos, que serían asumidos por el banco central. Respecto de este problema, Freixas, Parigi y Rochet (2000) argumentan a favor de una política de rescate financiero, ya que señalan que los costos del contagio financiero (en bienestar para la economía) serían mayores que los costos generados por el problema del riesgo moral.

7 Conclusiones

El análisis de los determinantes de la duración de los ciclos de estabilidad financiera sugiere que los principales determinantes serían el tamaño de un banco y la variable de ciclo económico, que actúa sobre las expectativas de los depositantes, que responden a malas señales acerca del ciclo generando shocks de liquidez (retiran sus depósitos) que afectan la estabilidad de los bancos. Si un banco es desestabilizado afecta a otros bancos con los cuales se encuentra interconectado, generando un proceso de contagio financiero. Si el banco afectado por el shock es grande, contagiará a una mayor cantidad de bancos y/o la magnitud del contagio será mayor, generando rondas sucesivas de contagio que pueden afectar al sistema financiero por completo. Los resultados fueron consistentes independientemente del modelo utilizado.

La teoría sugiere una relación con otras variables como la liquidez y apalancamiento, pero resultaron no significativas, aunque el signo de la relación corresponde al signo pronosticado por la teoría.

Se realizó un análisis de sensibilidad de los resultados, utilizando una segunda muestra en el estudio, en que los estados de estabilidad e inestabilidad se definieron en base a un criterio diferente (lo que afecta la estructura y tamaño de la muestra). A pesar del cambio en la muestra la principal conclusión se mantuvo: los principales determinantes de la duración de la estabilidad financiera son el tamaño de un banco y la variable de ciclo económico a través de su efecto sobre las expectativas de los depositantes. Adicionalmente se observó un aumento en la magnitud del efecto de la variable de ciclo económico, y en la variable de liquidez que inicialmente tenía un efecto no significativo, al utilizar la segunda muestra sí se encontró un efecto significativo pero pequeño (la iliquidez afecta positivamente la probabilidad de transición).

Por otro lado, se determinó que la función de riesgo es decreciente, lo que significa que la mayoría de los bancos que experimentan transiciones lo hacen en un horizonte relativamente corto de tiempo. La probabilidad de transición es alta para duraciones pequeñas y luego va disminuyendo, lo que puede interpretarse como evidencia de inercia, es decir, si un banco estaba en el estado inestable, una vez que se pasa al estado estable la probabilidad de volver a la inestabilidad en el corto plazo es grande.

La duración esperada para un banco promedio en la muestra es de 8 trimestres. Esta duración esperada se puede condicionar utilizando un modelo proporcional de Cox o un modelo paramétrico. Luego, dependiendo de los valores de las variables en las que se condiciona (variables financieras y macroeconómicas), se tendrán diferentes duraciones esperadas de acuerdo a las características de cada banco. Un organismo regulador como el banco central podría vigilar la duración esperada de la estabilidad de los bancos, poniendo atención en bancos cuya duración esperada sea muy baja (o que esté bajando rápidamente periodo a periodo) para tomar medidas pertinentes, por ejemplo, inyectar liquidez a los bancos que la requieran o al sistema bancario en su conjunto, y así evitar que un shock que afecte a un banco en particular produzca un contagio y termine afectando a una fracción mayor del sistema financiero (rol de prestamista de última instancia). En consecuencia, la duración esperada de la estabilidad financiera de una institución podría ser un índice de estabilidad financiera sistémica. Por otro lado, dado el rol fundamental que juegan las variables de ciclo económico, esto implica que un esfuerzo del banco central por estabilizar el ciclo económico tendría un efecto importante sobre el ciclo de estabilidad/inestabilidad financiera.

Por último se debe señalar que este modelo de probabilidad es un modelo reducido, lo que implica que cada vez que se ejecuta una política cambian los parámetros del modelo, por lo que deben reestimarse. Esto se debe a que el modelo no captura los efectos estructurales de la política. Como ejemplo se señala el problema de riesgo moral que surge cuando el banco central actúa rescatando a bancos en problemas para evitar el contagio financiero. Dado que los bancos saben que serán rescatados por el banco central si se encuentran en problemas, responden asumiendo una mayor cantidad de riesgo, ya que recibirían los beneficios de asumir una mayor cantidad de riesgo pero no asumirían los costos, que serían asumidos por el banco central.

En estudios futuros, la investigación se puede extender para utilizar múltiples estados de riesgo sistémico, por ejemplo, se podría analizar la probabilidad de transición hacia el estado inestable definido para la muestra 1 y hacia el estado inestable definido para la muestra 2, simultáneamente (modelo de riesgos compitiendo: competing risk model), o bien se podría utilizar una medida de riesgo sistémico distinta para definir los estados de riesgo. También se puede realizar este análisis utilizando modelos con heterogeneidad individual no observada (modelo de debilidad: frailty model). Otra posibilidad es estudiar la duración de la estabilidad financiera en tiempo real, para analizar cómo cambiaría la magnitud de los coeficientes de las variables macroeconómicas. Por último, también sería posible utilizar una medida de riesgo individual, no sistémico, y modelar la supervivencia conjunta de los bancos para capturar el efecto de las interconexiones (modelo de duración conjunta).

8 Referencias

Adrian, T. y Markus K. Brunnermeier, (2009). "CoVaR". Federal Reserve Bank of New York Staff Report No. 348.

Adrian, T. y H. S. Shin, (2010). "Liquidity and Leverage". *Journal of Financial Intermediation*, 19(3).

Allen, F. y Douglas Gale, (2000). "Financial Contagion". *Journal of Political Economy*, Vol. 108, No. 1.

Brunnermeier, M., y Y. Sannikov, (2009). "A Macroeconomic Model with a Financial Sector". Princeton University Working Paper.

Cameron A. C. y P. K. Trivedi, (2005). "Microeconometrics: Methods and Applications". Cambridge University Press, New York.

Chan-Lau, Jorge A., Espinosa, Marco, Giesecke, Kay y Juan A. Sole, (2009). "Assessing the Systemic Implications of Financial Linkages". IMF Global Financial Stability Report, Vol. 2.

Chan-Lau, Jorge A., (2010). "Balance Sheet Network Analysis of Too-Connected-to-Fail Risk in Global and Domestic Banking Systems". IMF Working Papers 10/107, International Monetary Fund.

Freixas X., Parigi, B. y Jean Charles Rochet, (2000). "Systemic risk, interbank relations and liquidity provision by the Central Bank". *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol. 32, No. 3, Part 2: What Should Central Banks Do? pp. 611-638.

Gorton, Gary, (1988). "Banking Panics and Business Cycles". *Oxford Economic Papers*, Oxford University Press, vol. 40(4), pp. 751-81.

Kiefer, Nicholas M., (1988). "Economic Duration Data and Hazard Functions". *Journal of Economic Literature*. Vol. 26(2), pp. 646-79.

Segoviano, Miguel y Charles Goodhart, (2009). "Banking Stability Measures". IMF Working Papers, Vol., pp. 1-54.

A Apéndice 1: Modelos de duración en tiempo discreto

Normalmente la duración es medida en *tiempo discreto*, por ejemplo, días, semanas o meses. En este caso la transición ocurre de un mes a otro, pero el momento exacto no se conoce. Entonces, se debe asumir que los periodos de transición están agrupados, y que la probabilidad de transición dentro del intervalo es constante.

La *función de riesgo en tiempo discreto* es la probabilidad de transición en tiempo discreto, t_j , donde $j = 1, 2, \dots$, dado que se ha permanecido en el estado estable hasta el periodo t_j :

$$\begin{aligned}\lambda_j &= Pr(T = t_j \mid T \geq t_j) \\ &= \frac{f^d(t_j)}{S^d(t_j)}\end{aligned}$$

La *función de supervivencia en tiempo discreto* se obtiene recursivamente a partir de la función de riesgo:

$$\begin{aligned}S^d(t) &= Pr(T \geq t) \\ &= \prod_{j|t_j \leq t} (1 - \lambda_j)\end{aligned}$$

Esta función es una función escalonada decreciente.

Por último, la *función de riesgo acumulada en tiempo discreto* es:

$$\Lambda^d(t) = \sum_{j|t_j \leq t} \lambda_j$$

También son útiles las siguientes expresiones:

$$f^d(t) = Pr(T = t)$$

$$S^d(t) = \sum_{j \geq t} f(j)$$

B Apéndice 2: Variable de riesgo sistémico

Se utiliza la medida de $\Delta CoVaR$, propuesta por Adrian y Brunnermeier(2009), que captura la contribución marginal al riesgo sistémico de una institución en particular. A continuación se describe como se calcula esta variable.

En primer lugar se define el VaR_q^i , como el cuantil q :

$$Pr(X^i \leq VaR_q^i) = q$$

donde X^i es la variable de la institución i para la cual se define el VaR_q^i (tasa de crecimiento del total de activos a valor de mercado). El VaR_q^i generalmente es un número negativo, ya que mide la máxima pérdida en dólares en un intervalo al $q\%$ de confianza, aunque en la práctica se cambia el signo (por convención).

Se define como $CoVaR_q^{j|i}$ el VaR de la institución j (o del sistema financiero), condicional a algún evento en la institución i . En este caso, el evento es $X^i = VaR_q^i$, es decir, el $q\%$ - VaR de la institución i (en otras palabras, la institución i se encuentra en su nivel de VaR, que ocurre con probabilidad q), entonces:

$$CoVaR_q^{j|X^i=VaR_q^i} = Pr(X^j \leq VaR_q^j | X^i = VaR_q^i) = q$$

Luego, la contribución de i a j es:

$$\Delta CoVar_q^{j|i} = CoVaR_q^{j|X^i=VaR_q^i} - CoVaR_q^{j|X^i=Mediana^i}$$

Como notación, dado que el evento condicionante es $X^i = VaR_q^i$, se simplifica la notación a $CoVaR_q^{j|i}$. Además, como se utiliza el VaR del sistema financiero como institución j (el retorno del portafolio de todas las instituciones se encuentra en su nivel de VaR , que ocurre con probabilidad q), se suprime este subíndice. Luego, $\Delta CoVaR^i$ denota la diferencia entre el VaR del sistema financiero condicional a que una institución i se encuentre en estrés, y el VaR del sistema financiero condicional a que la institución i se encuentre en el estado mediano de su distribución de X^i . Se usa el estado mediano ya que los autores consideran que la mediana caracteriza el estado "normal" de una institución. De la misma manera, el $CoVaR_q^{j|X^i=VaR_q^i}$ caracteriza la cola de la distribución, ya que se condiciona en un "evento malo", en que el comportamiento de la variable en estudio es "anormal" (los momentos de la distribución son diferentes que los del estado normal). Luego, el $\Delta CoVar_q^{j|i}$ refleja los cambios en los momentos del estado anormal en relación al estado normal.

La variable X^i , a partir de la cual se calcula el VaR_q^i y el $\Delta CoVaR_q^i$, es la *tasa de crecimiento del total de activos a valor de mercado*. Formalmente, se denota el valor de mercado del capital total de una institución como ME_t^i , y se denota como LEV_t^i al ratio de activos totales a capital contable ($LEV_t^i = BA_t^i/BE_t^i$). Entonces, se define la tasa de crecimiento del total de activos a valor de mercado, X_t^i , como:

$$X_t^i = \frac{ME_t^i \cdot LEV_t^i - ME_{t-1}^i \cdot LEV_{t-1}^i}{ME_{t-1}^i \cdot LEV_{t-1}^i} = \frac{A_t^i - A_{t-1}^i}{A_{t-1}^i}$$

donde $A_t^i = ME_t^i \cdot LEV_t^i = ME_t^i \cdot (BA_t^i/BE_t^i) = BA_t^i \cdot (ME_t^i/BE_t^i)$. Es decir, se puede utilizar el ratio de activos totales a capital contable (market-to-book equity) para transformar los activos contables a activos a valor de mercado.

Para el retorno del sistema financiero, $X_t^{sistema}$, se utiliza el retorno semanal sobre los activos (a valor de mercado) totales del sistema financiero (total de instituciones en la muestra). Esta medida se genera tomando el retorno promedio de los retornos de los activos, ponderando por el valor rezagado del total de activos (de cada institución). Los autores señalan que ésta no es la única medida factible de ser utilizada aunque tiene la ventaja de que el valor de mercado de los activos se relaciona directamente con la oferta de crédito de la economía real, que a su vez se reduce en momentos de crisis financieras.

Esta medida fue proporcionada por Adrian y Brunnermeier (2009). Los datos que estos autores utilizaron para calcular las medidas de riesgo sistémico comprenden instituciones financieras transadas públicamente, de cuatro sectores financieros: bancos comerciales, bancos de inversión, compañías de seguros, y compañías de bienes raíces. La muestra empieza en 1986Q1 y termina en 2010Q4, es decir, abarca tres recesiones y cuatro crisis financieras severas. Los datos se obtuvieron de CRSP y COMPUSTAT. En total, la muestra contempla 1226 instituciones.

Para estimar esta variable, en primer lugar se consideró la predicción de una regresión de cuantiles del sector financiero: $\hat{X}_q^{sistema|i}$ sobre una institución i para el cuantil q :

$$F_{X^{sistema}}^{-1}(q | X^i) = \hat{X}_q^{sistema|i} = \hat{\alpha}_q^i + \hat{\beta}_q^i X^i$$

donde $\hat{X}_q^{sistema|i}$ denota el valor pronosticado (predicción) para un cuantil en particular, condicional en la institución i . Luego, la definición de VaR :

$$Pr(X^i \leq VaR_q^i) = q$$

implica que:

$$VaR_q^{sistema|X^i} = \hat{X}_q^{sistema|i}$$

Es decir, el valor pronosticado a partir de una regresión de cuantiles del sistema financiero sobre la institución i , entrega el valor en riesgo del sistema financiero condicional en X^i , ya que el VaR_q condicional en X^i es simplemente el cuantil condicional.

Luego, usando $X^i = VaR_q^i$ se obtiene el $CoVaR_q^i$ para dicho evento, es decir:

$$CoVaR^{sistema|X^i=VaR_q^i} = VaR_q^{sistema|VaR_q^i} = \hat{\alpha}_q^i + \hat{\beta}_q^i VaR_q^i$$

Por lo que el $\Delta CoVaR_q^i$ está dado por:

$$\Delta CoVaR^{sistema|i} = \hat{\beta}_q^i (VaR_q^i - VaR_{50\%}^i)$$

Finalmente, se deben obtener medidas de riesgo sistémico que varíen en el tiempo, para lo cual se estima una distribución condicional a variables de estado rezagadas, M_{t-1} . Los autores realizaron las siguientes regresiones de cuantiles:

$$X_t^i = \alpha^i + \gamma^i M_{t-1} + \varepsilon_t^i$$

$$X_t^{sistema} = \alpha^{sistema|i} + \beta^{sistema|i} X_t^i + \gamma^{sistema|i} M_{t-1} + \varepsilon_t^{sistema|i}$$

Para finalmente generar las predicciones de estas regresiones y obtener:

$$VaR_t^i(q) = \hat{\alpha}^i + \hat{\gamma}^i M_{t-1}$$

$$CoVaR_t^i(q) = \hat{\alpha}^{sistema|i} + \hat{\beta}^{sistema|i} VaR_t^i(q) + \hat{\gamma}^{sistema|i} M_{t-1}$$

$$\begin{aligned} \Delta CoVaR_t^i(q) &= CoVaR_t^i(q) - CoVaR_t^i(50\%) \\ &= \hat{\beta}^{sistema|i} (VaR_t^i(q) - VaR_t^i(50\%)) \end{aligned}$$

Para estas estimaciones Adrian y Brunnermeier (2009) usaron datos semanales, que luego transformaron en series trimestrales sumando las medidas dentro de cada trimestre.

Las *variables de estado*, M_t son variables conocidas por capturar las variación temporal de los momentos condicionales de los retornos de los activos, además de ser líquidas y fácilmente transables. Estas variables son:

- VIX, índice de volatilidad del mercado de opciones de Chicago
- Margen de liquidez de corto plazo. Diferencia entre la tasa repo de 3 meses y la tasa de bonos del tesoro de 3 meses. Mide el riesgo de liquidez de corto plazo.
- Cambio en la tasa de los bonos del tesoro de 3 meses. Explica los retornos de los activos a valor de mercado en las colas de la distribución.

Adicionalmente se consideran dos factores que capturan la variación temporal en las colas de los retornos de los activos:

- Cambio en la pendiente de la curva de retornos. Margen de retorno entre la tasa de bonos del tesoro de 10 años y la de 3 meses.

- Cambio en el margen de crédito, entre bonos BAA y tasa de bonos del Tesoro (ambos con una madurez de 10 años)

Por último, se controla por el retorno del mercado accionario:

- Retorno semanal del mercado accionario
- Retorno semanal del sector inmobiliario por sobre el retorno del mercado

C Apéndice 3: Detalle de la base de datos

En el cuadro se ve un extracto de la base de datos. La variable *permno* identifica al banco, mientras que *qtr* identifica el año y trimestre. La variable *trans* señala con un 1 cuando se produce una transición. La variable *_d* es una variable generada por Stata, igual a 1 cuando se produce transición y 0 cuando no, caso en que se considera la observación como censurada (no hubo transición). En este caso *trans* y *_d* son iguales, pero no necesariamente es así (por ejemplo, *trans* podría identificar transición hacia más de un estado). La variable *newid* identifica las duraciones, es decir, periodos en que un banco está en riesgo (tiempo en riesgo). Una duración completa termina con una transición (*_d* = 1), mientras que una duración incompleta termina censurada (*_d* = 0). Se observan 8 duraciones, todas completas, desde la 108 a la 115. La variable *_t* mide el tiempo en riesgo, es decir, la extensión en periodos de tiempo de una duración. La variable *_t0* es una variable auxiliar que señala el inicio de cada periodo.

Cuadro 9: Extracto de la base de datos (muestra 1)

permno	qtr	comm	trans	newid	_st	_d	_t	_t0
11369	1994q1	UTD BANK	0	108	1	0	1	0
11369	1994q2	UTD BANK	1	108	1	1	2	1
11369	1994q4	UTD BANK	1	109	1	1	1	0
11369	1995q2	UTD BANK	0	110	1	0	1	0
11369	1995q3	UTD BANK	0	110	1	0	2	1
11369	1995q4	UTD BANK	1	110	1	1	3	2
11369	2001q4	UTD BANK	1	111	1	1	1	0
11369	2002q2	UTD BANK	0	112	1	0	1	0
11369	2002q3	UTD BANK	1	112	1	1	2	1
11369	2003q3	UTD BANK	1	113	1	1	1	0
11369	2004q1	UTD BANK	0	114	1	0	1	0
11369	2004q2	UTD BANK	1	114	1	1	2	1
11369	2004q4	UTD BANK	0	115	1	0	1	0
11369	2005q1	UTD BANK	0	115	1	0	2	1
11369	2005q2	UTD BANK	0	115	1	0	3	2
11369	2005q3	UTD BANK	1	115	1	1	4	3

En la primera fila se inicia la duración 108, que parte al final del periodo 0 (*_t0*) y termina al final del periodo 1 (*_t*). Esta observación está censurada (*_d* = 0), ya que no hubo transición. En la segunda fila, la observación se inicia al final del periodo 1 y termina en una transición (*_d* = 1) al final del periodo 2. La duración entonces es *_t* = 2. Si se observa la variable *qtr*, se verifica un salto desde 1994Q2 a 1994Q4. Esto es así porque en 1994Q3 la observación estuvo en el estado inestable, por lo que es una observación irrelevante para los cálculos y se elimina de la muestra. La variable *_st* señala con un 1 las observaciones que son utilizadas y con 0 las observaciones que no se utilizan. En este ejemplo se han eliminado las observaciones que no se utilizan.

Luego, la duración 109 dura sólo un periodo ($_t = 1$ cuando $_d = 1$), mientras que la duración 110 dura 3 periodos ($_t = 3$ cuando $_d = 1$), y así sucesivamente.

Se observa que cada duración se considera como un individuo diferente, ya que la variable de identificación utilizada en las estimaciones es *newid* y no *permno*, por lo que se deben ajustar los errores utilizando errores agrupados (clustered errors), agrupados según la variable *permno*, es decir, según la variable de identificación original.

El cuadro 10 muestra un extracto de la base de datos de la muestra 2, utilizada en el análisis de sensibilidad de los resultados. Se muestran datos para el mismo banco analizado anteriormente. En la muestra 1 se tenían 8 duraciones pequeñas, de entre 1 y 4 trimestres. En la muestra 2 se tienen sólo 3 duraciones durante el mismo periodo, pero de mayor extensión, 14, 1 y 27 trimestres respectivamente. En la muestra 1 la última duración terminaba en el trimestre 2005Q3, mientras que en la muestra 2 se habría encontrado una observación censurada en este periodo, ya que la última duración termina en el trimestre 2007Q3. Así se considera una mayor cantidad de observaciones para el mismo banco.

En la muestra 1, probablemente el riesgo promedio del banco se encuentra cerca del riesgo que define los estados, por lo que las duraciones son pequeñas, reflejando el fenómeno de inercia en un estado (al pasar del estado inestable al estado estable, la probabilidad de volver a la inestabilidad es alta). En la muestra 2, el riesgo promedio del banco se encontraría por debajo del nivel de riesgo que define los estados, por lo que la probabilidad de permanecer en el estado estable es mayor. Sin embargo, en la muestra 2 otros bancos tendrán un riesgo promedio similar al nuevo nivel de riesgo que define los estados (percentil 75) por lo que el comportamiento de inercia igual se encuentra en las estimaciones realizadas utilizando la muestra 2 (aunque es levemente menor que para el caso de la muestra 1).

Cuadro 10: Extracto de la base de datos (muestra 2)

permno	qtr	conm	trans	newid	_st	_d	_t	_t0
11369	1994q1	UTD BANK	0	116	1	0	1	0
11369	1994q2	UTD BANK	0	116	1	0	2	1
11369	1994q3	UTD BANK	0	116	1	0	3	2
11369	1994q4	UTD BANK	0	116	1	0	4	3
11369	1995q1	UTD BANK	0	116	1	0	5	4
11369	1995q2	UTD BANK	0	116	1	0	6	5
11369	1995q3	UTD BANK	0	116	1	0	7	6
11369	1995q4	UTD BANK	0	116	1	0	8	7
11369	1996q1	UTD BANK	0	116	1	0	9	8
11369	1996q2	UTD BANK	0	116	1	0	10	9
11369	1996q3	UTD BANK	0	116	1	0	11	10
11369	1996q4	UTD BANK	0	116	1	0	12	11
11369	1997q1	UTD BANK	0	116	1	0	13	12
11369	1997q2	UTD BANK	1	116	1	1	14	13
11369	2000q2	UTD BANK	1	117	1	1	1	0
11369	2001q1	UTD BANK	0	118	1	0	1	0
11369	2001q2	UTD BANK	0	118	1	0	2	1
11369	2001q3	UTD BANK	0	118	1	0	3	2
11369	2001q4	UTD BANK	0	118	1	0	4	3
11369	2002q1	UTD BANK	0	118	1	0	5	4
11369	2002q2	UTD BANK	0	118	1	0	6	5
11369	2002q3	UTD BANK	0	118	1	0	7	6
11369	2002q4	UTD BANK	0	118	1	0	8	7
11369	2003q1	UTD BANK	0	118	1	0	9	8
11369	2003q2	UTD BANK	0	118	1	0	10	9
11369	2003q3	UTD BANK	0	118	1	0	11	10
11369	2003q4	UTD BANK	0	118	1	0	12	11
11369	2004q1	UTD BANK	0	118	1	0	13	12
11369	2004q2	UTD BANK	0	118	1	0	14	13
11369	2004q3	UTD BANK	0	118	1	0	15	14
11369	2004q4	UTD BANK	0	118	1	0	16	15
11369	2005q1	UTD BANK	0	118	1	0	17	16
11369	2005q2	UTD BANK	0	118	1	0	18	17
11369	2005q3	UTD BANK	0	118	1	0	19	18
11369	2005q4	UTD BANK	0	118	1	0	20	19
11369	2006q1	UTD BANK	0	118	1	0	21	20
11369	2006q2	UTD BANK	0	118	1	0	22	21
11369	2006q3	UTD BANK	0	118	1	0	23	22
11369	2006q4	UTD BANK	0	118	1	0	24	23
11369	2007q1	UTD BANK	0	118	1	0	25	24
11369	2007q2	UTD BANK	0	118	1	0	26	25
11369	2007q3	UTD BANK	1	118	1	1	27	26

D Apéndice 4: Estadística descriptiva para los regresores

Cuadro 11: Resumen de estadística descriptiva para la muestra 1

Variable	Obs	Media	Dev. Est.	Min	Max
Iliquidez	13784	0.8980	0.2271	0.0127	4.8298
Iliquidez (estable)	13784	1.1536	1.2221	0.0137	86.3125
Ratio de capital Tier 1	13784	0.1330	0.0680	0.0126	2.5980
Activos promedio (ln)	13784	13.4714	1.2966	7.8984	18.4183
Indice adelantado	15615	0.9643	0.9498	-2.8900	2.3300

Cuadro 12: Resumen de estadística descriptiva para la muestra 2

Variable	Obs	Media	Dev. Est.	Min	Max
Iliquidez	18314	0.9960	3.9068	0.0127	180.8502
Iliquidez (estable)	18314	1.2503	4.0412	0.0137	180.8502
Ratio de capital Tier 1	18316	0.1326	0.0820	0.0126	4.9488
Activos promedio (ln)	18315	13.5329	1.3013	7.8984	18.8373
Indice adelantado	20857	0.9252	0.9758	-2.8900	2.3300

E Apéndice 5: Test de Klein y Moeschberger

Test gráfico para determinar la forma funcional de la función de riesgo base en un modelo paramétrico. Se sospecha que la función de riesgo depende del tiempo, por lo que se comparan dos especificaciones: (1) Exponencial, que no depende del tiempo, y (2) Weibull, que sí permite dependencia del tiempo. Se tiene:

Distribución Exponencial

$$\lambda(t) = \gamma$$

$$S(t) = \exp(-\gamma t)$$

Distribución Weibull

$$\lambda(t) = \gamma \alpha t^{\alpha-1}$$

$$S(t) = \exp(-\gamma t^\alpha)$$

Se utiliza como criterio la pendiente de la función de supervivencia. Si la distribución es Exponencial:

$$\log(S(t)) = -\gamma t$$

$$-\log(S(t)) = \gamma t$$

La representación gráfica de $-\log(S(t))$ versus t debiese ser una línea recta, pero no se cumple el requisito, sino que se observa una concavidad (figura 8), por lo que debe existir dependencia del tiempo.

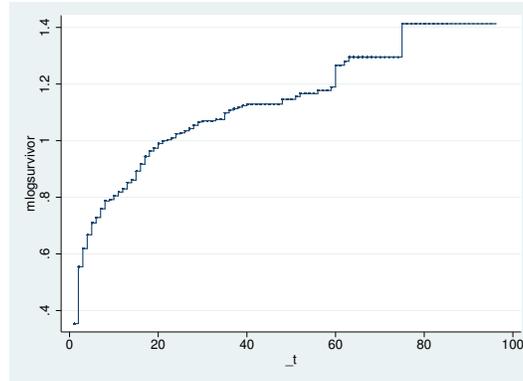


Figura 8: Distribución Exponencial

Si la distribución es Weibull:

$$\begin{aligned}\log(S(t)) &= -\gamma t^\alpha \\ -\log(S(t)) &= \gamma t^\alpha \\ \log(-\log(S(t))) &= \log(\gamma) + \alpha \log(t)\end{aligned}$$

La representación gráfica de $\log(-\log(S(t)))$ versus $\log(t)$ debiese ser una línea recta. En este caso sí se observa (aproximadamente) una línea recta (figura 9), por lo que es razonable elegir la distribución Weibull para modelar la función de riesgo base.

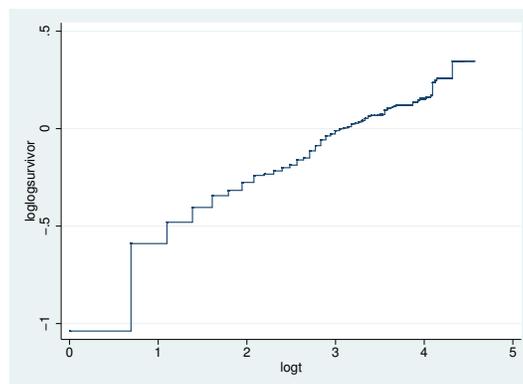


Figura 9: Distribución Weibull