



UNIVERSIDAD DE CHILE

FACULTAD DE ECONOMÍA Y NEGOCIOS

SEMINARIO DE TÍTULO INGENIERO COMERCIAL MENCIÓN ECONOMÍA

PRIMAVERA 2012

Indicadores de riesgo sistémico en el sector bancario chileno

Juan Cristóbal Aguirre

Profesor Guía: Guillermo Larraín Ríos

Santiago, 2012

Intencionalmente en blanco

Índice

1. Introducción	3
2. El riesgo sistémico	6
3. Descripción de indicadores	8
3.1. Turbulencia Financiera	9
3.2. Componentes Principales	11
3.3. Redes de Causalidad de Granger	13
4. Análisis Empírico	14
4.1. Turbulencia Financiera	18
4.2. Componentes Principales	19
4.3. Redes de Causalidad de Granger	21
5. Conclusiones	25
Bibliografía	26

Resumen

En esta investigación, se busca exponer y aplicar tres indicadores de riesgo sistémico al sector financiero chileno: una medida de turbulencia financiera, una medida de interconexión al sector bancario a través de componentes principales, y una Red de Causalidad a la Granger para determinar direcciones de causalidad. Esta investigación tiene dos objetivos. En primer lugar, se analiza la situación sistémica en el país y se exponen algunos indicadores que podrían ser capaces de cuantificarla, y en segundo lugar, se busca desarrollar la metodología para que estos indicadores puedan ser aplicados en el futuro, y así aportar al seguimiento y regulación del sistema financiero. El indicador de turbulencia muestra altos peaks durante periodos clave, en particular en torno a la crisis sub-prime. El indicador de interconexión muestra una fuerte aumento durante la crisis sub-prime, y las redes de Granger muestran un aumento en el número de conexiones, en concordancia con lo observado en el análisis de componentes principales.

1. Introducción

El principal objetivo de esta investigación es mejorar el entendimiento del riesgo sistémico, analizando diversos indicadores desarrollados en la literatura, tanto teórica como empíricamente. Este objetivo es similar al planteado por [Billio et al. \[2010\]](#), quienes hacen una extensa revisión de 31 indicadores de riesgo sistémico. No obstante, no todos estos indicadores son aplicables a Chile, ya sea por la regulación distinta, la dinámica de mercado distinta o los datos disponibles. Es aquí entonces donde nace una necesidad de discernir entre todos estos indicadores, y determinar cuáles tienen el potencial de ser de utilidad para los encargados de regular el sistema financiero nacional.

El riesgo sistémico ha pasado a tener un rol principal en las discusiones de regulación financiera alrededor del mundo, luego de la muy pública quiebra de Lehman Brothers, uno de los cinco bancos de inversión más grandes de Wall Street. Las consecuencias de esta quiebra hicieron resonancia en todo el mundo, y en particular en las economías avanzadas. De acuerdo al [IMF \[2010\]](#), el producto mundial se contrajo en 0,6% durante el 2009, liderado por las economías avanzadas, que retrocedieron en promedio 3,2%. El consenso en el mundo académico respecto a esta crisis es que este banco era sistémicamente importante, y una mejor regulación del riesgo sistémico (entre otras cosas) podría haber disminuido el grado de contagio que se produjo.

Algunos intentos por cuantificar el riesgo sistémico en Chile ya han sido realizados, notablemente por [Cifuentes \[2003\]](#) y [Chan-Lau \[2010\]](#). El primero analiza el efecto de la concentración bancaria sobre el seguro de depósitos y el riesgo sistémico. Se utiliza el esquema de [Eisenberg and Noe \[2001\]](#), mo-

delando el sistema financiero como una matriz de pagos simétrica de $N \times N$ instituciones, donde cada nodo corresponde al préstamo que la institución i le hace a la j . Luego, se calibran las condiciones para que reflejen la realidad del sistema nacional, y se realizan simulaciones donde se permite que vayan quebrando distintas instituciones, una a la vez. El objetivo de este análisis es observar qué efecto tiene sobre el riesgo sistémico la concentración, es decir, el número de instituciones N . El resultado es evidente: El nivel de concentración aumenta considerablemente el daño sistémico producido por una quiebra. Adicionalmente, se encuentra que la relación entre concentración y daño no es monotónica. Entre 3 y 11 instituciones, el aumento del número de instituciones aumenta el daño provocado por una quiebra, y desde 11 en adelante el daño comienza a reducirse. El aumento en el daño a medida que disminuye la concentración, entre 3 y 11 instituciones, se produce porque a medida que aumenta el número de bancos, aumentan los posibles contagios que pueden ocurrir. Solo a partir de 11 instituciones comienzan los resultados más intuitivos, donde se reduce el riesgo sistémico al disminuir la concentración.

El sistema chileno está mucho más concentrado que el de Estados Unidos. De acuerdo a estadísticas del Federal Deposit Insurance Corporation (FDIC), a julio del 2012 habían 7246 instituciones financieras en Estados Unidos. De acuerdo a la Superintendencia de Valores y Seguros (SVS), a marzo del 2012 habían 62 corredoras de bolsa y agentes de valores, y según la Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras (SBIF) hay 24 bancos funcionando en el país. Esto significa que en Estados Unidos hay una institución financiera por aproximadamente 43 mil personas, mientras que en Chile por cada institución financiera hay alrededor de 193 mil personas. La conclusión de Cifuentes [2003] implica que un shock como el ocurrido en USA tendría un impacto aún mayor en Chile.

Por otro lado, Chan-Lau [2010] utiliza análisis de redes de estados financieros para simular shocks al sistema, y determinar qué instituciones son “Too-Connected-to-fail” (TCTF). Esencialmente, se analizan las interconexiones entre bancos a través de sus compromisos de activos y pasivos, y de esta forma se establece una red muy similar a la de Cifuentes [2003], pero más completa ya que utiliza datos reales del sistema bancario chileno. Luego, se simula un shock al sistema, como que un banco quiebre, y se propaga este shock por toda la red, para ver como afecta a las demás instituciones. El autor descubre que ningún banco es “TCTF”, y desde un punto de vista de estabilidad financiera, los agentes reguladores deberían concentrarse en financiamiento desde el exterior y la capacidad de pago del sector no financiero.

Antes de embarcarnos en determinar como podemos medir y controlar el riesgo sistémico en Chile, es necesario tener una comprensión sobre la situación actual del sistema mismo. Además de la concen-

tración, citada previamente, existen otros factores que lo hacen único y complican la aplicación directa de indicadores desarrollados en la literatura.

En primer lugar, el sistema financiero se caracteriza por su muy baja profundidad. Los volúmenes de transacción son considerablemente menores que en países desarrollados como Estados Unidos o algunos de Europa. Esto se traduce en una menor liquidez de los activos transados en el mercado, lo cual tiene dos consecuencias graves. En primer lugar, la menor liquidez implica que una institución en dificultades, que debe salir al mercado a vender apresuradamente activos para conseguir liquidez (“fire sale”), provocará un gran efecto sobre los precios de estos activos, afectando considerablemente a cualquier otra institución que también se encuentre en posesión de estos, y valore sus activos en base a precios de mercado en sus estados financieros. En segundo lugar, la menor profundidad implica que habrá menos información transmitida en el sistema de precios. De acuerdo a la Hipótesis de Mercados Eficientes, desarrollada en [Samuelson \[1965\]](#) -aunque más famosamente por Eugene Fama- los precios de las acciones transadas en bolsa incorporan inmediatamente la información, pública al menos, y por lo tanto no es posible utilizarlos para predecir resultados futuros; los precios se comportan como caminata aleatoria. Sin embargo, esta hipótesis no se cumple cuando el mercado es poco líquido, como ocurre con el chileno. En síntesis, esto implica que conclusiones obtenidas basándose en la información transmitida por el sistema de precios estarán indudablemente sesgadas.

En segundo lugar, existe un número considerablemente menor de empresas que cotizan en bolsa. Desde el punto de vista de riesgo sistémico, esto presenta un problema ya que, a pesar que asumamos que los precios son una buena fuente de información, o corriamos el problema de alguna forma, aún así el bajo número de acciones que se transan con relativa frecuencia es demasiado bajo como para poder realizar conclusiones que abarquen todo el sistema financiero.

Una última pregunta que uno puede hacerse antes de determinar necesario un estudio profundo del riesgo sistémico, es ¿Qué tan relevante para la economía es el sistema financiero? En la actualidad existe un relativo consenso en que un sistema financiero saludable tiene efectos positivos y significativos sobre el crecimiento económico. En [Hernández and Parro \[2005\]](#) se citan cinco factores que aporta el sistema financiero a las economías:

- Producción de información ex-ante acerca de las posibles inversiones y asignaciones de capital.
- Monitoreo de las inversiones realizadas y de los gobiernos corporativos.
- Comercialización, diversificación y administración de riesgo.

- Movilización de ahorros.
- Provisión de medios de pago para facilitar el intercambio de bienes y servicios.

De aquí se extrae que si el sistema financiero se desarrolla, aumentan estos factores, y estos a su vez tienen un impacto positivo sobre la economía. Adicionalmente, los autores revisan un número considerable de estudios empíricos, en su mayoría con resultados que corroboran la teoría: el desarrollo financiero tiene efectos significativos sobre el crecimiento de largo plazo. En cuanto al sistema chileno, los autores indican que el sistema financiero chileno es de los más profundos de los países emergentes, con activos totales del sistema siendo 1.7 veces el producto. Esto, sin embargo, está lejos de economías asiáticas o más desarrolladas como la estadounidense, que se encuentran sobre 3 veces. Esta buena posición en comparación a otras economías emergentes se repite en otras dimensiones, como eficiencia y solidez del sistema bancario y tamaño del mercado accionario. Sin embargo, se destaca la iliquidez del mercado accionario, como una de las principales falencias de nuestro sistema. Como se desarrollará más adelante, esta baja liquidez tendrá fuertes repercusiones en nuestra capacidad de cuantificar el riesgo sistémico. Los autores concluyen con que el siguiente paso en el mejoramiento del sistema está en mejorar su micro-estructura, lo cual puede lograrse reduciendo las asimetrías de información y costos de transacción. Grandes avances se han realizado recientemente en esta área, con la introducción del sistema de “Market Maker”. Esta estructura ha sido ampliamente utilizada en Estados Unidos y Europa, y podría significar una importante mejora en términos de liquidez. El sistema se introdujo en enero del 2012, por lo que habrá que esperar a que existan suficientes datos para examinar su efectividad.

El resto de la investigación se ordenará de la siguiente forma: la sección 2 realiza un análisis al riesgo sistémico, y qué se ha escrito en la literatura respecto a este, la sección 3 realiza una descripción de los 3 indicadores que serán aquí expuestos, la sección 4 realiza un análisis empírico de estos indicadores, señalando sus fortalezas, debilidades y modificaciones necesarias, y la sección 5 concluye.

2. El riesgo sistémico

El riesgo sistémico se define en [Billio et al. \[2010\]](#) como “cualquier conjunto de circunstancias que amenazan a la estabilidad o confianza en el sistema financiero”. Paralelamente, en [Schwaab et al. \[2011\]](#) se entiende más simplemente como el riesgo en el sistema financiero. Esta definición tiene una sutil diferencia con la primera, y es que considera al sistema como un todo y no se preocupa por sus componentes. Adicionalmente, definen la contribución de riesgo sistémico como toda externalidad negativa de la toma

de riesgo excesivo de una institución grande sobre las demás empresas del sistema. En este sentido, los autores argumentan que existen dos dimensiones de riesgo sistémico, una de corte transversal y una de serie de tiempo. La de corte transversal se refiere a como se correlacionan los riesgos entre instituciones en un momento del tiempo. Por otro lado, la dimensión de serie de tiempo se preocupa de analizar como evoluciona el riesgo sistémico en el tiempo debido a cambios en las condiciones macro-financieras, burbujas, etc.

En Brunnermeier et al. [2009] se entiende el riesgo sistémico como una situación en la cual el riesgo total del sistema es mayor a la suma de los riesgos individuales de cada institución. Esto ocurre porque el riesgo tomado por cada institución genera una externalidad negativa sobre las demás instituciones del sistema. Los autores identifican cinco externalidades negativas que se producen cuando una institución financiera entra en problemas financieros o quiebra, lo cual sienta la base de lo que entendemos como riesgo sistémico, entre las que destacan:

1. Contagio informacional: Si un banco quiebra, pone en duda la solvencia de los demás bancos, ya que la información no es perfecta. Esta pérdida de confianza puede desembocar en un retiro de fondos masivo y una pérdida de financiamiento a los demás bancos.
2. Comercio inter-bancario: Las instituciones financieras comercian mucho más entre ellas que empresas en cualquier otra industria. Evidentemente, el default de un banco significa para los demás la pérdida inmediata de este banco como fuente de liquidez, y la cesación de pagos de todos los activos que los demás bancos tenían sobre el banco que quiebra. Uno podría hacer el símil en el comercio interbancario con la integración vertical que puede ocurrir en otras industrias, ya que, por ejemplo al quebrar una empresa productora de automóviles, todos sus proveedores y distribuidores se enfrentarán a una situación complicada durante los meses siguientes, y es bastante probable que más de alguno también quiebre. Sin embargo, la diferencia recae en el hecho que, en el caso de instituciones financieras, los efectos de la quiebra de un banco son inmediatos sobre las demás instituciones, y muchas veces también mucho más severos.
3. Ventas de activos bajo presión (“fire sales”): La institución financiera que esta al borde de la quiebra puede intentar una maniobra de última instancia para recuperar liquidez: vender todos los activos que le queden al mejor postor. Esta venta apresurada de activos tiene severos efectos negativos sobre el precio de estos. Cualquier institución financiera que también se encuentre en posesión de estos activos verá una merma importante sobre el valor de sus activos totales, que están valorizados a precio de mercado, lo cual aumenta su apalancamiento y complica sus posibilidades

de financiamiento. Esta externalidad es interesante, adicionalmente, debido a que la valorización de los estados financieros a precios de mercado, práctica llamada “mark-to-market” es relativamente nueva. Esto podría ser una razón por la que el riesgo sistémico ha tomado mayor importancia en la última década, y queda para un análisis más profundo determinar la relevancia de esta práctica a nivel de sistema.

Estas externalidades son la principal causa del riesgo sistémico, sin embargo no hay mucho consenso respecto a qué las origina, y como se pueden regular y controlar. Algunos, como [Rajan \[2005\]](#) argumentan que se debe en gran parte a los cambios en la estructura de incentivos de los administradores de cartera, los cuales aumentan su exposición a riesgos de cola para maximizar retornos, aumentando más que proporcionalmente el riesgo en el sistema. Por otro lado, hay quienes argumentan que el riesgo sistémico se debe principalmente a la existencia de instituciones sistémicamente importantes, que son “Too Big To Fail”, y por lo tanto el riesgo sistémico es una consecuencia de la interconexión en el sistema. Estas divergencias en la definición no son un defecto en el análisis. Para entender el riesgo sistémico, es necesario comprender que tiene múltiples facetas. Desde el punto de vista regulatorio, entonces, esto significa que un solo indicador de riesgo sistémico no será suficiente, más bien, debe existir una gama de indicadores, cada uno cuantificando una dimensión distinta del sistema. Paralelamente, [Brunnermeier et al. \[2009\]](#) argumentan que para regular adecuadamente el riesgo sistémico es necesario abandonar la mirada predominante, que dice que se puede mantener un sistema seguro si cada institución particular está segura (enfoque micro-prudencial) y adoptar un enfoque macro-prudencial, donde se incorpora al análisis la estabilidad del sistema como un todo. Esto va en dirección a lo que se tenía entendido hasta ahora como política macro-prudencial, como las provisiones contra-cíclicas, que vemos en el caso de España aseguran la salud individual de cada institución financiera, mas no la del sistema en general.

3. Descripción de indicadores

En esta sección se realizará un breve análisis teórico de distintos indicadores, que tienen el potencial de ser de utilidad para predecir el grado de riesgo sistémico en Chile. En este sentido, el enfoque será similar al de [Billio et al. \[2010\]](#), de hecho esta selección es un sub-conjunto de los indicadores mencionados ahí. Esta selección fue realizada en base a dos criterios: relevancia y aplicabilidad. La relevancia es el primer filtro, ya que indicadores que dependen de gran profundidad de mercado, fuerte presencia de hedge-funds, regulación laxa, etc. no serán de utilidad en el marco del sistema chileno, por lo que no es de interés, al menos en una primera mirada, determinar como pueden ser aplicados a Chile.

Eventualmente, algunos de estos indicadores pueden ser modificados, aumentando su relevancia, pero esto requeriría una investigación particular. En segundo lugar, se seleccionaron aquellos indicadores que pueden ser aplicados directamente, o con leves modificaciones, a los datos chilenos.

3.1. Turbulencia Financiera

Este indicador es desarrollado en [Kritzman and Li \[2010\]](#), y consiste básicamente en una diferencia cuadrática entre los retornos de distintas acciones y el promedio, para cada periodo. Esta medida se origina en [Mahalanobis \[1927\]](#) para determinar diferencias en distintas razas de India a través de diferencias en los cráneos. En términos matemáticos, esto consiste en el cuadrado de la distancia Mahalanobis:

$$d_t = (y_t - \mu)\Sigma^{-1}(y_t - \mu)' \quad (1)$$

Donde d_t corresponde a la turbulencia del periodo t , y_t es un vector ($1 \times n$) de retornos de n activos durante el periodo t , μ es un vector ($1 \times n$) de medias muestrales del retorno histórico de cada activo, y Σ es la matriz de varianza-covarianza muestral ($n \times n$) de los retornos históricos. Por lo tanto, lo que queda representado por d_t es, en términos simples, qué tan lejos del promedio se encuentran los retornos durante cada periodo. Luego de calcular esta métrica para una muestra de T periodos, se establece una cota, como el percentil 75, y luego todo periodo con turbulencia financiera por sobre esta cota se cataloga como un periodo turbulento.

Como se indica en [Bisias et al. \[2012\]](#), su utilidad en términos de riesgo sistémico yace en los stress-tests que se pueden realizar a una cartera de activos. Esto se haría, por ejemplo, bajo un marco regulatorio en el cual ciertas carteras no puedan, por ley, tener pérdidas sobre cierto monto. Los autores sugieren utilizar solo aquellos periodos catalogados como “turbulentos” para calcular su VaR. De este modo, es una medida más realista de las posibles pérdidas en las que se puede incurrir en un evento de cola.

Este indicador es distinto a lo que uno habitualmente entiende por riesgo sistémico, ya que no entrega información respecto al nivel de interconexión o tamaño de alguna institución en particular. Sin embargo, como se explica en [Brunnermeier et al. \[2009\]](#), la regulación del riesgo sistémico no debe preocuparse de la salud de cada institución de manera individual, sino de la salud del sistema como un todo. Con este indicador, de una manera muy simple y objetiva se obtiene información respecto al nivel de volatilidad en el sistema. Con esta información, un agente regulador podría cuantificar el número de periodos seguidos que el mercado esta por sobre la cota, o determinar la magnitud en la cual se supera esta cota.

El principal atractivo de este indicador yace en lo straightforward que es su uso, ya que la medida es fácilmente aplicable a cualquier conjunto de activos. No obstante, algunas de las interrogantes que podrían surgir, con efectos en el resultado final, son qué activos incluir y qué tamaño de muestra tomar. En cuanto a qué activos financieros incluir, la respuesta es que depende de qué se quiere medir. Si se quiere utilizar para realizar stress-tests a carteras de activos, lo más razonable es incluir solo retornos de acciones, ya que otros activos como bonos, inmobiliario, etc. tienen menor liquidez y su variabilidad no está necesariamente correlacionada con el mercado de acciones, lo cual contaminaría la medida de turbulencia en el mercado accionario. Dentro del mercado accionario, podemos nuevamente preguntarnos qué acciones incluir. Una respuesta rápida sería imitar un índice, como el IPSA o el IGPA. Sin embargo, esto presenta dos dificultades. En primer lugar, estos índices no son constantes en el tiempo, por lo que algunas acciones que están durante un periodo pueden no estarlo durante otro. Adicionalmente, algunas acciones que forman parte de este índice tienen una historia de precios muy corta, ya que llevan poco tiempo transándose públicamente. En segundo lugar, algunas acciones del IGPA, e incluso del IPSA, tienen bajos volúmenes de transacción, lo cual sesga la media muestral de los retornos. Estas dificultades se relacionan con la segunda interrogante, de cuántos periodos incluir en la muestra. Si queremos tomar una muestra muy larga, algunas acciones que pertenecen hoy al IPSA, y son de altos volúmenes de transacción no estarán disponibles.

Una posible solución a ambas dificultades es realizar la medición cada año de manera individual, tomando para cada año una muestra distinta, la cual podría ser el IPSA de cada año. Luego de calcular toda la serie de turbulencia, se determina la cota con el total de periodos incluidos. Por ejemplo, si se quiere calcular la serie de turbulencia entre el 2008 y el 2011, se toma el IPSA de cada año, y con esta se estima una serie de turbulencia con la ecuación (1) para cada año. Luego se unen las tres series y se calcula el percentil 75 con toda la muestra.

Otra calibración necesaria corresponde a determinar qué cota será utilizada para separar entre periodos turbulentos y no turbulentos. [Kritzman and Li \[2010\]](#) utilizan el percentil 75, sin embargo no hacen explícito el por qué. Esta cota implica que el 25 % de los periodos en la muestra serán catalogados como turbulentos. Para un sistema financiero de menor profundidad como el chileno, esta cota puede ser un poco baja, ya que muchas veces habrán saltos importantes en los precios debido a la relativamente baja frecuencia con que se transan. Es por esto que, de querer aplicarse este indicador a Chile, una cota del percentil 85 parece más adecuada.

Un último ajuste que requiere el indicador es la periodicidad de los datos. Los precios de acciones

pueden ser obtenidos todos los días que el mercado esté abierto, por lo que una reacción inicial es aprovechar esto y utilizar periodicidad diaria. Esto tiene la ventaja de proveer un flujo más veloz de información, lo que podría significar una mayor velocidad de reacción. Por otro lado, en base al número de activos que se incluyan en la medición, la turbulencia con periodicidad diaria puede estar contaminada si hay pocos activos y uno de ellos tiene un día extremadamente bueno o malo. Esto aumentaría la turbulencia y podría llevar al regulador a pensar erróneamente que el sistema está con alta volatilidad. Por lo tanto, es recomendable utilizar periodicidad semanal. Esta frecuencia es suficientemente corta como para proveer rápida velocidad de reacción y al mismo tiempo limpia la muestra de movimientos no fundamentales en los precios.

3.2. Componentes Principales

El análisis de componentes principales consiste, básicamente, en descomponer la matriz de varianza-covarianza de un conjunto de activos y determinar cuánto hay en común entre estos. Esta metodología está muy bien descrita en algunos libros de texto de series de tiempo como [Tsay \[2005\]](#) y [Alexander \[2009\]](#), y consiste en descomponer los retornos de los distintos activos en factores ortogonales, con poder explicativo decreciente, para luego calcular qué proporción de la varianza total es explicada por cada componente.

A continuación, se expone la metodología en base a [Tsay \[2005\]](#). Dado un vector de retornos de n activos $r = (r_1, \dots, r_n)'$, el análisis de componentes principales busca explicar la estructura de la matriz de varianza-covarianza de estos retornos Σ_r , con pocas combinaciones lineales de r_i . Estas combinaciones lineales serán caracterizadas por los vectores y_i , una nueva variable llamada componente principal que corresponderá a:

$$y_i = w_i' r = \sum_{j=1}^n w_{ij} r_j$$

Es decir, cada componente principal es una combinación lineal de los retornos, y para cada componente principal existe un vector de ponderaciones w . Podemos entender cada componente principal como una cartera distinta de los mismos activos, cada una con un vector de ponderaciones distinta. Este vector se normaliza para que $w_i' w_i = \sum_{j=1}^n w_{ij}^2 = 1$. Por propiedad de las combinaciones lineales de variables aleatorias, se tiene que:

$$\begin{aligned} \text{Var}(y_i) &= w_i' \Sigma_r w_i \\ \text{Cov}(y_i, y_j) &= w_i' \Sigma_r w_j \end{aligned}$$

Donde Σ_r es la matriz de varianza-covarianza de los retornos. La idea de componentes principales es encontrar los vectores de ponderaciones w_i tal que $\text{Cov}(y_i, y_j) = 0$ y las varianzas de y_i sean lo más grande posible. Específicamente:

1. El primer componente principal del vector r es una combinación $y_1 = w_1' r$ tal que se maximiza la varianza de y_1 sujeto a que $w_1' w_1 = 1$.
2. El segundo componente principal del vector r es una combinación $y_2 = w_2' r$ tal que se maximiza la varianza de y_2 sujeto a que $w_2' w_2 = 1$ y $\text{Cov}(y_2, y_1) = 0$.
3. El tercer componente principal del vector r es una combinación $y_3 = w_3' r$ tal que se maximiza la varianza de y_3 sujeto a que $w_3' w_3 = 1$, $\text{Cov}(y_3, y_1) = 0$ y $\text{Cov}(y_3, y_2) = 0$.
4. Así sucesivamente hasta completar los n componentes principales.

Luego, se realiza una descomposición espectral de la matriz de varianza-covarianza muestral de los retornos, y obtener los pares de valores y vectores propios $(\lambda_1, e_1), \dots, (\lambda_n, e_n)$ ordenados de mayor a menor. Cada vector propio será un vector de ponderaciones, tal que se cumplen los requisitos enumerados previamente. Es decir, el i -ésimo componente principal vendrá dado por:

$$y_i = e_i' r = \sum_{j=1}^n e_{ij} r_j$$

y la varianza de estos componentes será:

$$\begin{aligned} \text{Var}(y_i) &= e_i' \Sigma_r e_i = \lambda_i, \quad i = 1, \dots, n \\ \text{Cov}(y_i, y_j) &= e_i' \Sigma_r e_j = 0, \quad i \neq j \end{aligned}$$

Finalmente, podemos expresar la proporción de la varianza total, explicada por el i -ésimo componente principal como la razón entre sus varianzas:

$$\frac{Var(y_i)}{\sum_{i=1}^n Var(y_i)} = \frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \dots + \lambda_n}$$

Basándose en esta metodología, [Billio et al. \[2010\]](#) toman 100 instituciones financieras, entre bancos, corredoras, hedge-funds y aseguradoras, calculan sus retornos mensuales, toman muestras móviles de 36 meses entre 1994 y 2008, y calculan la serie de proporción de la varianza explicada por el primer componente principal, del segundo al décimo, del onceavo al vigésimo, y del vigésimo primero al número 100. Los resultados que se obtienen son bastante intuitivos, ya que el primer componente explica entre 24 % y 43 %, aumentando considerablemente en tiempos de crisis. Esto se interpreta de la siguiente manera: si en un momento dado el primer componente explica 40 % de la varianza total, entonces 40 % de la varianza total se debe a un factor único y transversal a todas las instituciones. Esto implica que durante periodos de alta vulnerabilidad y turbulencia financiera, aumenta considerablemente el grado de interconexión entre instituciones financieras.

3.3. Redes de Causalidad de Granger

Este indicador se basa en la causalidad lineal de Granger, planteada en [Granger \[1969\]](#). Se dice que el retorno de una acción A causa a la Granger a otra acción B si se puede predecir retornos futuros de B con retornos rezagados de A. Matemáticamente:

$$R_{t+1}^A = a^A R_t^A + b^{AB} R_t^B + e_{t+1}^A \quad (2)$$

$$R_{t+1}^B = a^B R_t^B + b^{BA} R_t^A + e_{t+1}^B \quad (3)$$

Donde e_{t+1} es ruido blanco. El test estadístico que se lleva a cabo es la significancia del parámetro b . Si b^{AB} es estadísticamente distinto de 0, entonces B causa a la Granger a A, y viceversa. De manera paralela, este test permite evaluar la hipótesis de mercados eficientes, ya que esta plantea que no se puede predecir retornos futuros con retornos rezagados.

Lo que se plantea en [Billio et al. \[2010\]](#) es realizar este test a todas las posibles relaciones entre las 100 instituciones que analizan. De esta manera, se obtiene una matriz de relaciones, que no solo identifica conexiones entre instituciones, sino que además indica la dirección de esta. Para corregir la probable heterocedasticidad en los retornos, estos se modelan como un GARCH(1,1):

$$\begin{aligned}
R_t^A &= \mu_A + \sigma_{At} e_t^A, \quad e_t^A \sim RB(0, 1) \\
\sigma_{At}^2 &= \omega_A + \alpha(R_{t-1}^A - \mu_A)^2 + \beta_A \sigma_{At-1}^2
\end{aligned}$$

Y luego realizan los tests de causalidad corrigiendo los retornos por heterocedasticidad, lo cual consiste en dividir cada serie de retornos por su varianza condicional: $\tilde{R}_T^A = R_t^A / \hat{\sigma}_{At}$. Luego de estimar todas las posibles relaciones para distintas sub-muestras, se realiza un análisis gráfico comparando los resultados entre sub-muestras. Este análisis gráfico consiste en un diagrama circular, donde se muestran todas las uniones entre instituciones. El principal resultado que obtienen es un aumento considerable en el número de conexiones. entre 1996 y 1998 se encuentran 583, mientras que entre 2006 y 2008 existen 1244 relaciones de causalidad. Esto se interpreta como un gran aumento en el nivel de complejidad del sistema financiero estadounidense.

4. Análisis Empírico

En esta sección se realizará una aplicación empírica de los tres indicadores descritos, Turbulencia Financiera, Componentes Principales y Redes de Causalidad de Granger. Estos tres indicadores utilizan los precios de mercado de las acciones, todos obtenidos de BLOOMBERG. Para los tres casos, se calculan los retornos semanales como la variación porcentual entre precios de un viernes a otro (o el último día de la semana hábil en caso que el viernes sea feriado), sin considerar dividendos.

En el caso del indicador de Turbulencia Financiera, se analiza un subconjunto de 31 acciones del IPSA entre el 15 de octubre del 2004 y el 28 de septiembre del 2012. Las acciones que actualmente están en el IPSA, pero se abrieron a la bolsa después de la fecha de inicio, o ingresaron recientemente al índice pero antes eran poco transadas, fueron excluidas. En la tabla 1 se presenta estadística descriptiva de estas acciones. Vemos que el retorno promedio es muy cercano a 0, como es de esperar.

Para el cálculo de los indicadores de Componentes Principales y Redes de Granger se utilizan los retornos de las cuatro instituciones bancarias que cotizan y tienen un nivel de movimiento relativamente alto: Banco de Chile, Banco Santander, Banco de Crédito e Inversiones (BCI) y Banco Security. Esta es la principal limitación con lo que contamos, a diferencia de [Billio et al. \[2010\]](#) que cuentan con los precios de las acciones de 25 bancos, aseguradoras y corredoras, además de los retornos de 25 hedge-funds. Esta limitación tiene dos caras. Por un lado, reduce considerablemente la dimensión y alcance del análisis, no

Cuadro 1: Estadística descriptiva de retornos semanales de acciones entre 2004 y 2012.

Ticker	Promedio	Desv. Est.	Min	Max
AESGENER CC Equity	0.37 %	4.13 %	-16.19 %	31.34 %
AGUAS/A CC Equity	0.19 %	2.78 %	-13.16 %	11.11 %
ANDINAB CC Equity	0.25 %	3.27 %	-16.15 %	12.58 %
ANTAR CC Equity	0.12 %	3.44 %	-18.39 %	16.67 %
BCI CI Equity	0.30 %	3.38 %	-22.47 %	12.18 %
BESALCO CC Equity	0.58 %	4.24 %	-23.07 %	19.69 %
BSAN CC Equity	0.25 %	3.81 %	-24.02 %	15.32 %
CAP CC Equity	0.47 %	5.55 %	-29.96 %	23.37 %
CCU CC Equity	0.28 %	3.53 %	-14.49 %	11.81 %
CENCOSUD CC Equity	0.39 %	4.38 %	-30.82 %	25.64 %
CHILE CI Equity	0.23 %	3.25 %	-26.72 %	15.34 %
CMPC CI Equity	0.18 %	3.88 %	-23.34 %	13.70 %
COLBUN CC Equity	0.21 %	3.44 %	-18.64 %	16.88 %
CONCHA CC Equity	0.13 %	3.54 %	-10.19 %	15.94 %
COPEC CC Equity	0.18 %	3.48 %	-11.20 %	15.93 %
CORPBANC CI Equity	0.19 %	3.10 %	-12.30 %	12.54 %
EMBONOB CC Equity	0.32 %	2.99 %	-12.50 %	12.50 %
ENDESA CC Equity	0.27 %	3.40 %	-23.03 %	23.15 %
ENERSIS CC Equity	0.21 %	3.60 %	-20.19 %	18.30 %
ENTEL CC Equity	0.24 %	3.35 %	-14.91 %	16.87 %
FALAB CC Equity	0.40 %	4.11 %	-14.32 %	16.20 %
IANSA CC Equity	0.33 %	6.97 %	-20.36 %	42.68 %
LAN CC Equity	0.43 %	4.15 %	-20.48 %	14.58 %
MASISA CC Equity	-0.13 %	4.55 %	-32.79 %	19.38 %
PARAUCCO CC Equity	0.38 %	3.97 %	-17.53 %	16.41 %
PILMAIQ CC Equity	0.83 %	5.66 %	-14.59 %	40.63 %
QUINENC CC Equity	0.21 %	3.29 %	-12.26 %	17.65 %
SALFACOR CC Equity	0.50 %	5.03 %	-28.32 %	18.37 %
SMCHILEB CI Equity	0.37 %	3.52 %	-16.05 %	13.38 %
SQM/B CC Equity	0.68 %	5.14 %	-24.83 %	27.09 %
VAPORES CC Equity	-0.30 %	6.14 %	-26.38 %	33.87 %

solo en términos de menor muestra sino que además no es posible analizar interconexiones entre distintos sectores; solo se cuenta con una fracción del sector bancario. Por otro lado, el mercado financiero chileno es considerablemente menos líquido que el estadounidense, lo cual reduce la información transmitida por el sistema de precios. Esto implica que, inevitablemente, las conclusiones extraídas utilizando estos datos estarán sesgadas.

Sobrepasar esta limitación no es tarea fácil. Lo que los autores modelan con los retornos es la verosimilitud de que la institución quiebre. Si un retorno es muy negativo, durante 2 o 3 periodos seguidos (digamos 60 – 90 % acumulado) se puede inferir que esta institución está teniendo un episodio muy negativo, lo cual está siendo asimilado por el mercado. Luego, con las metodologías de Componentes

Principales y Redes de Granger se analiza qué efecto tiene sobre el resto del sistema que una institución tenga un movimiento brusco e inesperado en su precio. Si un episodio de muy bajos retornos en una institución coincide con muy bajos retornos de las demás instituciones del sistema, el indicador de Componentes Principales indicará un aumento en el nivel de interconexión, a través de un aumento en la proporción de la varianza total explicada por el primer componente. Por otro lado, el test de causalidad de Granger detectará un efecto desde los retornos de esta institución hacia las demás instituciones del sistema, es decir aumentará el número de conexiones. En base a estos resultados se puede inferir que estamos ante un aumento en el riesgo sistémico. Por lo tanto, para aplicar esta metodología a todo el sistema financiero de forma eficaz, es necesario conseguir una serie de tiempo, distinta al precio de acciones, que cumpla las siguientes características:

1. Periodicidad: Debe tener una periodicidad al menos mensual. Una frecuencia menor implica menores observaciones en las estimaciones, lo cual aumenta el riesgo de tener sesgo en muestras pequeñas. Algunos indicadores, como el de Componentes Principales, se calculan con ventanas móviles de datos, por lo que si se cuenta con 15 años de datos trimestrales, cada ventana móvil de 40 observaciones abarcará un periodo de 10 años, por lo que difícilmente podrá entregar información útil para un regulador que quiere observar de manera dinámica el sistema; además de permitir un número muy bajo de ventanas. Adicionalmente, la información en sí transmitida por datos de menor frecuencia puede ser menos relevante, ya que resta mucha agilidad al regulador. Si este se demora en observar el efecto porque los datos son de baja frecuencia, su velocidad de reacción también disminuye y lleva a que probablemente no alcance a anticiparse al aumento en riesgo sistémico.
2. Estacionariedad: La estacionariedad de la serie no es un requerimiento necesario, pero si muy simplificador. Para el análisis de Componentes Principales, [Lansangan and Barrios \[2009\]](#) explican que el análisis de series no estacionarias puede sesgar la varianza explicada por el primer componente, ya que además del movimiento conjunto se agrega una tendencia, determinística o estocástica. Por otro lado, los tests de causalidad de Granger dejarán de ser válidos, ya que se basan en regresiones, por lo que utilizar series no estacionarias aumenta el riesgo de resultados espurios. Una solución a ambos problemas es diferenciar la serie hasta que sea estacionaria. Sin embargo, esto reduce el número de periodos disponibles (un costo en grados de libertad importante si se considera que probablemente se tendrá una muestra corta) y cambia la forma de interpretar los resultados.
3. Transversalidad: La serie debe existir para el mayor número de instituciones financieras posible,

para poder realmente medir el riesgo sistémico en el *sistema* y no solo en un sub-conjunto. Esa es el principal atractivo de utilizar los precios de acciones, en el caso de Estados Unidos. Prácticamente todas las instituciones financieras cotizan (al menos las 25 más grandes de cada sector), por lo que este dato efectivamente está disponible para virtualmente todo el sistema financiero; a excepción, obviamente, de los hedge-funds. Para incluirlos en la medición, [Billio et al. \[2010\]](#) utilizan las bases CS/Tremont y TASS/Tremont. La primera es un conjunto de índices -según estrategia- de hedge-funds con un mínimo de 10 millones de dólares de assets under management (AUM), mínimo un año de historia y estados financieros auditados. La segunda base es desagregada por hedge-funds y no impone restricciones.

4. Información: El atributo más importante que debe tener la serie es que contenga información respecto la situación de la institución. En este sentido, no podría utilizarse un índice de los retornos de fondos mutuos de una corredora ya que, por un lado, efectivamente sí capturará la posibilidad que una institución esté en un mal momento, ya que si se sabe en el mercado que hay un aumento en la probabilidad que una corredora X quiebre, retirarán sus fondos de esta y su retorno disminuirá, en términos del precio de la cuota del fondo mutuo. No obstante, estos fondos están compuestos por otras acciones transadas en bolsa, nacionales o internacionales, y un retorno negativo podría deberse simplemente a un shock negativo en el mercado accionario, lo cuál entregará un “false-positive” en el sentido que dará la impresión que la institución financiera que tiene un fondo con justo las acciones que tuvieron shocks negativos está en un mal momento, cuando no es necesariamente así. Otra alternativa es utilizar datos del mercado secundario de renta fija. Hay más instituciones financieras cotizando en renta fija que en renta variable, pero esto trae un gran número de nuevas complicaciones. En primer lugar, este mercado es aún menos liquido que el de renta variable, reduciendo la información transmitida por el sistema de precios. En segundo lugar, hay que tener en consideración los diferentes plazos de maduración de cada instrumento. Habría que considerar solo instrumentos de plazos iguales, o crear un índice para cada institución de su valor en el mercado de renta fija. En tercer lugar, hay acceso más limitado a los datos, lo cual complica la investigación de forma “masiva” y transversal.

Por otro lado, debemos tomar en cuenta problemas con la metodología misma, los cuales son particularmente serios en el caso de las Redes de Granger, ya que realiza supuestos bastante fuertes sobre las distribuciones de los retornos. Hay gran evidencia empírica que los retornos no se distribuyen como una normal, principalmente debido a la existencia de “fat tails”, es decir mayor densidad en los valores

extremos de lo que predice una distribución normal. Adicionalmente, se asume que la distribución de los errores es estable al realizar las regresiones de causalidad. La estimación se realiza con los retornos corregidos por su varianza condicional, por lo que se arregla el problema de la volatilidad en la varianza, sin embargo, se asume también que la media es cero para cada sub-muestra y que los errores no están correlacionados. Según que tan pequeña sea la sub-muestra, es posible que la media no sea cero, e incluso que los retornos no sean estacionarios. Por lo tanto, para obtener mayor robustez puede ser necesario realizar tests de portmanteau en los residuos de las regresiones para capturar posibles autocorrelaciones y analizar la estabilidad de la media y de los residuos. Por último, la causalidad se infiere a partir de la significancia del parámetro de una regresión lineal entre los retornos de una institución contra los retornos rezagados de otra. Sin embargo, este parámetro puede tener variaciones durante la sub-muestra analizada, es de decir se asume la estabilidad de los parámetros durante este periodo. Para determinar si esto es correcto se pueden realizar tests de Chow, sin embargo, considerando que para cada muestra el número de regresiones corresponde a $n(n - 1)$, donde n es el número de instituciones, por lo que para un número relativamente pequeño de instituciones, como 10 habría que realizar 90 regresiones, y los 90 tests correspondientes.

Estos problemas no serán sorteados en esta investigación. La literatura de riesgo sistémico es relativamente nueva a nivel global y está muy poco explotada en Chile. Una investigación mucho más profunda es necesaria para encontrar una serie que solucione la limitación de falta de datos. En vez, se desarrollarán los indicadores de Componentes Principales y Redes de Granger tal cual son expuestos en [Billio et al. \[2010\]](#), con los datos disponibles, a modo de introducir la metodología al país y con la esperanza que se retome la investigación donde se deja y se supere la falta de datos para tener indicadores eficaces en predecir los episodios de riesgo sistémico en el país.

4.1. Turbulencia Financiera

La construcción de este indicador se lleva a cabo con las acciones de las 31 empresas listadas en la tabla 1, con datos semanales entre el 15 de octubre del 2004 y el 28 de septiembre del 2012. La serie de resultado, d_t se grafica en la figura 1. La línea continua azul indica la turbulencia financiera y la línea roja punteada indica donde esta la cota del percentil 85. Vemos que hay un aumento muy fuerte durante las semanas terminadas el 10 y el 17 de octubre del 2008. El rezago entre el 15 de septiembre -el día que quebró Lehman Bros.- y esta fecha, puede entenderse como la demora de reacción del sistema financiero chileno a esta crisis. Se observa también en el gráfico un nivel de turbulencia bastante mayor entre

marzo del 2007 y agosto del 2009. Esta medida es una diferencia cuadrática, por lo que no captura si la turbulencia va en dirección positiva o negativa. Sin embargo, desde el punto de vista de un regulador, la dirección tiene implicancias en términos de qué respuesta es la más adecuada, mas no en el grado de importancia que merece. Evidentemente, los efectos de una fuerte baja generalizada e inesperada en el mercado accionario tiene efectos mucho más inmediatos, en particular en la confianza, por lo que uno entendería por qué pareciera ser más relevante estar atento ante eventos de fuertes disminuciones de precios. Sin embargo, cuando el mercado esta excesivamente “bullish” existe el riesgo de la formación de burbujas especulativas, las cuales pueden tener efectos altamente negativos, como la burbuja dot-com el 2000 en Estados Unidos.

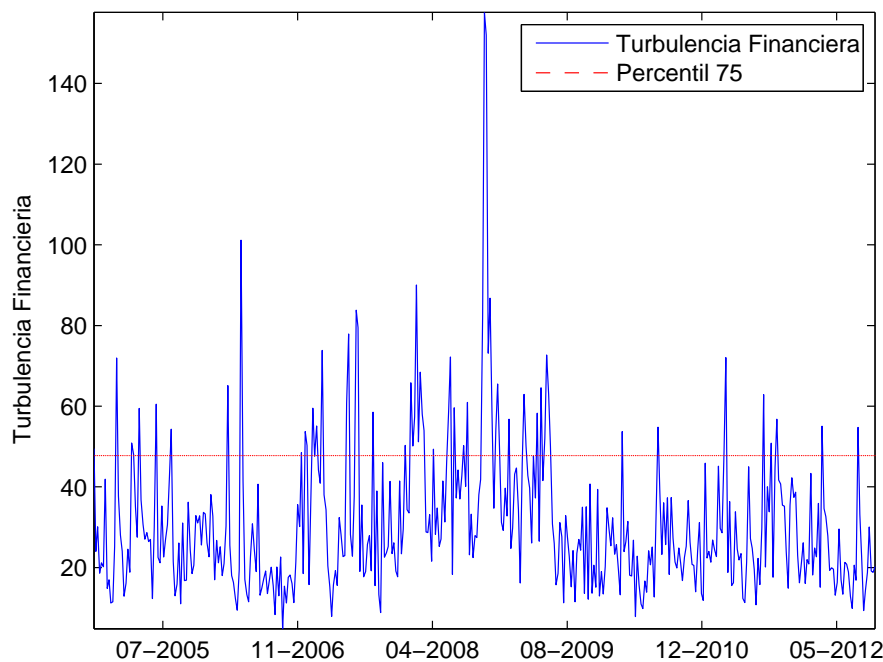


Figura 1: Turbulencia financiera de un sub-grupo de acciones del IPSA

4.2. Componentes Principales

Para desarrollar este indicador, se utilizan los retornos semanales entre el 7 de enero del 2000 y el 9 de noviembre del 2012 de cuatro bancos chilenos: Banco de Chile, Banco de Crédito e Inversiones, Banco Santander y Banco Security, que son las cuatro instituciones financieras que son transadas con

relativamente alta frecuencia en el mercado accionario. De hecho las primeras tres son parte del IPSA, mientras que Security es la única con relativamente bajo volumen de transacción. A pesar de analizar tan solo 4 de los 24 bancos vigentes en la actualidad, estos representan el 62 % de las colocaciones y el 61 % de los depósitos en el sistema bancario de acuerdo a datos de la SBIF, sin contar al Banco del Estado de Chile. Sin embargo, es muy poco probable que el gobierno deje quebrar a este banco, por lo que no es de particular interés a este análisis.

La metodología se aplica como se explicó previamente utilizando muestras móviles de 50 semanas, es decir, alrededor de un año. Como hay cuatro instituciones financieras, se obtienen cuatro componentes principales, en orden decreciente de poder explicativo de la varianza conjunta. En la figura 2 tenemos la evolución de la proporción de la varianza total explicada por el primer componente principal. Cada punto en el gráfico indica el nivel de interconexión que existe entre ese momento en el tiempo y las 50 semanas anteriores. El mayor salto en la interconexión, capturada por este indicador, ocurre el 3 de octubre del 2008, es decir, entre el 19 de octubre del 2007 y el 3 de octubre del 2008. En esta ventana, el primer componente principal explica 78 % de la varianza total, mientras que una semana antes, entre el 12 de octubre del 2007 y el 26 de septiembre del 2008 -un punto antes en la línea- el primer componente principal explicaba 62 % de la varianza. Este aumento coincide con las fechas observadas en el indicador de turbulencia financiera, es decir interrelaciones entre indicadores comienzan a aparecer. Este aumento en el porcentaje explicado por el primer componente debe ser interpretado como que existe un factor común a todas las series analizadas (los cuatro bancos) que explica 78 % de la varianza total. Podemos concluir, en base a esto, un importante aumento en el riesgo sistémico, medido como la interconexión de retornos de instituciones financieras, durante los periodos comprendidos entre octubre del 2008 y septiembre del 2009. Dicho de otra forma, si alguno de estos banco hubiese tenido retornos anormalmente negativos, o peor aún quebraba, el efecto habría sido mucho más severo a que si esto hubiera ocurrido en septiembre del 2010, por ejemplo.

Podemos observar también un claro aumento de la interconexión entre el 2002 y el 2003, y existen diversos motivos que pueden explicar esto. En primer lugar, está la crisis de Argentina, que es un socio comercial no menor, y su debilitada situación económica podría haber tenido efectos sobre el sistema financiero local, por ejemplo a través de la mayor volatilidad en el capital argentino presente en el sistema local, tanto en el mercado accionario como en depósitos bancarios. En segundo lugar, podría deberse al caso Inverlink, un grupo financiero de gran crecimiento entre el 2000 y el 2003, que quebró abruptamente luego de descubrirse un fraude financiero.

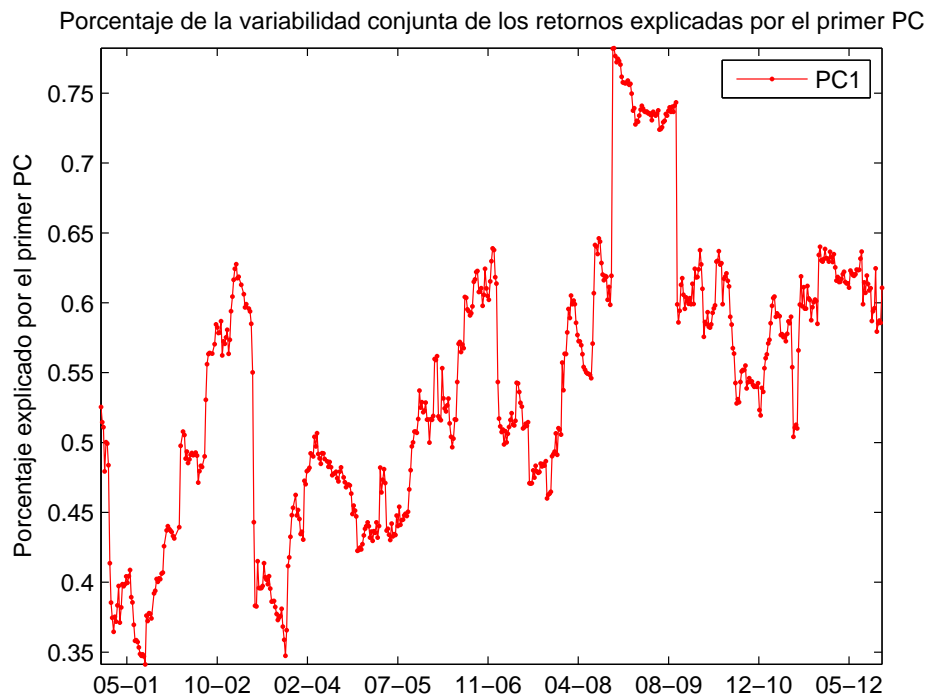


Figura 2: Evolución del porcentaje de la varianza total explicada por el primer componente

4.3. Redes de Causalidad de Granger

Para aplicar este indicador, se utilizan los mismos datos de la sección anterior. Esta aplicación consiste en dos partes. En primer lugar, se debe calcular la varianza condicional de cada serie de retornos, modelándolos como un GARCH(1,1). La segunda parte consiste calcular todas las posibles relaciones de causalidad con los retornos corregidos. El número de rezagos incluidos en cada regresión se determinan por el criterio de información bayesiano desarrollado en Schwarz [1978]. Si se analizan 4 instituciones financieras, existen 12 posibles combinaciones de causalidad. Luego de estimar los 12 parámetros, se deben realizar tests de significancia: si es significativo al 5%, se establece una relación de causalidad. Luego de tener todas las conexiones para una muestra dada, se arma un esquema de red que presente de manera visual las conexiones. El segundo paso puede ser fácilmente realizado con el toolbox de MATLAB desarrollado en Seth [2010].

Se calculará una red de causalidades, tal como se explicó previamente, para cada año. Vemos los resultados en las figuras 3 y 4. Los años 2003, 2007, 2008 y 2012 (2012 no incluido en el gráfico) no pre-

sentan ninguna relación de causalidad. Esto es de hecho de esperarse, debido a que se incluyó un número considerablemente menor de instituciones que [Billio et al. \[2010\]](#). Si incluyéramos 100 instituciones en lugar de 4, es más probable que obtengamos relaciones, no necesariamente por el riesgo sistémico sino por la dimensión del análisis. En los gráficos de la figura 2 vemos que no existe una dirección única o dominante, ya que ningún banco predice o es predicho todos los años. Sí se observa que el Banco Santander participa en las relaciones casi todos los años analizados, a diferencia del BCI y Security que no demuestran interconexión durante los últimos años de la muestra. En base a esto, podríamos concluir que el Banco Santander tiene una mayor participación en la interconexión del sistema, o dicho en otras palabras, son sistémicamente importantes. No obstante, es evidente una importante participación del Security entre los años 2000 y 2005. Esto puede ser un indicio de que un banco no necesariamente debe ser grande para tener una participación sistémica importante.

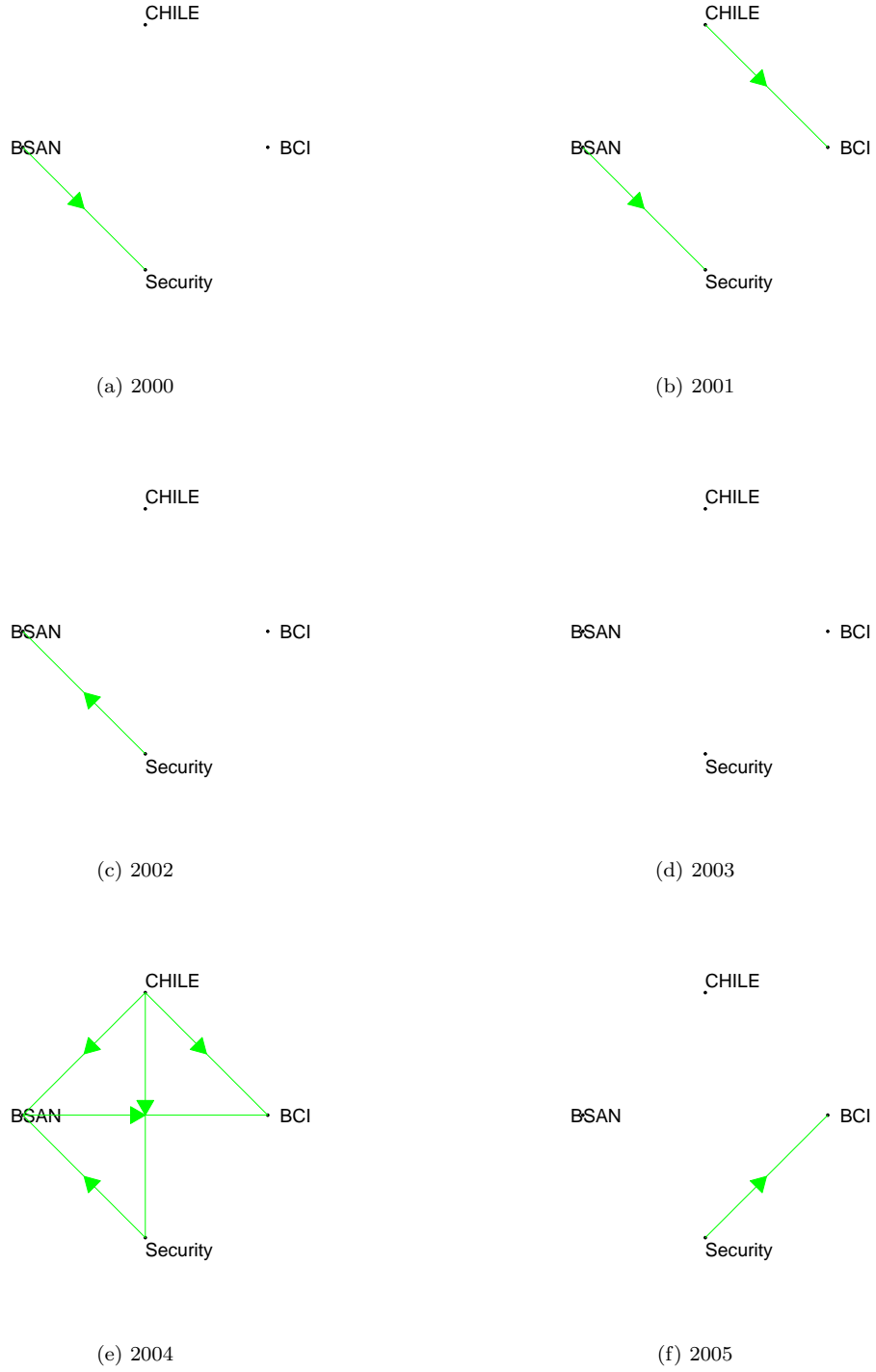


Figura 3: Redes de Causalidad Granger entre 2000 y 2005

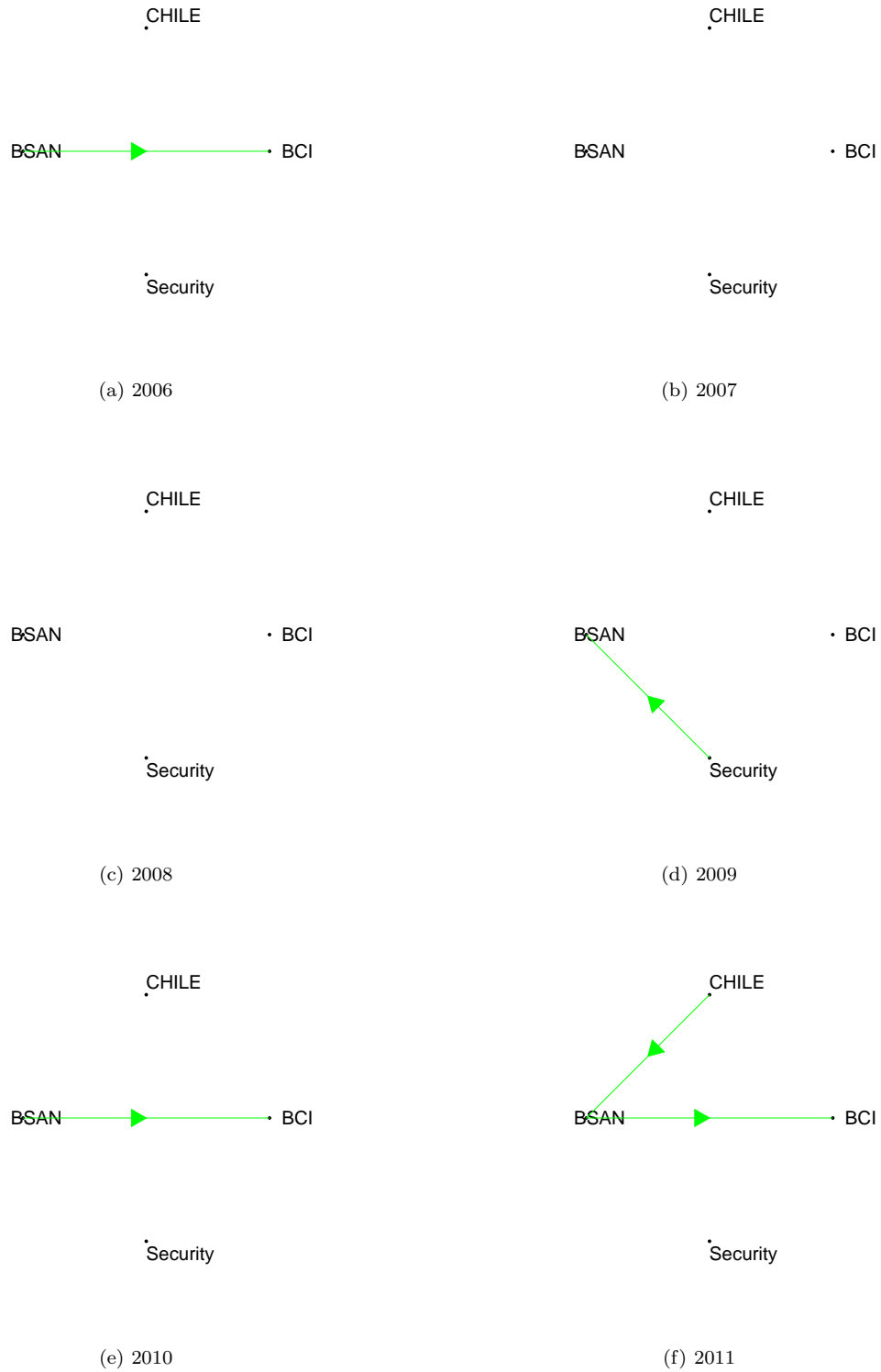


Figura 4: Redes de Causalidad Granger entre 2006 y 2011

5. Conclusiones

En esta investigación, se hace un análisis del sistema financiero desde la perspectiva del riesgo sistémico. Se presentan 3 indicadores desde un punto de vista teórico y empírico: Turbulencia Financiera, Componentes Principales, Redes de Causalidad de Granger. El principal objetivo perseguido es hacer una exposición de los indicadores que podrían ser utilizados para estudiar el riesgo sistémico en Chile en tres dimensiones: aplicación, metodología, y qué modificaciones son necesarias para poder desarrollarlos apropiadamente. El indicador de Turbulencia Financiera es el único del listado que puede ser directamente aplicado de manera efectiva y robusta, sin necesitar modificaciones. Una aplicación simple con 31 acciones del IPSA entre el 2004 y el 2012 demuestra un *peak* de turbulencia en los periodos adyacentes a la crisis sub-prime.

Por otro lado, los otros dos indicadores aplicados empíricamente, Componentes Principales y Redes de Causalidad de Granger, cuentan con la dificultad de no-existencia de datos apropiados. En este trabajo, se aplican de manera análoga a [Billio et al. \[2010\]](#), sin embargo, las conclusiones que se extraen en este caso están sesgadas debido a que los datos utilizados no son adecuados. A pesar de esto, vale la pena dedicar recursos a encontrar una forma de aplicar estos indicadores ya que aumentarían enormemente nuestro entendimiento de la situación sistémica en Chile. Otros indicadores -basados en simulaciones- como los descritos en [Cifuentes \[2003\]](#) y [Chan-Lau \[2010\]](#), se basan en la reacción del sistema en un escenario hipotético ante un shock, mientras que los aquí descritos entregan información de la situación del sistema en tiempo real, y proveen al agente regulador una ventaja al poder anticiparse a eventos sistémicos y prevenir sus consecuencias. Por ejemplo, si un banco está al borde de quebrar, y se está evaluando la posibilidad de rescatarlo, hace una diferencia saber si el sistema en la actualidad se encuentra altamente interconectado o no; si esta institución particular es sistémicamente importante o no, no en términos generales como se determina en [Chan-Lau \[2010\]](#), sino precisamente en el momento del tiempo en el que se está tomando la decisión.

Como se explica en [Brunnermeier et al. \[2009\]](#), el riesgo sistémico tiene muchas dimensiones, y no es suficiente tener una sola forma de medirlo. No es como el empleo, donde una sola medida, la tasa de desempleo, es por sí sola capaz de cuantificar en gran medida la situación laboral, sino que en este caso se requieren de varios indicadores, cada uno capaz de capturar una fuente distinta del riesgo.

Referencias

- World Economic Outlook: Recovery, Risk and Rebalancing. 2010.
- C. Alexander. *Market Risk Analysis, Practical Financial Econometrics*, volume 2. Wiley, 2009.
- M. Billio, M. Getmansky, A.W. Lo, and L. Pelizzon. Econometric measures of systemic risk in the finance and insurance sectors. Technical report, National Bureau of Economic Research, 2010.
- D. Bisias, M. Flood, A. Lo, and S. Valavanis. A survey of systemic risk analytics. *Available at SSRN 1983602*, 2012.
- M.K. Brunnermeier, C.A.E. Goodhart, A. Persaud, A. Crockett, and H. Shin. The fundamental principles of financial regulation. 2009.
- J.A. Chan-Lau. *Balance sheet network analysis of too-connected-to-fail risk in global and domestic banking systems*. International Monetary Fund, 2010.
- R. Cifuentes. Concentración bancaria: implicancias para el riesgo sistémico y para el diseño de la red de seguridad. *Documentos de Trabajo (Banco Central de Chile)*, (231):1–34, 2003.
- L. Eisenberg and T.H. Noe. Systemic risk in financial systems. *Management Science*, 47(2):236–249, 2001.
- C.W.J. Granger. Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pages 424–438, 1969.
- L. Hernández and F. Parro. Sistema financiero y crecimiento económico en Chile. *Estudios públicos*, (99):97–134, 2005.
- M. Kritzman and Y. Li. Skulls, financial turbulence, and risk management. *Financial Analysts Journal*, 66(5):30–41, 2010.
- J.R.G. Lansangan and E.B. Barrios. Principal components analysis of nonstationary time series data. *Statistics and Computing*, 19(2):173–187, 2009.
- P.C. Mahalanobis. Analysis of race-mixture in Bengal. *Journal of the Asiatic Society of Bengal*, 23:301–333, 1927.
- Raghuram Rajan. Has financial development made the world riskier? *NBER Working Paper Series No. 11728*, 2005.

P.A. Samuelson. Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly. *Industrial management review*, 6(2), 1965.

B. Schwaab, S.J. Koopman, and A. Lucas. Systemic risk diagnostics: coincident indicators and early warning signals. *ECB Working Paper*, (1327), 2011.

G. Schwarz. Estimating the dimension of a model. *The annals of statistics*, 6(2):461–464, 1978.

A.K. Seth. A matlab toolbox for granger causal connectivity analysis. *Journal of Neuroscience Methods*, 186:262–273, 2010.

R.S. Tsay. *Analysis of financial time series*, volume 543. Wiley-Interscience, 2005.