



**“INDICADORES DE VULNERABILIDAD FINANCIERA PARA
LOS SISTEMAS FINANCIEROS EN AMÉRICA LATINA Y
APLICACIÓN PARA EL CASO PERUANO”**

**Trabajo de Investigación presentado
para optar al Grado Académico de
Magíster en Finanzas**

Presentada por

Sr. Luis Daniel Allain Cañote

Asesor: Profesor Roberto Urrunaga Pascó-Font

2006

Agradezco la valiosa colaboración y apoyo de Roberto Urrunaga, asesor de tesis; de Martín Naranjo y Socorro Heysen, por la bibliografía e ideas sugeridas en distintas ocasiones y anteriores proyectos; y de Belissa Rojas y Silvia Becerra, por facilitar tanto los documentos de sus respectivos trabajos de investigación como los de apoyo empleados.

Índice

| | |
|---|-----------|
| Índice de tablas..... | ix |
| Índice de gráficos | x |
| Índice de anexos | xi |
| | |
| Introducción | 1 |
| | |
| Capítulo I. Marco teórico | 5 |
| 1. Diferencias entre crisis financiera, crisis bancaria y vulnerabilidad del sistema bancario | 5 |
| 2. Causas de las crisis bancarias | 6 |
| 3. Consecuencias de las crisis bancarias..... | 8 |
| | |
| Capítulo II. Diseño del sistema de indicadores de vulnerabilidad y alerta temprana..... | 10 |
| 1. Modelo logit..... | 10 |
| 1.1 Modelo base | 13 |
| 1.2 Modelo macro | 13 |
| 2. Índices de vulnerabilidad | 14 |
| 2.1 Índice de vulnerabilidad financiera | 15 |
| 2.2 Índice de vulnerabilidad externa | 16 |
| 2.3 Índice de vulnerabilidad interna | 16 |
| 2.4 Índice de vulnerabilidad total | 16 |
| 2.5 Índices logit..... | 17 |
| | |
| Capítulo III. Análisis de resultados para el caso peruano..... | 18 |
| 1. Modelo logit..... | 18 |
| 1.1 Modelo base | 18 |
| 1.2 Modelo macro | 20 |
| 2. Índices de vulnerabilidad | 21 |
| 2.1 Índice de vulnerabilidad financiera | 21 |
| 2.2 Índice de vulnerabilidad externa | 22 |
| 2.3 Índice de vulnerabilidad interna | 23 |
| 2.4 Índice de vulnerabilidad total | 24 |
| 2.5 Índices logit..... | 25 |

| | |
|--|-----------|
| Capítulo IV. Extensiones del modelo | 27 |
| 1. Predicción y comparación entre los componentes | 27 |
| 2. Análisis de sensibilidad en el modelo logit | 28 |
| 3. Modificación del índice de vulnerabilidad total | 29 |
| | |
| Conclusiones y recomendaciones | 31 |
| | |
| Bibliografía | 33 |
| Anexos..... | 36 |
| Nota bibliográfica..... | 45 |

Índice de tablas

| | |
|---|----|
| Tabla 1. Resultados del modelo base | 18 |
| Tabla 2. Tabla de clasificación del modelo base | 19 |
| Tabla 3. Resultados del modelo macro | 20 |
| Tabla 4. Tabla de clasificación del modelo macro | 21 |
| Tabla 5. Ponderadores para la estimación del IndV ponderado (primera variación) | 29 |

Índice de gráficos

| | |
|--|----|
| Gráfico 1. Índice de vulnerabilidad financiera..... | 22 |
| Gráfico 2. Índice de vulnerabilidad externa..... | 22 |
| Gráfico 3. Índice de vulnerabilidad interna | 24 |
| Gráfico 4. Índice de vulnerabilidad total | 24 |
| Gráfico 5. Índice promedio logit | 25 |
| Gráfico 6. Índice de vulnerabilidad total e índice promedio logit..... | 28 |
| Gráfico 7. Índice de vulnerabilidad total y modificaciones | 30 |

Índice de anexos

| | |
|--|----|
| Anexo 1. Relación de variables y signos esperados..... | 37 |
| Anexo 2. Resultados de las estimaciones de los modelos..... | 39 |
| Anexo 3. Resultados de las estimaciones de los componentes normalizados de los índices de vulnerabilidad..... | 41 |
| Anexo 4. Comparación entre el índice de vulnerabilidad total y los índices estimados por los modelos logit..... | 44 |

Introducción

Las últimas décadas han sido testigo de un desarrollo profundo en los mercados financieros y en sus principales jugadores: los bancos y, en general, los sistemas financieros participantes. Asimismo, este desarrollo ha acentuado tanto las interrelaciones entre los sistemas financieros de los distintos países como la complejidad de las relaciones entre estos y las operaciones que realizan. Así, los desarrollos financieros han permitido el avance de las economías nacionales y de los productos disponibles para los agentes económicos a una velocidad muy acelerada.

Sin embargo, con dichos avances también se ha incrementado de un modo significativo el riesgo al que los sistemas financieros están expuestos, no solo por la complejidad de los productos sino por la profundidad de las relaciones con otros sistemas financieros. Por ello, además, en las últimas décadas se ha presenciado la facilidad con la que los problemas financieros en una región se trasladaban a otra distante geográficamente; aun más, a las naciones aledañas, con las cuales se tiene fuertes relaciones o similitudes ante exposiciones y perfil de riesgo.

Roubini y Setser (2004: 43) mencionan que “el contagio es difícil de definir y de medir. Claramente, una crisis no ocurre a menos de que existan debilidades financieras que expongan al país a diversos shocks. Sin embargo, el contagio internacional, de alguna manera, puede jugar un rol en la transmisión de crisis”¹. En dicho documento se lista como algunas de las razones que pueden provocar un contagio financiero, las siguientes: relaciones comerciales que puedan presionar a devaluaciones competitivas; *wake-up calls* o reacciones preventivas de algunos países, que implican reducir su exposición con aquellos que presentan vulnerabilidades financieras similares a las de otros países en crisis; y vínculos crediticios comunes con países en crisis, o con países que tienen características o vulnerabilidades similares a las de países en crisis.

Además, se ha incrementado la interrelación entre el sistema financiero y el entorno económico en el que este se aloja, razón por la cual una crisis económica rápidamente afecta al sistema financiero y viceversa. Así, las últimas crisis bancarias han costado, en algunos casos, más del 10% del producto bruto interno (PBI)² de los países que las sufrieron, en los casos en que las medidas prudenciales se tomaron justo antes o durante la crisis.

¹ La traducción es nuestra (n. t.).

² La crisis mexicana costó 11,9% del PBI de 1997; mientras que la crisis venezolana, 13,2% del PBI en 1994 (Amieva y Urriza 2000: 31).

Los supervisores bancarios alrededor del mundo han intentado, mediante distintos mecanismos, establecer políticas y procedimientos que les permitan seguir el ritmo de los desarrollos en el sistema financiero. Ciertamente, sin embargo, que la magnitud y complejidad de los riesgos hace cada vez más difícil que los supervisores puedan comprender al 100% la magnitud de los riesgos a los que se expone un banco; mucho menos que sean capaces de revisar dicha exposición con la rapidez requerida, en un entorno donde se enfrentan a escasez de recursos (tecnológicos, humanos, etcétera). Cada vez necesitan identificar y enfocarse en los riesgos más relevantes en una institución financiera.

De esta manera, nacen los enfoques de supervisión bancaria basada en riesgos. El Comité de Basilea ha emitido una serie de recomendaciones y políticas para los bancos acerca de cómo podrían gestionar mejor sus riesgos; así como para los supervisores, sobre cómo podrían medir estos últimos con más precisión, identificar las debilidades con tiempo para controlarlas y centrarse en los riesgos más importantes a los que se ve expuesta una institución financiera, en función de sus operaciones y de los mercados en los que participe.

Sin embargo, los indicadores tradicionales de gestión y de riesgo han demostrado su debilidad como herramientas para la identificación temprana de crisis en las entidades financieras. Los ratios financieros tradicionales, en más de una ocasión, han mostrado conductas aceptables hasta poco antes de la crisis o hasta después de que esta se da, cuando queda ya muy poco por hacer. En otras ocasiones, los problemas se revelan durante una inspección a la entidad financiera y, en algunos casos, son de tal magnitud que el daño causado a dicha institución es significativo, pero se había mantenido “oculto” porque los ratios tradicionales aún no capturaban el deterioro en la fortaleza de la institución financiera en cuestión³. En tiempos de crisis, problemas de este estilo se han transmitido con rapidez de institución a institución y de sistema financiero a sistema financiero.

Por este motivo, se han desarrollado nuevas metodologías de detección del riesgo que permitan detectar previamente los principales riesgos a los que las entidades financieras se exponen y poder tomar acciones con la suficiente anticipación. Así, han surgido una serie de modelos de “alerta temprana”, como se les conoce; cuyo fin es determinar, sobre una base metodológica que

³ “Es reconocido que los ratios financieros tradicionales como el capital sobre los activos ponderados por riesgo son inefectivos como indicadores de la fortaleza de una institución financiera cuando los estándares contables y los sistemas de reporte son inapropiados, cuando los créditos atrasados son clasificados incorrectamente y cuando las provisiones son insuficientes. Adicionalmente, un marco legal deficiente que impida que el supervisor tome medidas correctivas cuando un banco parece estar fallando, reduce seriamente la eficiencia de los ratios financieros” (Rojas-Suárez 2001b: 5-6; [n. t.]).

combina un conjunto de indicadores, ratios financieros e información de mercado, así como información sobre el entorno financiero y económico, la probabilidad de crisis de una institución o el riesgo general de un sistema financiero. Estas herramientas son usadas, junto con otra serie de análisis y fuentes de información, por el supervisor financiero para medir los riesgos a los que se exponen los sistemas financieros y atacar los que, a su criterio, considere más peligrosos para las entidades o que no estén siendo mitigados adecuadamente por las mismas.

Existen dos familias principales de modelos de alerta temprana. Los modelos microeconómicos, que utilizan datos de un solo banco o un solo mercado para analizar la fragilidad de los mismos, han mostrado su utilidad para análisis puntuales de una empresa o serie de empresas, pero no son muy potentes (por estar fijados en esta entidad o grupo de entidades) como predictores de crisis bancarias. La otra familia de modelos, los modelos macroeconómicos, incorporan variables microeconómicas de las entidades, variables agregadas del sistema financiero, variables financieras del entorno y variables macroeconómicas con el fin de capturar las principales fuentes de riesgos dentro del entorno económico en el que las entidades financieras se manejan. El sistema planteado en este trabajo pertenece a este último grupo.

Sin embargo, la mayoría de modelos se calibran seleccionando variables para un sistema financiero particular. El objetivo del presente trabajo consiste en diseñar un modelo estadístico que pueda ser usado en distintos sistemas financieros latinoamericanos, aprovechando tanto la ventaja de la similitud de riesgos a los que dichos sistemas están expuestos como la importancia del contagio financiero que puede darse en la región, en el caso de que algunos de ellos sean afectados por una crisis. Por otra parte, la ventaja de usar una metodología que capture las fuentes de volatilidad y las presente de una forma transparente salta a la vista, pues no se requiere la calibración específica de un modelo ni la interpretación de una probabilidad como alta o baja, sino simplemente proveer de la data necesaria para obtener una lectura en múltiples planos de la situación del sistema financiero.

De esta manera, la metodología presentada en este trabajo permite capturar no solo las fuentes internas más comunes, sino las exposiciones que pueden ser posible fuente de contagio para los sistemas financieros de los países latinoamericanos y presentarlas como probabilidades de ocurrencia o de una forma mucho más transparente e intuitiva. El trabajo propone y desarrolla un sistema de alerta temprana, con dos metodologías complementarias que pueden ser aplicadas en la región, para luego mostrar su aplicación específica al caso peruano.

El resto del trabajo se desarrolla como sigue: el primer capítulo describe el marco teórico y los principales avances en el campo, mientras que el segundo discute la metodología del sistema y la data usada para su desarrollo. El tercer capítulo muestra los resultados para el Perú y el cuarto expande el modelo con fines de predicción. Por último, se presentan las conclusiones, observaciones finales y posibles ampliaciones del modelo.

Capítulo I. Marco teórico

1. Diferencias entre crisis financiera, crisis bancaria y vulnerabilidad del sistema bancario

El siguiente trabajo tiene como objetivo estimar indicadores de vulnerabilidad para el sistema bancario. Con ese fin, es importante distinguir entre tres términos que pueden resultar confusos en la literatura: crisis financiera, crisis bancaria y vulnerabilidad del sistema bancario.

Una crisis financiera ocurre cuando los mercados financieros, debido a una turbulencia que genera la exacerbación de los problemas de riesgo moral y de selección adversa (aquí se incluye al mercado de seguros y a la bolsa de valores), se tornan incapaces de canalizar fondos de un modo eficiente a aquellos que tienen las oportunidades más productivas de inversión, lo cual provoca una contracción de la actividad económica (Becerra y Dancourt 2002: 5).

Por otra parte, se produce una crisis bancaria, de manera usual, cuando se presentan varios de los siguientes factores, a la vez: incremento de la cartera vencida a niveles que pongan en riesgo la solvencia del sistema, reducción de la capacidad de servicio de la deuda por parte de los clientes bancarios, reducción del valor de los activos de los bancos, necesidad de venta forzada de los activos bancarios, reducción de los sujetos viables para nuevos créditos y una demanda de reservas monetarias tan grande que no puede ser satisfecha en el corto plazo (corridas bancarias) (Amieva y Urriza 2000: 9).

Sin embargo, reaccionar ante una crisis bancaria cuando ya está ocurriendo implica tomar acciones drásticas y subóptimas, en relación con las que se hubieran podido tomar antes de la crisis. Según Jarmo Pesola (2001), la vulnerabilidad de un sistema bancario se puede ver como algo inherente a dicho sistema, mientras que una crisis bancaria suele dispararse como resultado de dicha vulnerabilidad y un *shock* exógeno, tal como ha sucedido en la mayoría de crisis recientes, incluso la crisis peruana.

Esta última definición es la que se ha tenido en cuenta al diseñar el sistema de indicadores presentado en este documento, con el fin de detectar el riesgo de una crisis antes de que esta ocurra.

2. Causas de las crisis bancarias

Las causas de las crisis bancarias pueden, por lo general, dividirse en macroeconómicas y microeconómicas. Entre las primeras se incluyen factores que afectan al sistema bancario en su conjunto, tales como el nivel de crecimiento económico, problemas inflacionarios, devaluación del tipo de cambio, desbalances fiscales o desbalances en las cuentas de capital que afectan la capacidad de fondeo de los bancos, volatilidad de las tasas de interés de referencia y similares; mientras que entre las segundas se puede incluir deficiencias en la regulación bancaria, problemas de estrategia de las entidades, influencia estatal en la colocación de los créditos, políticas deficientes de evaluación de riesgo crediticio y *booms* crediticios.

• Factores macroeconómicos

- *Reducción del crecimiento económico*: un nivel alto de crecimiento económico disminuye, por lo general, la probabilidad de ocurrencia de una crisis bancaria al habilitar a los clientes del sistema a pagar sus deudas a tiempo, lo que mantiene la calidad de la cartera del sistema. Con frecuencia, un *shock* externo capaz de provocar una crisis afecta siempre el crecimiento de la actividad económica, lo que desencadena el rápido deterioro del sistema bancario.
- *Nivel de inflación*: no solo un alto nivel de inflación reduce el valor del dinero y, por ende, incentiva a la retracción del ahorro (porque es menos rentable) y de la inversión (debido a que un mayor nivel de inflación complica la estimación de la rentabilidad adecuada de una inversión para determinar si es o no favorable), sino que los bancos, con el fin de incentivar el ahorro, se ven obligados a incrementar sus tasas de interés pasivas, con lo que la rentabilidad del sistema se reduce.
- *Devaluación del tipo de cambio*: en economías emergentes, en donde la canasta está formada en buena cuenta por productos importados y los precios se miden parcialmente en moneda extranjera, pero la mayor parte de agentes recibe sus ingresos en moneda local, una devaluación reduce el poder adquisitivo y la riqueza de los agentes; aun cuando dichos agentes tengan pasivos en moneda extranjera (riesgo cambiario-crediticio). En este último caso, aunque el sistema esté calzado en sus activos y pasivos por moneda, el deterioro de la situación financiera de los agentes (por riesgo cambiario) puede generar un incremento de la cartera atrasada de las entidades.
- *Desbalances fiscales o en la cuenta de capitales*: si bien ambos tipos de desbalances corresponden a orígenes distintos, el efecto sobre el sistema es el mismo: reducen la capacidad del Gobierno –ya sea por intermedio del Tesoro o del Banco Central– para

tomar medidas que puedan aliviar una crisis. Asimismo, en el caso de una crisis bancaria sistémica, es probable que el Tesoro tenga que asumir el costo principal de la liquidación o del salvataje de las entidades en problemas. Si este se encuentra en problemas para hacerlo *a priori*, por una débil situación fiscal, en el caso de una vulnerabilidad bancaria es más creíble que pueda ocurrir una crisis sistémica (pues los agentes esperan que el Gobierno no pueda intervenir adecuadamente) a que si la situación fiscal del Gobierno fuese sólida.

- *Volatilidad de las tasas de interés de referencia*: cuando las tasas de interés son volátiles o son muy elevadas, no solo se desincentiva la inversión, sino que es más difícil distinguir entre los proyectos viables de los no viables, sobre todo porque muchos proyectos viables no serán ejecutados por la misma volatilidad. Esto produce un problema de selección adversa para el sistema, con el consecuente riesgo sobre la cartera.

- **Factores microeconómicos**
 - *Deficiencias en la regulación bancaria*: si bien la regulación bancaria es necesaria para el adecuado funcionamiento del sistema bancario y para salvaguardar los intereses de los depositantes, una deficiente regulación puede exacerbar el riesgo al permitir políticas bancarias deficientes, estimular comportamientos riesgosos por parte de las empresas⁴ o deteriorar la continuidad de las entidades, ya sea por ser demasiado exigente con los requerimientos de capital o reservas, lo que afecta la rentabilidad; o por ser muy laxa (o de cualquier otra manera inadecuada) con el requerimiento de reservas o provisiones, reduciéndose la cobertura. Por ende, puede impactar en la solvencia del sistema.
 - *Problemas de estrategia de las entidades*: aquí se consideran tanto estrategias de fondeo (como el uso de líneas de crédito “baratas” pero volátiles, tal como sucedió durante el *boom* crediticio de mediados de la década pasada) como la sobreconcentración de inversiones o de créditos en un mismo segmento o industria, lo que suele suceder cuando las entidades bancarias se mueven “en manada” a invertir en un nuevo proyecto, en un nicho de mercado que está creciendo o en un mismo grupo económico. Esto concentra, gradualmente, la cartera del sistema y reduce las posibilidades de encontrar oportunidades viables en el largo plazo.
 - *Influencia estatal en las decisiones de inversión*: este factor aparece cuando el Gobierno, implícita (por medio de incentivos) o explícitamente, redirige las decisiones de inversión de los bancos hacia algún sector que esté planeando beneficiar, ya sea a partir de la

⁴ Esto es lo que sucedió, entre otras cosas, en Argentina, al considerar la deuda gubernamental como deuda con riesgo 0%, tal como sugería el Acuerdo de Basilea para los bancos más grandes que operaban en países sólidos, cuando el perfil de riesgo del Gobierno argentino era mucho menos que seguro, por decir lo menos.

creación de incentivos tributarios, fondeo barato para créditos hacia determinado sector, creación de banca de fomento o el diseño de activos financieros que ofrece al sistema bancario, financiándose el Gobierno mediante dichos activos. Este comportamiento genera concentración, lo que lleva nuevamente al incremento en el riesgo crediticio y el riesgo de solvencia que este implica.

- Además, se puede considerar otros factores de riesgo, como la mala evaluación de los créditos, si no hay suficiente información disponible en las centrales de riesgo o si las políticas de las entidades no son adecuadas para llevar a cabo una selección eficiente de los clientes; la deficiente recuperación de los créditos por las fallas en el marco legal; la ocurrencia de fraude debido a la existencia de procedimientos deficientes en el manejo de los procesos de las entidades; inadecuados sistemas de contabilidad que no permitan una supervisión adecuada de los reales riesgos a los que está exponiéndose el sistema; problemas de información asimétrica por las deficientes o inexistentes herramientas para seleccionar y monitorear adecuada y económicamente a los clientes (sobre todo, cuando mayor es el riesgo del sistema, puesto que en ese período es cuando los buenos y los malos clientes se confunden); entre otros.

3. Consecuencias de las crisis bancarias

Los efectos de las crisis bancarias sobre la economía son mucho más severos que los efectos de una crisis en cualquier otro sector, pues estas distorsionan los canales microeconómicos necesarios para la correcta instrumentación de la política monetaria e interfieren con los sistemas de comercio de la economía (Anieva y Urriza 2000: 39). Un sistema en crisis no solo puede distorsionar la asignación de recursos, sino que también puede impedirla, si el sistema financiero en cuestión no es lo suficientemente profundo como para permitir otras fuentes de fondeo alternativo, lo que dificulta la viabilidad de los proyectos de inversión vigentes y limita la ejecución de nuevos proyectos.

Además, los cambios generados por una crisis bancaria pueden afectar la oferta monetaria por la pérdida de confianza de los agentes en el sistema, provocando tanto fugas de capitales como corridas bancarias. Esta reducción en el fondeo puede llevar a la venta forzosa de activos, lo que puede generar una situación de insolvencia en el sistema, o puede llevar a una restricción en la colocación de créditos (*credit crunch*), lo que redundará en una reducción de la inversión y de la actividad económica. Aun más, cuando una crisis severa distorsiona la cadena de pagos y puede provocar la insolvencia de empresas no financieras, sobre todo aquellas que se manejan con

altos niveles de endeudamiento, tanto por la imposibilidad de obtener fondeo adicional como por el incremento del costo del fondeo vigente.

Las crisis bancarias terminan impactando las cuentas fiscales, ya sea por las acciones que tiene que tomar el Gobierno para detenerla (mediante el rescate bancario o el fondeo de emergencia por parte del Banco Central) o por el impacto de la reducción de la actividad económica, lo que reduce tanto los ingresos corrientes del Gobierno vía impuestos, como su capacidad de ayuda en el mediano plazo, a menos de que este tenga fuentes de fondeo suficientes (en el caso de que tenga que salir a conseguirlas, el costo fiscal se trasladará al sobre costo de las fuentes de fondeo a las que el Gobierno tenga que recurrir y al costo elevado al que seguramente las conseguirá, si las consigue).

Finalmente, tanto por la menor capacidad del Banco Central para controlar la liquidez como por las alteraciones de la actividad productiva y del tipo de cambio, las crisis bancarias también afectan al sector externo, ya sea por la fuga de capitales, una caída de los términos de intercambio por el deterioro de la posición del país y un incremento del costo del fondeo externo debido a la situación de riesgo que muestra.

Capítulo II. Diseño del sistema de indicadores de vulnerabilidad y alerta temprana

El objetivo principal del presente documento es diseñar un sistema de indicadores de vulnerabilidad que permita la medición del riesgo al que está expuesto un sistema bancario, a partir de estimaciones de probabilidades de crisis, indicadores gráficos y análisis de sensibilidad; así como habilitar la posibilidad de realizar de manera sencilla análisis de *stress-testing* para dicho sistema. Con este fin, se ha trabajado con dos metodologías paralelas que atacan el problema por distintos ángulos.

En primer lugar, se ha utilizado la metodología de estimación de modelos logit para poder calcular estadísticamente la probabilidad de una crisis y, sobre todo, poder utilizar el modelo estimado para realizar predicciones y tener la posibilidad de efectuar análisis de sensibilidad de los resultados. Con este propósito, se ha definido una variable de crisis, tal como se explica posteriormente, la cual captura indicadores de alerta que, con frecuencia, se observan antes o durante una crisis.

La segunda metodología empleada es la de los indicadores líderes. En este caso, se ha recogido una serie de variables asociadas con las fuentes de riesgo a las que se ve expuesto el sistema bancario y se las ha agrupado por tipos de riesgo, con la finalidad de construir índices para cada una de estas fuentes. Dichos índices se combinan después en un índice global de riesgo, con la ventaja de que cada subíndice permite monitorear las fuentes de riesgo que estén influyendo en un momento dado, detalle que las estimaciones econométricas no brindan a simple vista.

1. Modelo logit

Tal como se menciona en la introducción de este capítulo, la primera parte del diseño del sistema consiste en la estimación de un modelo logit sobre las variables relevantes. El modelo logit es un método de estimación por el cual se busca calcular la probabilidad de ocurrencia de un evento sobre la base de una serie de variables, de tal forma que se pueda inferir si un conjunto de valores de dichas variables produce o no el evento a analizar. Formalmente, si definimos un set de variables X y se busca predecir si el evento Y se producirá, el modelo logit estima un set de coeficientes β , tales que:

$$Prob(y_i = 1/x, \beta) = 1 - F(-x_i' \beta)$$

en donde: F es la función de densidad acumulada de la distribución logística⁵.

Con el fin de estimar este modelo, la variable dependiente debe estar codificada en notación binaria (0 o 1), correspondiendo un 0 a la no ocurrencia del evento y un 1 a la ocurrencia del mismo.

En el caso del presente trabajo, la variable binaria INDCRISIS se generó de la siguiente manera: se tomó los valores mensuales de las variables rentabilidad patrimonial anualizada (ROAE), ratio de cartera atrasada (Morosidad), variación anual de los créditos expresados en moneda extranjera-ME (CreceCredUS), variación anual de los depósitos de corto plazo expresados en ME (VarDepositoCPUS) y variación anual del patrimonio contable (VarPatrimonioUS)⁶.

Se calculó un valor crítico dentro de la muestra, correspondiente a media desviación estándar sobre la media, para las variables que incrementan el riesgo (tal y como se define en el anexo 1) o por debajo de la media (para las que reducen el riesgo). Así, se creó un índice para cada una de las variables, que toma el valor de 1, si se cumplen las siguientes condiciones (en cada una de las variables):

- ROAE < 7,85
- Morosidad > 8,40
- CreceCredUS > 0,43
- VarDepositoCPUS < -0,42
- VarPatrimonioUS < 2,83

Luego, se calculó la variable INDCRISISMES, la cual toma el valor de 1, si 3 o más de los índices mencionados anteriormente han dado una señal. De este modo, no se define una alerta de crisis por la ocurrencia de una de las condiciones señaladas antes; sino cuando un conjunto considerable de síntomas señalan problemas dentro de la muestra, con la finalidad de evitar marcar como “crisis” problemas puntuales en un rubro, aunque los demás indicadores estén lo suficientemente sólidos como para hacer frente a estos problemas, sin necesidad de caer en una crisis bancaria.

⁵ En este caso, se estima $\frac{e^{x_i\beta}}{1+e^{x_i\beta}}$

⁶ La lista completa de las variables consideradas en el presente trabajo y los signos esperados se encuentran en el anexo 1. Todas las variables se obtienen de la Superintendencia de Banca, Seguros y Administradoras Privadas de Fondos de Pensiones (SBS) o del Banco Central de Reserva del Perú (BCRP), con excepción de la tasa Prime, cuya fuente es la Reserva Federal de los Estados Unidos.

Finalmente, la variable INDCRISIS, que es usada como variable dependiente en el modelo logit, se define de la siguiente manera:

$$INDCRISIS_t = \begin{cases} 1, & \sum_t^{t+5} INDCRISISMES_t > 1 \\ 0, & \sum_t^{t+5} INDCRISISMES_t \leq 1 \end{cases}$$

Es decir, la variable INDCRISIS emite una alerta de crisis en el mes t , si la muestra indica que a partir de dicho mes y en los cinco meses siguientes existe más de un mes en el cual el indicador de riesgo INDCRISISMES ha lanzado una señal de alerta de crisis. Este enfoque tiene la ventaja de que, como los datos utilizados se obtienen con dos meses de rezago, el indicador INDCRISIS lanza una señal de crisis con dos meses de anticipación, por lo menos, a la ocurrencia del evento.

El modelo logit se estimó con el set entero de variables señalado en el anexo 1, con periodicidad mensual desde diciembre de 1994 a diciembre de 2004, con excepción de la tasa de interés interbancaria en soles (TIntB) y el promedio de los *spreads* de riesgo EMBI+ Perú y EMBI+ Latin (PromedioEmbi), pues no hay datos completos de dichas variables para todo el período; reservándose los valores de enero a diciembre de 2005 con el fin de hacer *backtesting* del modelo y evaluar su bondad de ajuste. La variable INDCRISISMES sí se calculó para todo el año 2005, con el propósito que se pudiera calcular de manera adecuada la variable INDCRISIS hasta diciembre de 2004. Sin embargo, en vista de la alta correlación entre las variables que componen el set completo mencionado anteriormente, no fue posible estimar el modelo. Por esto, y con el fin de limitar las variables en el modelo a aquellas que no generasen problemas de estimación y fueran coherentes con la teoría, se estimaron dos modelos distintos: un primer modelo (base), con mayor composición de variables netamente relacionadas con el sistema financiero y un segundo modelo (macro), cuya composición estuviese dirigida a capturar el efecto de las variables macroeconómicas más importantes. En ambos modelos se realizó la estimación y después se recogió el índice subyacente a la probabilidad estimada para cada observación de los datos.

Luego de eliminar variables altamente correlacionadas, variables que presentaban problemas de estimación y variables no significativas, los modelos finales quedaron como se presenta a continuación.

1.1 Modelo base

$$\text{Prob}(\text{INDCRISIS}_t = 1) = F(\text{Morosidad}, \text{ROAE}, \text{VarDepositoCPUS}, \text{FondoCorto})$$

Este modelo ajusta el evento de crisis a un set de variables que incluye el ratio de cartera atrasada, la rentabilidad patrimonial anualizada, la variación de depósitos denominados en moneda extranjera y una variable de fondeo volátil (FondoCorto), definida como la participación de los depósitos a la vista, interbancarios y adeudados en el fondeo total. No se incluyó la variable de solvencia patrimonial (palanca) por el motivo indicado en el documento de trabajo de Liliana Rojas-Suárez (2001b), a saber: dicha variable es muy susceptible a malas estimaciones bajo presencia de estándares inadecuados de contabilidad y un registro de cartera en problema subóptimo⁷.

Si bien este modelo base incluye tres de las variables utilizadas para definir la variable INDCRISISMES, el hecho de que la variable INDCRISIS se calcule considerando no solo los valores presentes sino también los valores futuros de INDCRISISMES, reduce el efecto en la estimación.

1.2 Modelo macro

$$\text{Prob}(\text{INDCRISIS}_t = 1) = F(\text{SpreadME}, \text{VarTC}, \text{Pseudodef}, \text{VarBolsa}, \text{AltoRisk})$$

Este segundo modelo ajusta la posibilidad de ocurrencia de una situación de vulnerabilidad a una lista de variables macroeconómicas que afectan al sistema bancario: el *spread* entre la tasa activa y la tasa pasiva en moneda extranjera (SpreadME), bajo la premisa de que un menor *spread* disminuye la rentabilidad de las empresas bancarias; la devaluación anual del tipo de cambio (VarTC); una variable fiscal (Pseudodef), definida como la diferencia entre la tasa de crecimiento de los gastos no financieros y la tasa de crecimiento de los ingresos corrientes; la variación anual del índice general de la Bolsa de Valores de Lima-BVL (VarBolsa), que se toma como *proxy* de la actividad económica⁸ y, en general, las perspectivas sobre la economía; y una variable ampliada de calidad de cartera (AltoRisk), que no solamente incluye los créditos atrasados, sino también los créditos en situación de riesgo (refinanciados y reestructurados).

⁷ Véase nota 3.

⁸ En la muestra, dichas variables presentan una correlación cercana a 0,5.

Dado que el modelo base contiene muchas de las variables utilizadas para definir el evento de crisis, el objetivo de este segundo modelo es brindar un set alternativo de variables (aunque se sabe que muestran una alta correlación con algunas de las variables del primer modelo, motivo por el cual no se pudo estimar el modelo completo) con el fin de validar la intuición sugerida por los modelos teóricos (en donde, tanto variables internas, externas y financieras influyen sobre la probabilidad de una crisis bancaria). Así como, de mostrar que el modelo no calza únicamente por un ajuste *autocumplido*, es decir, por el uso de las mismas variables utilizadas para definir el evento cuya probabilidad se quiere estimar.

2. Índices de vulnerabilidad

El segundo componente del sistema consiste en el cálculo de tres índices de vulnerabilidad por tipo de riesgo (Arrieta *et al.* s. f.), para luego agruparlos dentro de un índice general que los resuma en una sola medida de riesgo comparable con la producida por los modelos logit. Los índices calculados son:

- 1) Índice de vulnerabilidad financiera (VF)
- 2) Índice de vulnerabilidad externa (VEx)
- 3) Índice de vulnerabilidad interna (VIn)
- 4) Índice de vulnerabilidad total (IndV)

Esta clasificación corresponde a los distintos tipos de *shocks* que puede experimentar el sistema financiero de acuerdo con las fuentes de los mismos. Cada uno de los índices fue calculado llevando a cabo una doble normalización de la data, con la finalidad que las unidades sean comparables. En un primer paso, cada grupo de datos fue estandarizado, transformándose cada una de las series originales en variables distribuidas $Z \sim \mathcal{N}(0,1)$,

mediante la fórmula $Z = \frac{X_i - \mu}{\sigma}$. En un segundo paso, las series obtenidas en el primero

fueron nuevamente normalizadas, con el propósito de acotar la magnitud de los índices entre -1 y 1. Así, el segundo paso consistió en tomar el mayor valor absoluto de cada serie Z y asignarle el valor 1, multiplicado por el signo correspondiente al impacto de dicha variable en el índice de vulnerabilidad, de tal forma que las variables que redujesen la probabilidad de una crisis tuvieran signos negativos y las que lo incrementasen, signos positivos. De este modo, la segunda transformación a variables Z' siguió la siguiente fórmula para cada grupo de variables:

$$NormZ = \text{Max} [\text{Max} (Z), \text{Abs} (\text{Min} (Z))]$$

$$SigEspZ = \begin{cases} 1, & \text{variable reduce el riesgo} \\ -1, & \text{variable incrementa el riesgo} \end{cases}$$

$$Z' = \frac{-Z * SigEspZ}{NormZ}$$

De esta forma, todas las series transformadas quedan acotadas entre 1 y -1, asignándose el valor absoluto “1” a la observación extrema de la serie. Finalmente, cada uno de los índices fue calculado promediando las series normalizadas y acotadas (las series Z' obtenidas luego del segundo paso).

A continuación, se presentan las variables incluidas en cada índice.

2.1 Índice de vulnerabilidad financiera

- ROAE
- AltoRisk
- Cobertura
- Palanca
- SpreadME
- FondoCorto
- VarDepositoCPUS
- VarPatrimonioUS
- TIntB

Este índice considera la rentabilidad del sistema bancario, la cartera de alto riesgo, la cobertura de la cartera atrasada (Cobertura), el ratio de palanca global (Palanca), el *spread* entre las tasas activa y pasiva en moneda extranjera, la proporción de fondos de corto plazo sobre el fondeo total del sistema, la variación de los depósitos de corto plazo en moneda extranjera, el patrimonio de la banca múltiple expresado en moneda extranjera y la tasa de interés interbancaria en soles. De esta forma, el indicador recoge variables de riesgo crediticio, de riesgo de tasas de interés, riesgo de liquidez y una variable de confianza en el sistema financiero⁹.

⁹ No se incluyó una serie de vulnerabilidad de mercado (ya sea posición global sobre patrimonio efectivo o similar) porque la serie disponible es demasiado corta; sin embargo, sería interesante incluir esta serie cuando se cuente con más información.

2.2 Índice de vulnerabilidad externa

- VarTC
- VarRIN
- VarTI
- PromedioEmbi
- Prime

Este indicador recoge la variación anual del tipo de cambio, variación anual de las reservas internacionales (VarRIN), variación de los términos de intercambio (VarTI), nivel de riesgo-país promedio entre Perú y Latinoamérica (PromedioEmbi) y un *benchmark* para la tasa de referencia internacional (Prime). El riesgo país se recoge como promedio entre el riesgo de Latinoamérica y el riesgo Perú, medido como el *spread* del indicador EMBI+¹⁰, con el fin de tomar en cuenta un potencial efecto contagio en la región.

2.3 Índice de vulnerabilidad interna

- VarBolsa
- Infla
- VarPBI
- VarIngCorr
- VarGNP

Este índice toma en cuenta las principales fuentes de riesgo reales y fiscales: nivel de actividad (medido tanto por el PBI como por la actividad en la Bolsa de Valores, la cual es fuertemente influenciada por los efectos macroeconómicos y por las expectativas), inflación (Infla) y crecimiento de los ingresos corrientes (VarIngCorr) y de los gastos no financieros (VarGNP).

2.4 Índice de vulnerabilidad total

Por último, el índice de vulnerabilidad total se calculó como un promedio simple de los tres índices anteriores. Cabe señalar que se ha sugerido dos esquemas de ponderadores distintos, que se tratarán en la tercera sección del capítulo cuarto, sobre modificaciones del modelo.

¹⁰ Calculado y publicado por J.P. Morgan.

2.5 Índices logit

Asimismo, se ha trabajado tres índices más, provenientes de los modelos logit anteriormente desarrollados. Tal como se ha señalado, el modelo estima un vector de coeficientes β que permitan ajustar los datos con la variable dicotómica dependiente que representa la ocurrencia del evento Y (en este caso, la situación de una alerta de crisis). En realidad, se estima una variable latente Y^* , que se supone relacionada linealmente con las variables independientes de la siguiente manera:

$$Y_i^* = x_i' \beta + \mu_i$$

Así, el modelo estima la ocurrencia del evento y , siempre y cuando la variable latente Y^* cruce un valor de corte. En este caso,

$$Y_i = \begin{cases} 1, & Y_i^* > 0 \\ 0 & Y_i^* \leq 0 \end{cases}$$

De esta forma, el modelo calcula un estimado de la variable latente \hat{Y}^* , definida como $\hat{Y}^* = x' \hat{\beta}$, estimado que es también una variable continua y relacionada con la mayor o menor probabilidad de ocurrencia del evento Y . Esta variable es conocida como el *índice* del modelo logit y, como tal, puede ser usada (luego de las normalizaciones mencionadas para los otros índices desarrollados en este capítulo) dentro del modelo.

Sobre esta base, se ha calculado un índice base (NormBI) y un índice macro (NormMI), generados por los modelos de los mismos nombres; así como un índice logit promedio (Norm_LogI), calculado como el promedio de los dos índices mencionados anteriormente.

Capítulo III. Análisis de resultados para el caso peruano

1. Modelo logit

Como se mencionó en el capítulo anterior, la primera parte del sistema consiste en la estimación de dos modelos logit, cada uno de los cuales incluye datos de distinta naturaleza. Es necesaria la estimación de dos modelos por la alta correlación entre las series para el caso particular de la crisis peruana.

Los resultados completos de la estimación de ambos modelos se encuentran en el anexo 2 del presente documento.

1.1 Modelo base

Si bien los dos modelos estimados generaron ajustes muy fuertes con la variable dependiente INDCRISIS, el modelo base superó levemente al modelo macro en la clasificación de la variable dependiente, lo cual es esperable dadas las variables incluidas en él. El modelo base arrojó un pseudo R^2 (o R^2 de McFadden)¹¹ de **0,935**, así como un R^2 de Cox & Snell de **0,727** y un R^2 de Nagelkerke¹² de **0,969** (ver tabla 1).

Tabla 1. Resultados del modelo base

| | Coficiente | Desv. Est. |
|-----------------------------|-------------------|-------------------|
| MOROSIDAD | 3,852 | 0,889 |
| ROAE | (5,136) | 0,983 |
| VARDEPOSITOCPUS | (0,964) | 0,242 |
| FONDOCORTO | 0,484 | 0,105 |
| Log-Likelihood R | 167,74 | |
| Log-Likelihood NR | 10,84 | |
| <i>Pseudo R²</i> | <i>0,935</i> | |

Fuente: Elaboración propia.

¹¹ El pseudo R^2 se define como $1 - \frac{\log likelihood_{NR}}{\log likelihood_R}$, en donde NR indica el modelo estimado sin restringir y R indica el modelo restringido (se asume que todas las pendientes son cero o no significativas).

¹² El R^2 de Cox & Snell se calcula sobre la base de la función de residuos de Cox & Snell; sin embargo, por construcción, nunca llega a 1. El R^2 de Nagelkerke modifica esta función para que esté acotada entre 0 y 1.

Las variables Morosidad y FondoCorto (que miden riesgo crediticio y riesgo de liquidez como dependencia de fondeo de corto plazo) arrojaron coeficientes positivos de 3,852 y 0,484, respectivamente. Esto implica que dichas variables incrementan el riesgo de una situación de vulnerabilidad bancaria¹³.

Por su parte, las variables ROAE y VarDepositoCPUS (variables que miden la rentabilidad generada por el sistema y la confianza del público al incrementar sus depósitos de corto plazo), tal como se esperaba, disminuyen el índice de riesgo del modelo, pues arrojan coeficientes de -5,136 y -0,964, respectivamente. Los coeficientes para el modelo base fueron todos significativos al 5%.

Los resultados de la tabla de esperanza y predicción muestran que el modelo efectivamente discrimina entre los casos de vulnerabilidad y los períodos “tranquilos” (ver tabla 2). Así, de 115 casos, el modelo clasifica correctamente 65 de las 66 observaciones de no-crisis y 54 de las 55 observaciones de crisis, tal como están definidas por la variable INDCRISIS, lo cual significa una ganancia de precisión de 43,8% sobre el modelo constante por defecto¹⁴, o corrige el 96,4% de los errores cometidos por este. Similares resultados se obtienen cuando se compara las proyecciones del modelo estimado con las proyecciones del modelo restringido.

Tabla 2. Tabla de clasificación del modelo base^{1/}

| Observado | | | Predicho | | Porcentaje correcto |
|------------------|-----------|---|-----------|----|---------------------|
| | | | INDCRISIS | | |
| | | | 0 | 1 | |
| Paso 1 | INDCRISIS | 0 | 65 | 1 | 98,5 |
| | | 1 | 1 | 54 | 98,2 |
| Porcentaje total | | | | | 98,3 |

1/: El valor de corte es 0,5.

Fuente: Elaboración propia.

¹³ Cabe señalar que si bien los coeficientes no se pueden interpretar como los efectos marginales, como se haría en un modelo de regresión lineal, el ratio entre dos coeficientes equivale al ratio entre el cambio en la probabilidad de ocurrencia del evento Y para un cambio de una unidad en los factores involucrados, lo que permite reconocer la importancia de cada variable. Es decir:

$$\frac{\beta_j}{\beta_k} = \frac{\partial E(Y|x, \beta)}{\partial x_j} \bigg/ \frac{\partial E(Y|x, \beta)}{\partial x_k}$$

¹⁴ El modelo constante por defecto, asumido por la estimación de un modelo logit, presume que todas las variables son del tipo del que más predomina en la muestra de la variable dependiente. En este caso, con 66 observaciones de no-crisis y 55 observaciones de crisis, el modelo por defecto estima que todas las observaciones son de no-crisis.

1.2 Modelo macro

El modelo macro arrojó también un ajuste muy bueno con relación a la variable INDCRISIS (ver tabla 3). Este modelo obtuvo un pseudo R^2 de **0,947**, así como un R^2 de Cox & Snell de **0,731** y un R^2 de Nagerkelke de **0,975**, ajustes paradójicos, pues son levemente superiores a los encontrados en el modelo base.

Tabla 3. Resultados del modelo macro

| | Coefficiente | Desv. Est. |
|-----------------------------|---------------------|-------------------|
| SPREADME | (7,565) | 1,186 |
| VARTC | 2,215 | 0,321 |
| PSEUDODEF | 0,199 | 0,061 |
| VARBOLSA | (0,170) | 0,031 |
| ALTORISK | 5,052 | 0,807 |
| Log-Likelihood R | 167,74 | |
| Log-Likelihood NR | 8,91 | |
| <i>Pseudo R²</i> | <i>0,947</i> | |

Fuente: Elaboración propia.

En este modelo, las variables Pseudodef, VarTC y AltoRisk (variables de riesgo fiscal, de riesgo cambiario y de calidad de cartera, respectivamente) mostraron, tal como era de esperarse, signos positivos (0,199, 2,215 y 5,052, respectivamente); mientras que las variables SpreadME y VarBolsa muestran los signos negativos esperados por la teoría (-7,565 y -0,170, respectivamente). Todas las variables muestran ser significativas a niveles de 1%.

En cuanto a la tabla de expectativas y predicción (tabla 4), el modelo macro discrimina de manera apropiada 64 de las 66 observaciones de no-crisis y 54 de las 55 observaciones de crisis, lo que significa una mejora de 43,0% sobre el modelo por defecto (corrige el 94,6% de los errores).

Tabla 4. Tabla de clasificación del modelo macro^{1/}

| Observado | | | Predicho | | Porcentaje correcto |
|------------------|-----------|---|------------------|----------|----------------------------|
| | | | IndCrisis | | |
| | | | 0 | 1 | |
| Paso 1 | IndCrisis | 0 | 64 | 2 | 97,0 |
| | | 1 | 1 | 54 | 98,2 |
| Porcentaje total | | | | | 97,5 |

1/: El valor de corte es 0,5.

Fuente: Elaboración propia.

Cabe señalar que ambas regresiones se probaron tanto con la variable dependiente INDCRISIS como con la variable dependiente INDCRISISMES (la variable dicotómica calculada directamente como función de los indicadores de vulnerabilidad). En ambos casos, los modelos también muestran un buen ajuste y mantienen los signos esperados, por lo que esta regresión auxiliar se podría usar como una *proxy* en el caso de querer calcular el índice de vulnerabilidad de las últimas observaciones. Dichas regresiones no pueden ser estimadas usando INDCRISIS, por la falta de los períodos futuros que esta variable requiere para ser calculada.

2. Índices de vulnerabilidad

La segunda parte del sistema consiste en el cálculo de los índices de vulnerabilidad descritos en el segundo capítulo. Cada índice se construye sobre la base de las variables mencionadas en la segunda sección de dicho capítulo, con la finalidad de poder detectar, visualmente y de manera anticipada, problemas potenciales que afecten a cada una de las fuentes de riesgo descritas¹⁵.

2.1 Índice de vulnerabilidad financiera

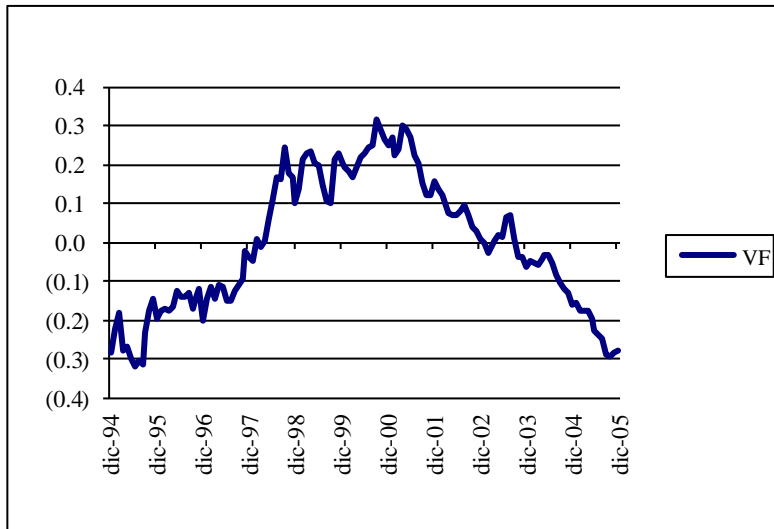
El primero de los tres índices estimados corresponde a la vulnerabilidad como resultado de riesgos financieros. Este índice muestra un incremento del riesgo desde 1995, por el incremento del fondeo volátil y la reducción que se notaba en la rentabilidad, como consecuencia del *boom* crediticio.

El incremento se hizo más notable desde mediados de 1997, ad portas de la crisis bancaria (ver gráfico 1 en la página siguiente). A partir de 1998, con la crisis rusa y luego con el contagio a la región y la fuga de las líneas de crédito del exterior, el índice de vulnerabilidad financiera (VF) se dispara, observándose un incremento de la morosidad, deterioro de la cobertura provisional de la cartera, caída de la rentabilidad y reducción de los depósitos de corto plazo, como consecuencia de la pérdida de confianza en el sistema bancario.

Esta situación se mantiene hasta fines de 2001, luego de la salida del fondeo volátil, la reducción de la tasa interbancaria en soles y la gradual recuperación de la cobertura provisional del sistema, aunque la rentabilidad, los depósitos de corto plazo y la calidad de cartera recién se recuperan a lo largo de 2004. Todo ello explica la caída del índice VF a partir de ese período.

¹⁵ Los componentes normalizados (es decir, las variables Z) correspondientes a cada índice se presentan en el anexo 3.

Gráfico 1. Índice de vulnerabilidad financiera



Fuente: Elaboración propia.

2.2 Índice de vulnerabilidad externa

El índice de vulnerabilidad externa (VEx) recoge los efectos sobre variables que puedan alertar una situación de riesgo por el frente externo. El incremento en el inicio de dicha serie (1994-1995) se observa durante el deterioro del sistema bancario mexicano (efecto Tequila), efecto que se dejó sentir mediante la devaluación y una caída en las reservas internacionales netas, aunque atenuado de manera parcial por la reducción de la tasa Prime en los Estados Unidos. Esto último significó un menor costo de fondeo en moneda extranjera para la banca local (ver gráfico 2).

Gráfico 2. Índice de vulnerabilidad externa



Fuente: Elaboración propia.

El siguiente pico observado corresponde a la crisis rusa y la crisis brasileña, lo que generó mayor devaluación y pérdida de reservas, a la vez que una reducción de los términos de intercambio (por la caída de los precios internacionales para las exportaciones peruanas) y un incremento del riesgo región, debido al contagio (el *spread* promedio entre el EMBI+ Perú y el EMBI+ Latin alcanzó los 1.080 puntos básicos en octubre de 1998).

Luego, conforme la región se recuperaba de las crisis internacionales, el sol se apreciaba y los términos de intercambio mejoraban, lo que a su vez provocó un incremento de las reservas internacionales, el VEx muestra una reducción del riesgo externo, salvo por un repunte breve durante el año 2002 debido al incremento del riesgo país en la región.

Cabe señalar que, como puede apreciarse en el gráfico 2, la reciente devaluación del tipo de cambio, unida a la reducción en la tasa de crecimiento de las reservas y al incremento de la Prime, provocaron un incremento del índice VEx en poco más de 0,1 puntos a lo largo de 2005.

2.3 Índice de vulnerabilidad interna

El índice de vulnerabilidad interna (VIn) es el más irregular de los tres índices y tiene una fuerte correlación con el índice VEx, por la fuerte influencia de las variables externas en los indicadores internos.

Los rezagos de la inflación y el crecimiento de los gastos no financieros, a mediados de la década pasada, unidos a la desaceleración del PBI en 1996 explican el primer pico observado en el índice VIn (ver gráfico 3).

El siguiente pico (1998-1999) se presenta cuando, como consecuencia de la crisis internacional y la salida de capitales, se producen caídas en la cotización de las acciones en la BVL, a la par que el país cae en recesión y los ingresos corrientes disminuyen. Esta situación se redujo durante 1999, pero volvió a manifestarse a lo largo del año 2000, básicamente por la crisis interna que repercutió en el nivel de actividad económica, como en la bolsa de valores. Después, el índice VIn se redujo nuevamente por la mejora de los indicadores macroeconómicos, aunque cabe señalar que los últimos valores de dicho índice podrían ser mejores, de no ser por el incremento registrado en el gasto no financiero, que afectó al VIn de manera negativa durante todo el año 2005.

Gráfico 3. Índice de vulnerabilidad interna

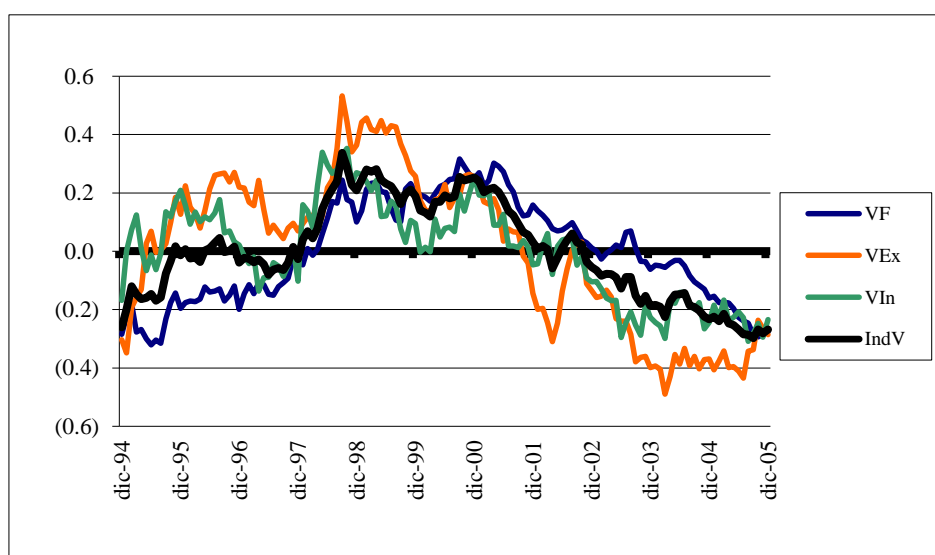


Fuente. Elaboración propia.

2.4 Índice de vulnerabilidad total

Como ya se explicó en la segunda sección del capítulo segundo, el índice de vulnerabilidad total (IndV) se calculó como el promedio de los tres índices presentados anteriormente. El gráfico 4 muestra dicho índice junto con sus tres componentes.

Gráfico 4. Índice de vulnerabilidad total



Fuente: Elaboración propia.

Durante 1994 y 1995 se puede observar la influencia de los índices VEx y VIn sobre el IndV, ya que este reproduce el pico presentado durante esos años en dichos índices. Luego, la caída y reducción del riesgo mostrados por el IndV manifiestan más la influencia del VF, que no cae tan rápido como el VEx. Por ello, el resultado es un índice IndV que desciende con lentitud y parece mostrar indicios de un repunte, tal como lo indicaría el VEx en los últimos meses de 2005.

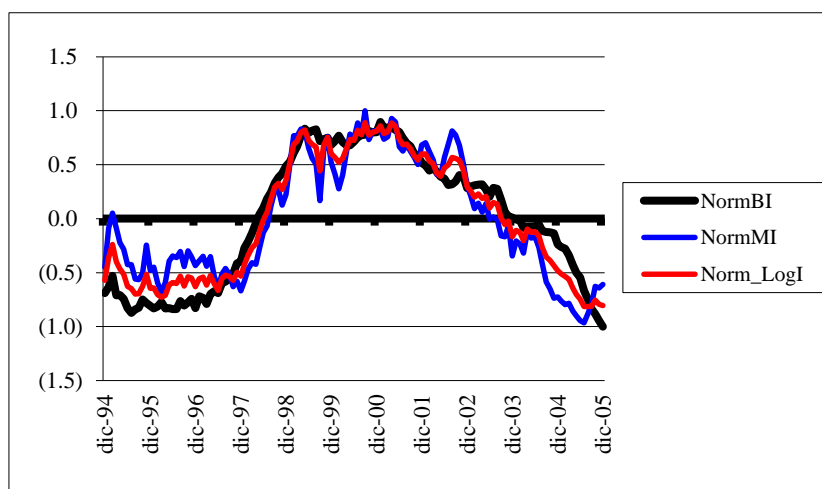
Como se puede apreciar, cada uno de estos índices proporciona información sobre distintas fuentes de riesgo que pueden consolidarse en un solo indicador y que, a su vez, se pueden analizar por separado. Así, se obtiene un mejor perfil de las fuentes de riesgo que afectan a un sistema bancario.

2.5 Índices logit

Los índices que se muestran a continuación provienen de la estimación de los modelos logit realizada en la primera sección del capítulo tercero, tal como se indica en la metodología presentada en la segunda sección del capítulo segundo. Dichos índices corresponden a la variable subyacente Y^* estimada por el modelo, la cual se asocia con la posibilidad de ocurrencia del evento (vulnerabilidad) y, luego de normalizada, se puede comparar con los índices mostrados en los numerales anteriores de este capítulo.

En el gráfico 5 se presentan los índices generados por el modelo base (NormBI), por el modelo macro (NormMI) y el promedio de ambos índices (Norm_LogI).

Gráfico 5. Índice promedio logit



Fuente: Elaboración propia.

Como se puede observar, el comportamiento de dichos índices es similar al comportamiento de los índices mostrados anteriormente, aunque al parecer solo el modelo macro estaría recogiendo los efectos de la crisis mexicana y del reciente incremento del tipo de cambio y de la Prime. Se esperaba dicho resultado porque este modelo incluye variables relacionadas con el riesgo externo.

Capítulo IV. Extensiones del modelo

El siguiente capítulo trata sobre metodologías de predicción y *backtesting* del sistema presentado en este documento, así como del uso de los resultados estimados en los modelos logit para realizar análisis de sensibilidad y la calibración del índice de vulnerabilidad total, según las características de cada sistema bancario.

1. Predicción y comparación entre los componentes

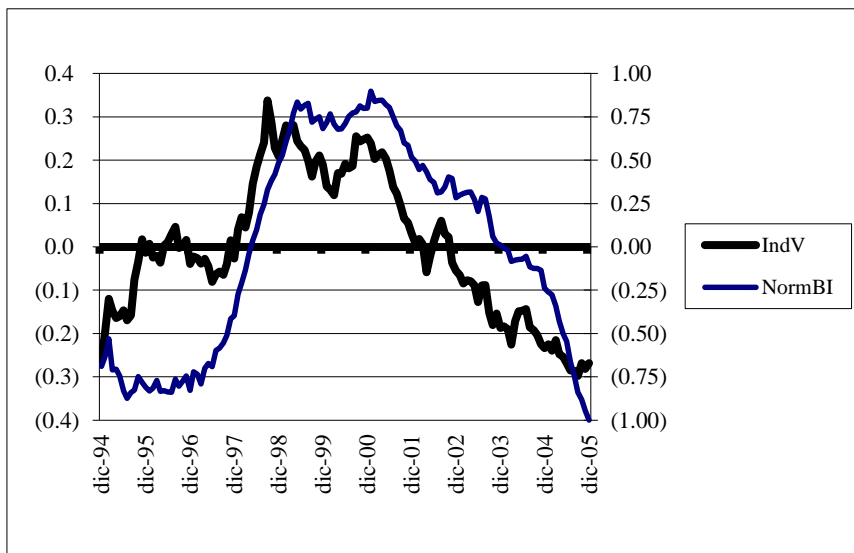
Dado que los componentes del sistema son de naturaleza distinta (un modelo econométrico y una serie de indicadores), se han utilizado los índices calculados con los modelos logit para comparar la eficacia de ambas metodologías.

Con este fin, se utilizaron los coeficientes estimados de ambos modelos logit, junto con los datos reales entre enero y diciembre de 2005, para “predecir” la probabilidad de riesgo de una crisis bancaria durante ese período. Cabe señalar que, de requerir una predicción más allá de la muestra, se puede utilizar metodologías no paramétricas de predicción de las series con el propósito de obtener datos futuros (predicción pasiva) o se pueda someter el modelo a *stress-testing*, extendiendo la muestra con datos seleccionados de manera adecuada para modelar la situación de riesgo que se quiera estimar.

En este caso se comparó el IndV con los índices generados por ambos modelos logit¹⁶ (ver gráfico 6 en la página siguiente), observándose que tanto el modelo base como el modelo macro señalan una alerta de crisis a partir de inicios de 1998, en donde la tendencia de ambas series cambia radicalmente en comparación con la tendencia previa; mientras que el IndV ya había cambiado su tendencia a partir de 1996. Dicho cambio se vuelve más notorio a partir de julio de 1997. Asimismo, los índices logit mantienen la persistencia de las señales de riesgo por más tiempo que el IndV, debido a que los índices logit se estiman sobre la base de los valores de las variables, mientras que el IndV considera además, en la normalización, la tendencia de dichas variables y su impacto sobre la posibilidad de riesgo. Sin embargo, en términos generales, los resultados son muy parecidos, lo que indica la complementariedad de ambos enfoques.

¹⁶ En el texto se presenta la comparación entre el índice de vulnerabilidad total y el índice logit promedio. La comparación con los otros dos índices se encuentra en el anexo 4.

Gráfico 6. Índice de vulnerabilidad total e índice promedio logit



Fuente: Elaboración propia.

2. Análisis de sensibilidad en el modelo logit

Una posibilidad que permiten los modelos logit es estimar no solo los coeficientes de las variables utilizadas en la estimación, sino además el impacto de dichos coeficientes sobre la probabilidad del evento Y ; es decir, el riesgo de la ocurrencia de una crisis.

Para poder realizar dicho análisis de sensibilidad, se requiere la estimación de los índices logit mencionados anteriormente y de los coeficientes estimados por la regresión logit. Luego, la sensibilidad de la probabilidad de ocurrencia del evento Y viene dada por:

$$\frac{\partial E(Y | x, \beta)}{\partial x_j} = f(x' \beta) \beta_j$$

En donde: $f(\cdot)$ es la función de densidad lognormal y β_j es el coeficiente asociado a la variable x_j .

Cabe señalar que las derivadas estimadas por este método dependen del punto en el que sean evaluadas (a diferencia de lo que normalmente ocurre en una regresión lineal). Por ello, el análisis de sensibilidad efectuado mediante esta metodología será necesariamente un análisis local, en las inmediaciones de la variable que se esté evaluando.

A partir de este método, por ejemplo, es posible estimar que, en agosto de 1998, de acuerdo con el modelo base, un incremento de 1 punto en la morosidad de la banca múltiple podía incrementar el riesgo de una crisis en 8,56%; mientras que, según el modelo macro, para la misma fecha, 1 punto porcentual de incremento en el tipo de cambio hubiera ocasionado que la probabilidad de una crisis aumentara en 0,54%. Asimismo, este método se puede combinar con el método de predicción de variables citado en el punto anterior, con el fin de extender la data y hacer estimaciones a futuro.

3. Modificación del índice de vulnerabilidad total

En la segunda sección del capítulo segundo se mencionó que el índice de vulnerabilidad total se calculó como el promedio de los tres subíndices estimados. Bajo ciertas circunstancias, es posible modificar el cálculo de dicho índice para reflejar situaciones particulares de riesgo o calibrar la importancia de cada una de estas fuentes. Con este fin, se han estimado dos variaciones para la metodología de cálculo del IndV.

La primera variación se llevó a cabo sobre la siguiente lógica: cuando un índice alcanza un valor absoluto mayor a cierto límite es porque algo está sucediendo en dicha fuente de riesgo, detalle que debería tomarse en cuenta. De esta manera, se reestimó el IndV considerando ponderadores diferenciados según el nivel de riesgo reportado por cada componente (ver tabla 5).

Tabla 5. Ponderadores para la estimación del IndV ponderado (primera variación)

| AbsInd | Ponderador |
|---------------|-------------------|
| 0,2 | 1,25 |
| 0,3 | 1,50 |
| 0,5 | 2,00 |

Fuente: Elaboración propia.

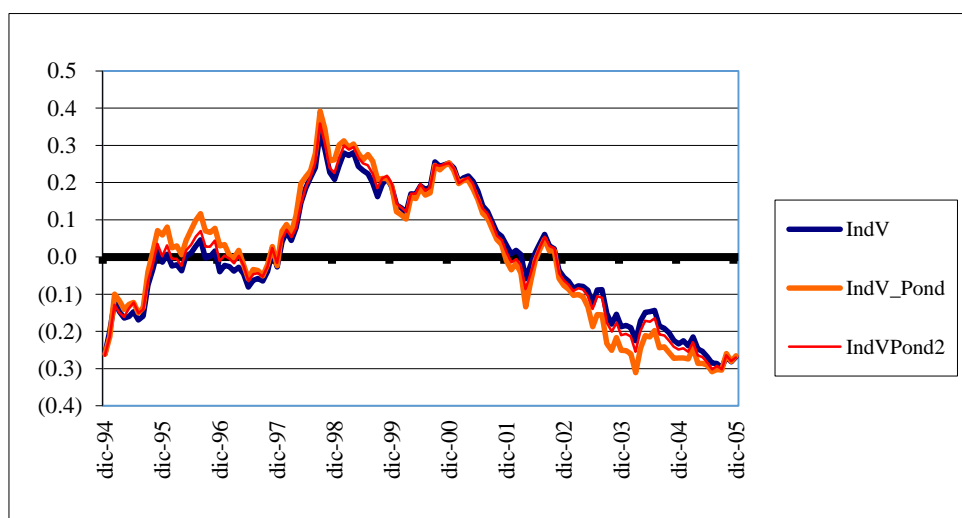
De acuerdo con la primera variación en el cálculo del IndV, cuando alguno de los subíndices supera, en valor absoluto, el límite señalado en la columna AbsInd, se le otorga el peso presentado en la columna Ponderador¹⁷. Luego, el IndV ponderado se calcula como el promedio ponderado de cada subíndice por su respectivo ponderador mensual.

¹⁷ La metodología para calcular el IndV original es equivalente a asumir que los tres subíndices tienen peso 1, sin importar cuál es el nivel absoluto de cada subíndice.

La segunda variación se presenta cuando, en lugar de modificar el peso de cada subíndice según el valor absoluto de los valores que hayan registrado, se cambia el peso según una regla que asigne una mayor o menor importancia a cada una de las fuentes de riesgo. En el presente documento se consideró la regla de asignar peso 2 al índice de vulnerabilidad financiera, peso 1,5 al índice de vulnerabilidad externa y peso 1 al índice de vulnerabilidad interna.

Como se puede apreciar en el gráfico 7, ninguna de las dos modificaciones¹⁸ implica grandes variaciones para el caso peruano. Sin embargo, se presentan en este documento con la finalidad de mostrar posibles variaciones de la metodología de cálculo de dicho índice, las que pueden ser más apropiadas en algunos otros casos.

Gráfico 7. Índice de vulnerabilidad total y modificaciones



Fuente: Elaboración propia.

¹⁸ Además, se probó con una serie de ponderadores más fuerte (1,5; 2 y 2,5 en el caso de la primera modificación y 3; 2 y 1, en la segunda) sin obtener grandes diferencias en los índices calculados.

Conclusiones y recomendaciones

El análisis estadístico de las crisis bancarias ha sido uno de los temas más trabajados en los últimos años, aunque la mayoría de documentos se enfoca en un país o una región en particular, elaborando metodologías muy específicas para dichas regiones y períodos estudiados. En este caso, se ha procurado usar un sistema que ataque el problema desde dos frentes y con variables generales, que pueda ser aplicado no solo para el caso peruano, sino en general para los países de la región y para los países emergentes, con algunas modificaciones. Para aplicar este modelo en otro país emergente, se requiere identificar qué países son los referentes relevantes para calcular tipos de cambio y términos de intercambio. Además, se requiere seleccionar adecuadamente el grupo de riesgo al que dicho país pertenece (tal como el Perú pertenece al grupo de Latinoamérica), con el fin de considerar el *spread* grupal o regional adecuado al momento de calcular la variable PromedioEMBI+. Asimismo, será necesario, si se usa esta metodología en otros entornos, analizar la relevancia de expresar las variables en moneda local o en moneda extranjera (tal como se hace en el presente documento).

Sin embargo, la presentación del sistema tiene múltiples ventajas, tal como se ha mencionado a lo largo del documento. Estas ventajas son: contar con un componente que permita realizar predicciones y análisis de sensibilidad del riesgo ante situaciones futuras (predichas o que se encuentren en proceso de evaluación de un escenario particular) y con un componente gráfico muy fácil de interpretar.

Además, el hecho de que los índices calculados en el presente documento capturen la tendencia de los datos y no solamente sus valores, permite una alerta temprana más precisa. Con ello, el supervisor podría contar con más tiempo para evaluar la situación y decidir si toma alguna acción y de qué tipo, con el fin de monitorear de manera más eficiente el sistema.

Por supuesto, al igual que los modelos estadísticos, este modelo es válido para el período analizado. En la medida que haya una mayor cantidad de series extensas (la serie de posición global en moneda extranjera de la banca múltiple para medir el riesgo de mercado o series de exposición al riesgo de tasa de interés), se podrá no solo reestimar este modelo, sino calibrar sus parámetros incorporando las variables relevantes. Este modelo normaliza sus series durante todo el período (diciembre 1994 a diciembre 2005), pero un trabajo de mantenimiento del modelo podría considerar, para un análisis local de los índices, solo los últimos tres años, por ejemplo, con el fin que la normalización se lleve a cabo sobre la situación actual. Esto sería ideal en el caso de

tener series que han mantenido una tendencia creciente o decreciente por mucho tiempo, razón por la cual el promedio y la desviación estándar de dichas series no permitiría estimar de manera adecuada el cambio de tendencia, si una de estas series empieza a ir en la dirección contraria.

Asimismo, en el presente trabajo se tuvo que estimar dos modelos logit por la correlación entre las series, hecho que no necesariamente sucedería bajo todos los escenarios. En ese caso, lo ideal –y lo que se intentó hacer en un principio en este documento– sería la estimación de un único modelo logit que incluya las variables relevantes, tanto financieras como macroeconómicas, con el fin que el análisis de sensibilidad y el cálculo de los índices logit incluya toda la información disponible.

Finalmente, es importante señalar que estos modelos han sido estimados con data pública, construida sobre la base de las series publicadas por la Superintendencia de Banca, Seguros y Administradoras Privadas de Fondos de Pensiones, el Banco Central de Reserva del Perú y la Reserva Federal de los Estados Unidos. Si bien el supervisor bancario puede adaptar los indicadores estimados, gracias a la mayor información que obtenga, con el propósito de utilizar la información cuantitativa y cualitativa que posea sobre el sistema bancario, el sistema –tal como ha sido estimado en el presente documento– muestra buenos resultados en comparación con la descripción del riesgo del sistema bancario, como se ha presentado a lo largo de los últimos diez años. De esta manera, este trabajo espera contribuir con nuevas herramientas para futuros desarrollos, ya sea del supervisor bancario o de quienes decidan seguir investigando en este campo, tan importante para países como el Perú, en donde el sistema bancario aún está en etapa de desarrollo.

Bibliografía

Abiad, Abdul (2003). *Early-Warning Systems: A Survey and a Regime-Switching Approach*. IMF Working Papers WP/03/32. Washington, D. C.: Fondo Monetario Internacional.

Amieva, Juan y Urriza, Bernardo (2000). *Crisis bancarias: causas, costos, duración, efectos y opciones de política*. Serie Política Fiscal N° 108. Santiago de Chile: Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL).

Armagno, Daniel y García, Javier (2003). “Monitoreo bancario. Impacto de utilizar alerta temprana en la función de pérdida del Banco Central. Caso Argentina 2001”. Buenos Aires: Universidad de Buenos Aires.

Arrieta, Alejandro *et al.* (s. f.). “Indicadores de alerta temprana”. Documento no publicado. Lima: Superintendencia de Banca y Seguros.

Becerra, Silvia y Dancourt, Renzo (2002). “Indicadores de alerta temprana para el sistema financiero peruano”. Trabajo de investigación de maestría en Finanzas. Escuela de Postgrado de la Universidad del Pacífico. Lima.

Camargo, Mayko y Camargo, Gonzalo (2001). *Country Risk: An Empirical Approach to Estimate the Probability of Default in Emerging Markets*. Documento de Trabajo N° 197. Lima: Pontificia Universidad Católica del Perú.

Das, Udaibir, Iossifov, Plamen, Podpiera, Richard y Rozhkov, Dmitriy (2005). *Quality of Financial Policies and Financial System Stress*. IMF Working Papers WP/05/173. Washington, D. C.: Fondo Monetario Internacional.

Demirgüç-Kunt, Asli y Detragiache, Enrica (2005). *Cross-Country Empirical Studies of Systemic Bank Distress: A Survey*. IMF Working Papers WP/05/96. Washington, D. C.: Fondo Monetario Internacional.

Demirgüç-Kunt, Asli y Detragiache, Enrica (2000). “Monitoring Banking Sector Fragility: A Multivariate Logit Approach”. *The World Bank Economic Review*, vol. 14 (2), pp. 287-307.

Detragiache, Enrica y Spilimbergo, Antonio (2001). *Crises and Liquidity: Evidence and Interpretation*. IMF Working Papers WP/01/2. Washington, D. C.: Fondo Monetario Internacional.

Epaulard, Anne y Pommeret, Aude (2005). *Financial Integration, Growth and Volatility*. IMF Working Papers WP/05/67. Washington, D. C.: Fondo Monetario Internacional.

Gallo, Galantino y Nicolini, Daniel (2002). “Basilea II y la fragilidad bancaria en países emergentes. Caso peruano 1997-2001”. Trabajo de investigación del Seminario de Investigación Económica de la Universidad del Pacífico. Lima.

Goldstein, Morris y Turner, Phillip (1996). *Banking Crises in Emerging Economies: Origins and Policy Options*. BIS Economic Papers N° 46. Basilea, Suiza: Bank for International Settlements.

Greene, William (2000). *Econometric Analysis*. 4ª ed. Nueva Jersey: Prentice-Hall.

Hawkins, John y Klau, Marc (2000). *Measuring Potential Vulnerabilities in Emerging Markets Economies*. BIS Working Papers N° 91. Basilea, Suiza: Bank for International Settlements.

Honohan, Patrick (1997). *Banking System Failures in Developing and Transition Countries: Diagnosis and Prediction*. BIS Working Papers N° 39. Basilea, Suiza: Bank for International Settlements.

Illing, Mark y Liu, Ying (2003). “Measuring Financial Stress”. *Financial System Review*, 43, pp. 43-48.

Jácome, Luis (2004). *The Late 1990s Financial Crisis in Ecuador: Institutional Weaknesses, Fiscal Rigidities and Financial Dollarization at Work*. IMF Working Papers WP/04/12. Washington, D. C.: Fondo Monetario Internacional.

Jones, Mathew T., Hilbers, Paul y Slack, Graham (2004). *Stress Testing Financial Systems: What to Do When the Governor Calls*. IMF Working Papers WP/04/127. Washington, D. C.: Fondo Monetario Internacional.

Jordan, John y Rosengren, Eric (2002). “Economic Cycles and Bank Health”. Conferencia. Boston: Federal Reserve Bank of Boston.

Kaminsky, Graciela, Reinhart, Carmen y Lizondo, Saul (1998). "Leading Indicators of Currency Crises". IMF Staff Papers, vol. 5 (1), pp. 1-48.

Manasse, Paolo y Roubini, Nouriel (2005). "*Rules of Thumb*" for Sovereign Debt Crises. IMF Working Papers WP/05/42. Washington, D. C.: Fondo Monetario Internacional.

Morón, Eduardo y Loo-Kung, Rudy (2003). *Sistemas de alerta temprana de fragilidad financiera*. Documento de Trabajo, 57. Lima: Universidad del Pacífico.

Pesola, Jarmo (2001). *The Role of Macroeconomic Shocks in Banking Crises*. Discussion Paper N° 6/2001. Helsinki: Bank of Finland.

Rojas, Belissa (2003). "La gestión de riesgos y las entidades de desarrollo y promoción de las micro y pequeñas empresas en el Perú". Trabajo de investigación de maestría en Finanzas. Escuela de Postgrado de la Universidad del Pacífico. Lima.

Rojas-Suárez, Liliana (2001a). *Can International Capital Standards Strengthen Banks In Emerging Markets?* Institute for International Economics Working Paper N° 01-10. Washington, D. C.: Institute for International Economics.

Rojas-Suárez, Liliana (2001b). *Rating Banks in Emerging Markets: What Credit Rating Agencies Should Learn From Financial Indicators*. Working Paper N° 01-06. Washington, D. C. Institute for International Economics.

Roubini, Nouriel y Setser, Brad (2004). *Bailouts or Bail-Ins: Responding to Financial Crises in Emerging Markets*. Washington, D. C.: Institute for International Economics.

Sahel, Benjamin y Vesala, Jukka (2001). *Financial Stability Analysis Using Aggregated Data*. BIS Working Papers N° 1. Basilea, Suiza: Bank for International Settlements.

Anexos

Anexo 1. Relación de variables y signos esperados

| Variable | Signo esperado | Significado | Especial |
|------------------------|----------------|---|--|
| ROAE | - | Utilidad neta entre Patrimonio (anualizado) | |
| Morosidad | + | Cartera atrasada / Créditos directos | |
| AltoRisk | + | Cartera atrasada, refinanciada y reestructurada / Créditos directos | |
| Cobertura | - | Provisiones / Cartera atrasada | |
| Palanca | + | Activo ponderado por riesgo / Patrimonio efectivo | |
| Gadm_MFB | + | Gastos administrativos / Margen financiero bruto (anual) | |
| CreceCredUS | +/- | Crecimiento de los créditos (en US\$) (anual) | Si bien el crecimiento de los créditos es una señal de fortalecimiento de la economía, un <i>boom</i> crediticio puede precipitar una crisis posterior. |
| VarTC | + | Depreciación anual del tipo de cambio contable | |
| LiqAcida | - | Indicador de liquidez ácida | |
| FondoCorto | + | Ratio del fondeo volátil (depósitos a la vista, interbancarios y adeudados) contra el fondeo total | Un mayor fondeo de corto plazo como proporción del fondeo total implica una potencial fuga de recursos en caso de problemas. |
| SpreadME | - | Diferencia entre la tasa activa y la tasa pasiva en moneda extranjera | Una disminución del <i>spread</i> puede señalar que los bancos están tratando de captar depósitos de manera más agresiva, lo cual indica tanto problemas de liquidez como una potencial reducción del margen financiero. |
| VarDepositoCPUS | - | Variación de los depósitos a la vista y de ahorro del público expresados en US\$ (anual) | El crecimiento de los depósitos de corto plazo es una señal de confianza en el sistema. |
| VarPatrimonioUS | - | Variación del patrimonio expresado en US\$ (anual) | |
| AugeCred | + | Variable <i>dummy</i> que toma el valor 1 si el crecimiento de los créditos es mayor a 1,25 veces el crecimiento de los depósitos | Si el crecimiento de los depósitos es significativamente menor que el de los créditos, los bancos tendrán que recurrir a fuentes de fondeo alternativas, por lo general, de corto plazo. |

Continúa

Continuación

| Variable | Signo esperado | Significado | Especial |
|---------------------|-----------------------|---|---|
| VarLiqSB | - | Variación de la liquidez del sistema bancario (mill. S/.) (anual) | |
| VarRIN | - | Variación anual de las reservas internacionales netas (RIN), en US\$ | |
| TIntB | + | Tasa anual interbancaria en soles | |
| VarBolsa | - | Variación anual del IGBVL | |
| Infla | + | Variación anual del índice de precios al consumidor (IPC) de Lima | |
| VarTI | - | Variación anual de los términos de intercambio | Mejores términos de intercambio contribuyen a una mejor generación de divisas, lo cual protege al país (y al sistema financiero) de una crisis por factores externos. |
| VarPBI | - | Variación anual del PBI | |
| PromedioEmbi | + | Promedio entre el <i>spread</i> del EMBI+ Latin y del EMBI+ peruano | Perú es visto no solo como país, sino como parte de Latinoamérica. Por ende, ambos índices de riesgo son relevantes para evaluar potenciales problemas de contagio por crisis en alguno de los países de la región. |
| VarIngCorr | - | Variación anual de los ingresos corrientes reales (base = diciembre 2001) | |
| VarGNP | +/- | Variación anual de los gastos no financieros (base = diciembre 2001) | Un incremento del gasto puede generar una mejora temporal en el consumo y en el ingreso de un país, pero también puede generar presiones deficitarias que conducirían a medidas de ajuste futuras. |
| Pseudodef | + | Diferencia entre VarGNP y VarIngCorr | |
| Prime | + | Tasa Prime en el mercado norteamericano | Un incremento en esta tasa de interés significa un encarecimiento de los fondos que las instituciones financieras pueden conseguir del exterior. |

Fuente: Elaboración propia.

Anexo 2. Resultados de las estimaciones de los modelos

- **Modelo base (incluye variables financieras)**

Dependent Variable: INDCRISIS

Method: ML - Binary Logit

Date: 04/04/06 Time: 17:40

Sample: 1994:12 2004:12

Included observations: 121

Convergence achieved after 12 iterations

GLM Robust Standard Errors & Covariance

Variance factor estimate = 0.1042972508

Covariance matrix computed using second derivatives

| Variable | Coefficient | Std. Error | z-Statistic | Prob. |
|---------------------|-------------|-----------------------|-------------|--------|
| MOROSIDAD | 3.852130 | 0.888865 | 4.333763 | 0.0000 |
| ROAE | -5.136415 | 0.983017 | -5.225156 | 0.0000 |
| VARDEPOSITOCPLUS | -0.964019 | 0.241693 | -3.988609 | 0.0001 |
| FONDOCORTO | 0.484274 | 0.104738 | 4.623652 | 0.0000 |
| Mean dependent var | 0.454545 | S.D. dependent var | 0.500000 | |
| S.E. of regression | 0.120525 | Akaike info criterion | 0.155676 | |
| Sum squared resid | 1.699587 | Schwarz criterion | 0.248098 | |
| Log likelihood | -5.418370 | Hannan-Quinn criter. | 0.193212 | |
| Avg. log likelihood | -0.044780 | | | |
| Obs with Dep=1 | 66 | Total obs | 121 | |
| Obs with Dep=0 | 55 | | | |

Dependent Variable: INDCRISIS

Method: ML - Binary Logit

Date: 04/04/06 Time: 17:40

Sample: 1994:12 2004:12

Included observations: 121

Prediction Evaluation (success cutoff C = 0.5)

| | Estimated Equation | | | Constant Probability | | |
|---------------|--------------------|-------|-------|----------------------|--------|-------|
| | Dep=0 | Dep=1 | Total | Dep=0 | Dep=1 | Total |
| P(Dep=1)<=C | 65 | 1 | 66 | 66 | 55 | 121 |
| P(Dep=1)>C | 1 | 54 | 55 | 0 | 0 | 0 |
| Total | 66 | 55 | 121 | 66 | 55 | 121 |
| Correct | 65 | 54 | 119 | 66 | 0 | 66 |
| % Correct | 98.48 | 98.18 | 98.35 | 100.00 | 0.00 | 54.55 |
| % Incorrect | 1.52 | 1.82 | 1.65 | 0.00 | 100.00 | 45.45 |
| Total Gain* | -1.52 | 98.18 | 43.80 | | | |
| Percent Gain* | NA | 98.18 | 96.36 | | | |

| | Estimated Equation | | | Constant Probability | | |
|---------------|--------------------|-------|--------|----------------------|-------|--------|
| | Dep=0 | Dep=1 | Total | Dep=0 | Dep=1 | Total |
| E(# of Dep=0) | 64.29 | 1.71 | 66.00 | 36.00 | 30.00 | 66.00 |
| E(# of Dep=1) | 1.71 | 53.29 | 55.00 | 30.00 | 25.00 | 55.00 |
| Total | 66.00 | 55.00 | 121.00 | 66.00 | 55.00 | 121.00 |
| Correct | 64.29 | 53.29 | 117.59 | 36.00 | 25.00 | 61.00 |
| % Correct | 97.41 | 96.90 | 97.18 | 54.55 | 45.45 | 50.41 |
| % Incorrect | 2.59 | 3.10 | 2.82 | 45.45 | 54.55 | 49.59 |
| Total Gain* | 42.87 | 51.44 | 46.77 | | | |
| Percent Gain* | 94.31 | 94.31 | 94.31 | | | |

*Change in "% Correct" from default (constant probability) specification
 **Percent of incorrect (default) prediction corrected by equation

Fuente: Elaboración propia.

Bondad de ajuste

| Paso | -2 Log likelihood | R ² Cox&Snell | R ² Nagelkerke |
|------|----------------------|--------------------------|---------------------------|
| 1 | 10,837 ^{1/} | 0,727 | 0,969 |

1/: La estimación terminó en la iteración número 13 porque el parámetro estimado cambió por menos que 0,001.

Fuente: Elaboración propia.

- **Modelo macro (incluye variables macro y externas)**

Dependent Variable: INDCRISIS
 Method: ML - Binary Logit
 Date: 04/04/06 Time: 17:41
 Sample: 1994:12 2004:12
 Included observations: 121

Convergence achieved after 11 iterations
 GLM Robust Standard Errors & Covariance
 Variance factor estimate = 0.06626021747
 Covariance matrix computed using second derivatives

| Variable | Coefficient | Std. Error | z-Statistic | Prob. |
|-----------|-------------|------------|-------------|--------|
| SPREADME | -7.564911 | 1.186446 | -6.376108 | 0.0000 |
| VARTC | 2.215182 | 0.320922 | 6.902558 | 0.0000 |
| PSEUDODEF | 0.199085 | 0.060987 | 3.264364 | 0.0011 |
| VARBOLSA | -0.169906 | 0.030819 | -5.513019 | 0.0000 |
| ALTORISK | 5.052314 | 0.806572 | 6.263938 | 0.0000 |

| | | | |
|---------------------|-----------|-----------------------|----------|
| Mean dependent var | 0.454545 | S.D. dependent var | 0.500000 |
| S.E. of regression | 0.115829 | Akaike info criterion | 0.156261 |
| Sum squared resid | 1.556302 | Schwarz criterion | 0.271790 |
| Log likelihood | -4.453790 | Hannan-Quinn criter. | 0.203182 |
| Avg. log likelihood | -0.036808 | | |

| | | | |
|----------------|----|-----------|-----|
| Obs with Dep=1 | 66 | Total obs | 121 |
| Obs with Dep=0 | 55 | | |

Dependent Variable: INDCRISIS
 Method: ML - Binary Logit
 Date: 04/04/06 Time: 17:41
 Sample: 1994:12 2004:12
 Included observations: 121
 Prediction Evaluation (success cutoff C = 0.5)

| | Estimated Equation | | | Constant Probability | | |
|---------------|--------------------|-------|-------|----------------------|--------|-------|
| | Dep=0 | Dep=1 | Total | Dep=0 | Dep=1 | Total |
| P(Dep=1)<=C | 64 | 1 | 65 | 66 | 55 | 121 |
| P(Dep=1)>C | 2 | 54 | 56 | 0 | 0 | 0 |
| Total | 66 | 55 | 121 | 66 | 55 | 121 |
| Correct | 64 | 54 | 118 | 66 | 0 | 66 |
| % Correct | 96.97 | 98.18 | 97.52 | 100.00 | 0.00 | 54.55 |
| % Incorrect | 3.03 | 1.82 | 2.48 | 0.00 | 100.00 | 45.45 |
| Total Gain* | -3.03 | 98.18 | 42.98 | | | |
| Percent Gain* | NA | 98.18 | 94.55 | | | |

| | Estimated Equation | | | Constant Probability | | |
|---------------|--------------------|-------|--------|----------------------|-------|--------|
| | Dep=0 | Dep=1 | Total | Dep=0 | Dep=1 | Total |
| E(# of Dep=0) | 64.47 | 1.43 | 65.91 | 36.00 | 30.00 | 66.00 |
| E(# of Dep=1) | 1.53 | 53.57 | 55.09 | 30.00 | 25.00 | 55.00 |
| Total | 66.00 | 55.00 | 121.00 | 66.00 | 55.00 | 121.00 |
| Correct | 64.47 | 53.57 | 118.04 | 36.00 | 25.00 | 61.00 |
| % Correct | 97.69 | 97.40 | 97.56 | 54.55 | 45.45 | 50.41 |
| % Incorrect | 2.31 | 2.60 | 2.44 | 45.45 | 54.55 | 49.59 |
| Total Gain* | 43.14 | 51.94 | 47.14 | | | |
| Percent Gain* | 94.92 | 95.23 | 95.07 | | | |

*Change in "% Correct" from default (constant probability) specification
 **Percent of incorrect (default) prediction corrected by equation

Fuente: Elaboración propia.

Bondad de ajuste

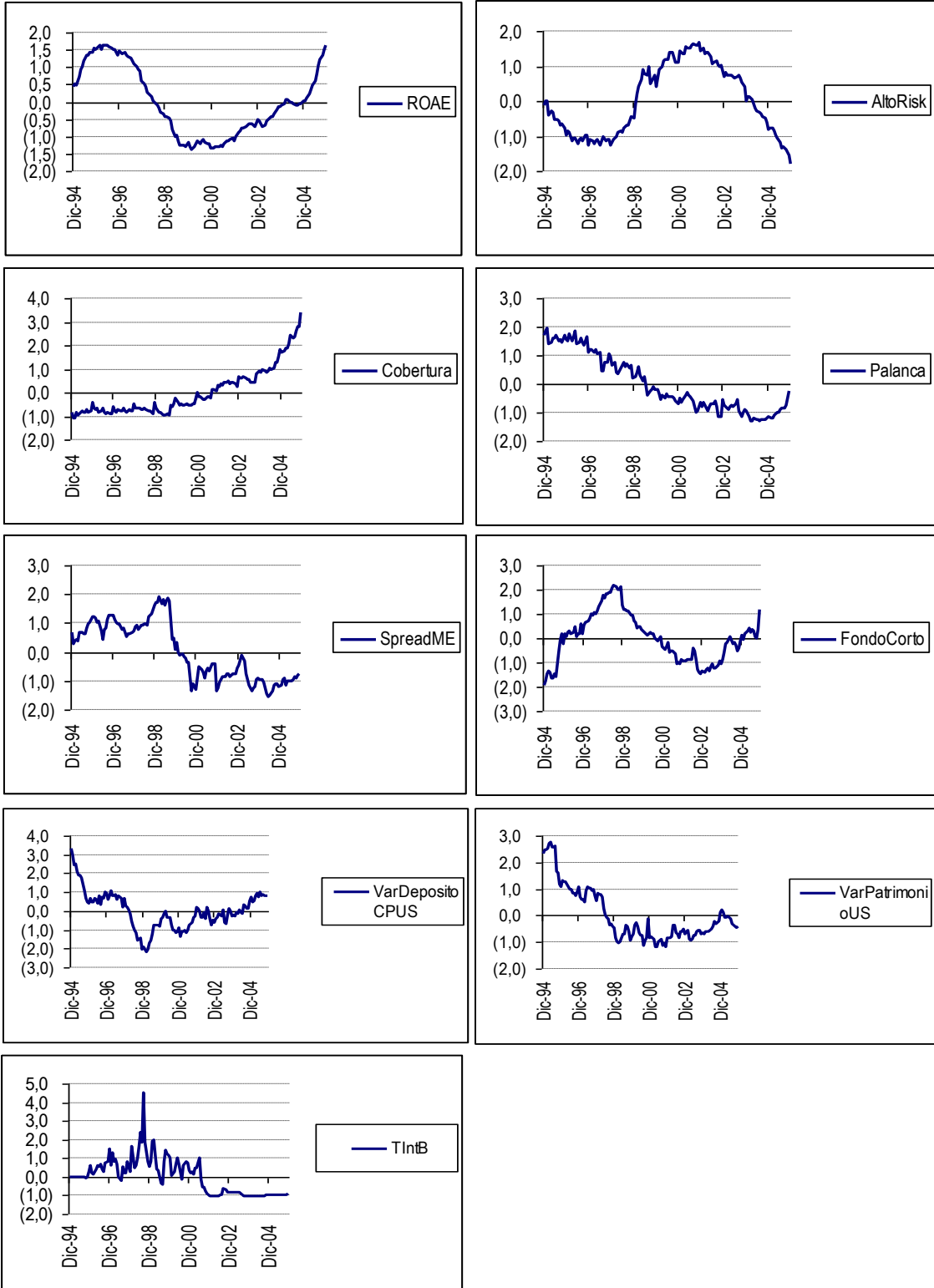
| Paso | -2 Log likelihood | R ² Cox&Snell | R ² Nagelkerke |
|------|---------------------|-----------------------------|------------------------------|
| 1 | 8,908 ^{1/} | 0,731 | 0,975 |

1/: La estimación terminó en la iteración número 12 porque el parámetro estimado cambió por menos que 0,001.

Fuente: Elaboración propia.

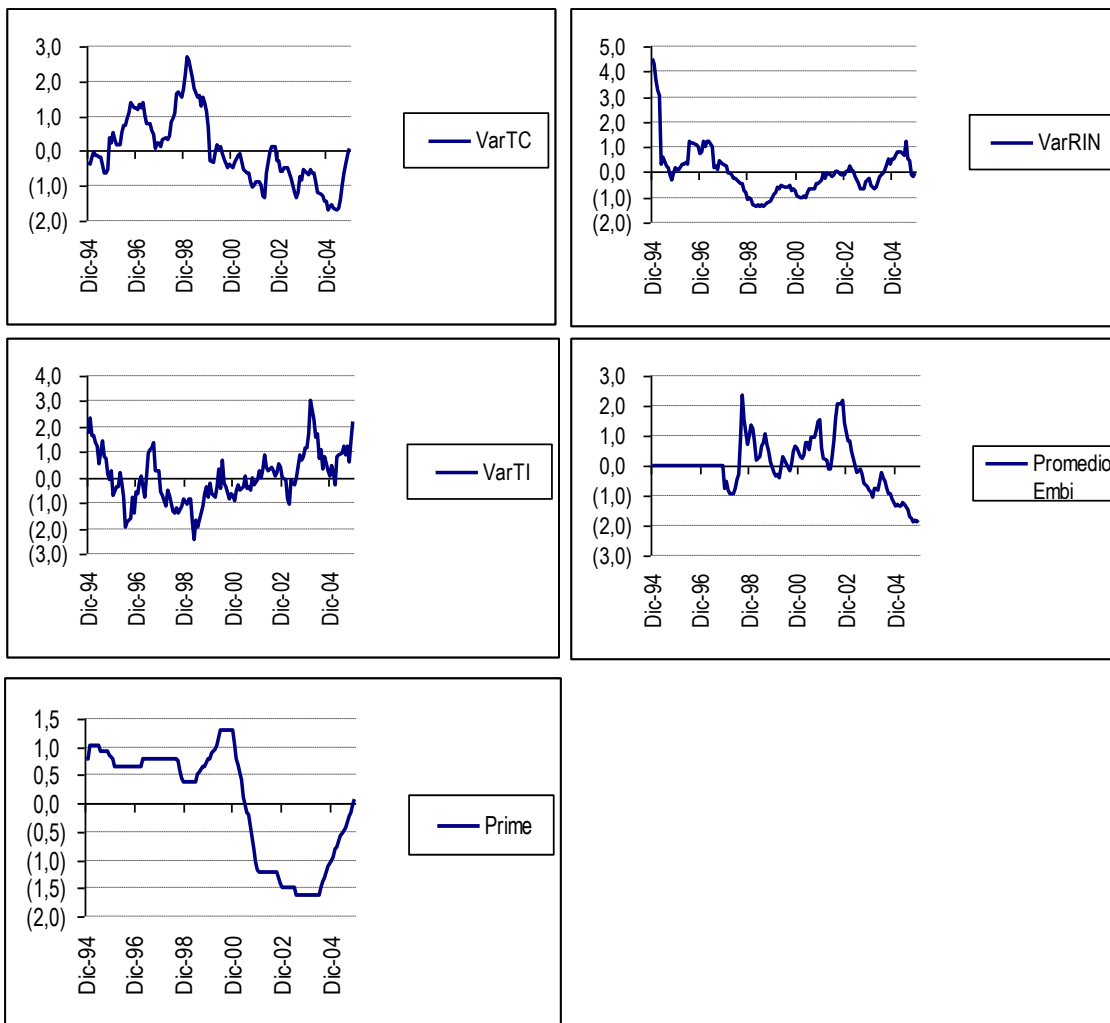
Anexo 3. Resultados de las estimaciones de los componentes normalizados de los índices de vulnerabilidad

• **Índice de vulnerabilidad financiera**



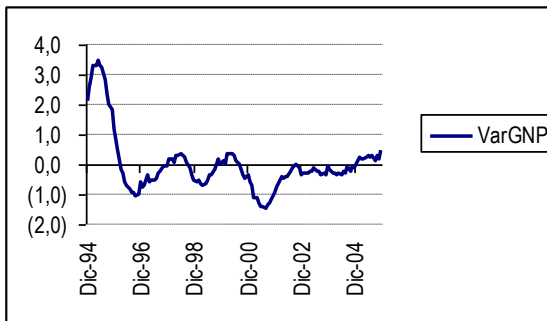
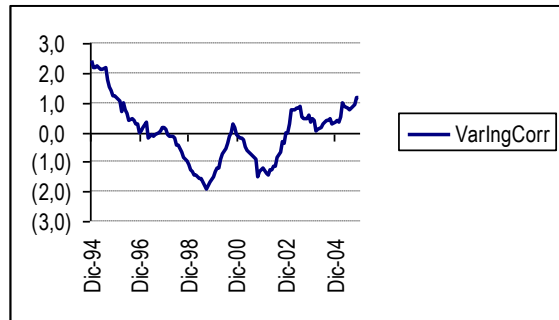
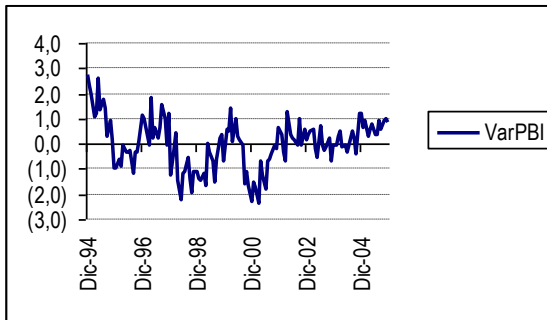
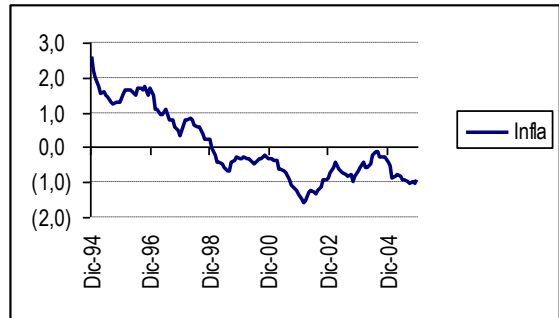
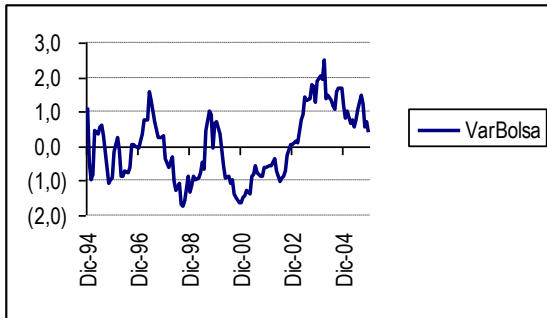
Fuente: Elaboración propia.

Índice de vulnerabilidad externa



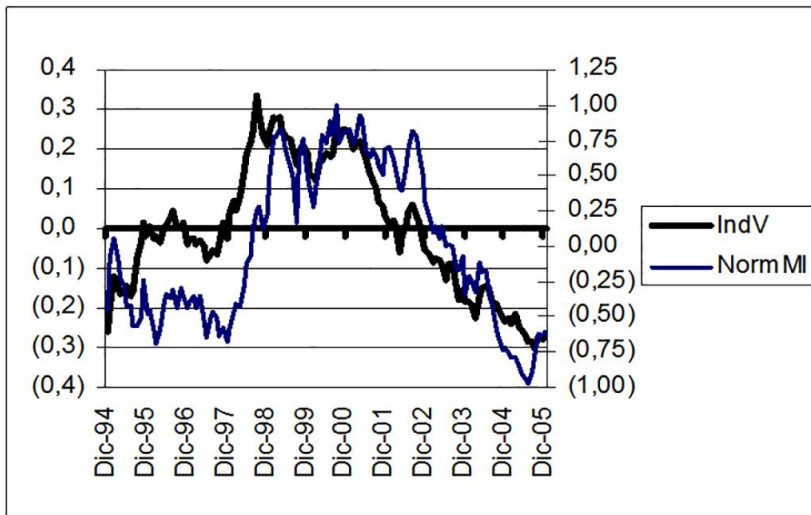
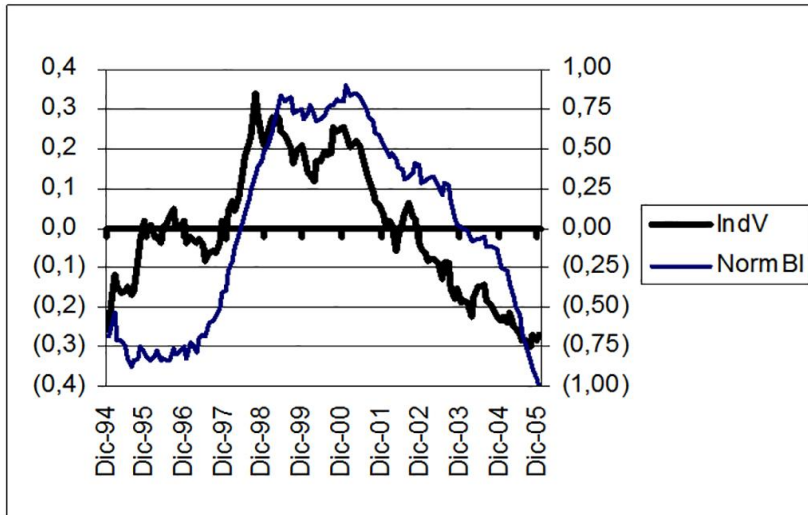
Fuente: Elaboración propia.

• Índice de vulnerabilidad interna



Fuente: Elaboración propia.

Anexo 4. Comparación entre el índice de vulnerabilidad total y los índices estimados por los modelos logit



Fuente: Elaboración propia.

Nota biográfica

Luis Daniel Allain Cañote

Nació en Lima, el 20 de agosto de 1978. Bachiller en Ciencias Sociales con Mención en Economía de la Pontificia Universidad Católica del Perú. Culminó sus estudios de Master of Science in Finance, con concentración en Development Finance, en la Frankfurt School of Finance and Management, Alemania.

Cuenta con más de quince años de experiencia en temas de análisis económico, regulación financiera y vulnerabilidad financiera en el sector público y privado; así como en las áreas de finanzas personales, evaluación de riesgos, protección al consumidor financiero e inclusión financiera. En la actualidad, se desempeña como Supervisor Principal de Conducta de Mercado en la Superintendencia de Banca, Seguros y Administradoras Privadas de Pensiones.