

**UNIVERSIDAD SAN CARLOS DE GUATEMALA**  
**FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS**  
**ESCUELA DE ECONOMÍA**

**ESTIMACIÓN DEL RIESGO DE FRAGILIDAD  
BANCARIA A TRAVÉS DE UN MODELO PROBIT:**  
*Una Aplicación para el Sistema Bancario Guatemalteco.*

*Tesis*

*Presentada a la Honorable Junta Directiva  
de la Facultad de Ciencias Económicas  
de la Universidad de San Carlos de Guatemala*

*Por*

**SILVIA EUGENIA VILLATORO CALDERÓN**

*Previo a conferírsele el título de*

**ECONOMISTA**

*En el grado académico de*  
**LICENCIADA**

*Guatemala, febrero de 2007*



## ÍNDICE

<b>INTRODUCCIÓN</b>		2
<b>CAPÍTULO I.</b>	<b>BANCOS Y SISTEMA BANCARIO</b>	5
<b>CAPÍTULO II.</b>	<b>FRAGILIDAD BANCARIA</b>	9
<b>CAPÍTULO III.</b>	<b>METODOLOGÍAS PARA ESTIMAR EL RIESGO DE FRAGILIDAD BANCARIA</b>	15
3.1	Primeras Metodologías	15
3.2	Metodologías Estadísticas	17
3.3	Modelos Probabilísticos Binomiales	18
<b>CAPÍTULO IV.</b>	<b>METODOLOGÍA SELECCIONADA PARA ESTIMAR EL RIESGO DE FRAGILIDAD DE LAS ENTIDADES BANCARIAS DE GUATEMALA</b>	22
4.1	Estratificación de la Muestra	22
4.2	Selección de Indicadores Financieros	23
4.3	Diferencia de Medias Aritméticas	23
4.4	Contraste de Rangos de Wilcoxon Mann-Whitney	24
4.5	Modelo Econométrico Probit	28
	4.5.1 <i>Modelos de Elección Binaria</i>	29
	4.5.2 <i>Modelo Probit</i>	30
<b>CAPÍTULO V.</b>	<b>ANÁLISIS DE RESULTADOS</b>	35
5.1	Estratificación de la Muestra	37
5.2	Selección de Indicadores Financieros	38
5.3	Diferencia de Medias Aritméticas	40
5.4	Contraste de Rangos de Wilcoxon Mann-Whitney	43
5.4	Modelo Probit	52
<b>CAPÍTULO VI.</b>	<b>COMENTARIOS FINALES</b>	67
	6.1 Indicadores	67
	6.2 Metodología	68



<b>CAPITULO VII.</b>	<b>CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES</b>	70
7.1	Conclusiones	70
7.2	Recomendaciones	72
<b>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b>		74
<b>ANEXOS</b>		78
ANEXO I.	BALANCE GENERAL SISTEMA BANCARIO GUATEMALTECO	
ANEXO II.	ESTADO DE RESULTADOS SISTEMA BANCARIO GUATEMALTECO	
ANEXO III.	SELECCIÓN DE VARIABLES Y MODELOS A TRAVES DE LOS CRITERIOS DE AKAIKE Y SCHWARZ	
ANEXO IV.	VARIABLES EXPLICATIVAS PARA EL MODELO PROBIT	



**MIEMBROS DE LA HONORABLE JUNTA DIRECTIVA  
DE LA FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS  
DE LA UNIVERSIDAD DE SAN CARLOS DE GUATEMALA**

Lic. José Rolando Secaida Morales	Decano
Lic. Carlos Roberto Cabrera Morales	Secretario
Lic. Canton Lee Villela	Vocal 1º
Lic. Mario Leonel Perdomo Salguero	Vocal 2º
Lic. Juan Antonio Gómez Monterroso	Vocal 3º
P.C. Efrén Arturo Rosales Álvarez	Vocal 4º
P.C. Deiby Boanerges Ramírez Valenzuela	Vocal 5º

**PROFESIONALES QUE REALIZARON LOS EXÁMENES DE ÁREAS  
PRÁCTICAS BÁSICAS**

Lic. Edgar Ranfery Alfaro Migoya	Área de Economía Aplicada
Lic. Rubelio Rodríguez Tello	Área de Matemática y Estadística
Lic. Byron Israel Velásquez Acosta	Área de Teoría Económica

**TRIBUNAL QUE PRACTICÓ EL EXÁMEN PRIVADO DE TESIS**

Lic. Antonio Muñoz Saravia	Presidente
Lic. Hjalmar Calderón Castellano	Examinador
Licda. Ruth Noemí Díaz Méndez	Examinador



## **INTRODUCCION**

Las crisis bancarias, se han vuelto más frecuentes durante la última década; y, por lo general, han significado tanto una severa contracción de la producción como cuantiosas pérdidas fiscales y financieras para las economías que las han experimentado. La teoría sugiere que los factores que desencadenan las crisis son potencialmente numerosos, éstos pueden ser factores tanto de tipo macroeconómico como microeconómico. Sin embargo, la magnitud de una crisis bancaria va a depender principalmente de la fragilidad de las instituciones, así como de la calidad de la regulación y supervisión existentes.

En este contexto, la fragilidad bancaria es un concepto relacionado con la capacidad de una entidad de hacer frente a un choque adverso. En ese sentido, las entidades bancarias con una posición frágil, como resultado de una cartera con problemas de impago, una excesiva toma de riesgos o una mala gestión administrativa, denotan una alta probabilidad de quebrar si se presenta un choque adverso; adicionalmente, la fragilidad del sistema bancario dificulta la conducción de la política macroeconómica.

Por estas razones, la oportuna detección del riesgo de fragilidad bancaria, que permita implementar las medidas preventivas necesarias para limitar las pérdidas potenciales, es de vital importancia. Adicionalmente, la



identificación de las instituciones más frágiles permite al ente supervisor asignar de manera más eficiente los recursos de supervisión y a los agentes económicos un menor riesgo en sus decisiones de inversión.

En virtud de lo anterior, la presente investigación trata de desarrollar un modelo que permita estimar la probabilidad que tienen las entidades bancarias guatemaltecas de acercarse o llegar a una situación de fragilidad, en función de la información que proporcionan determinados indicadores sobre su estructura financiera, esto significa que el análisis se basa en estimar únicamente la probabilidad de fragilidad de las entidades bancarias de forma individual. Para este propósito, se emplean metodologías de tipo microeconómico, las cuales utilizan variables específicas de cada institución evaluada, extraídas de sus estados financieros, aspecto que contribuye a analizar sus factores causales.

El presente trabajo de tesis, está estructurado de la forma siguiente: En el capítulo I, se define el concepto de bancos y del sistema bancario así como de su importancia en la asignación de recursos en una economía; por su parte en el capítulo II se define el concepto de fragilidad bancaria y como ésta puede contribuir a la ocurrencia de crisis bancarias.

En el capítulo III, se describen las principales metodologías de estimación de riesgo de fragilidad bancaria y se efectúa una breve descripción sobre la evolución de las mismas, enfatizándose que actualmente han tomado



---

relevancia las metodologías de estimación basadas en procesos econométricos, específicamente los modelos Probit.

En el capítulo IV, se detalla la metodología empleada en la presente investigación para estimar el riesgo de fragilidad de las entidades bancarias guatemaltecas. Cabe indicar que esta metodología se basó principalmente en el estudio realizado por el Doctor Marcelo Dabós, quién aplicó un modelo Probit para el caso de los bancos cooperativos en Argentina. Un aspecto importante que influyó para elegir ésta metodología es que la misma puede ser aplicable aún cuando se disponga únicamente de información pública, como es el caso de Guatemala.

En el capítulo V, se presentan los resultados obtenidos en la aplicación de la metodología indicada, observándose que el modelo, bajo los supuestos planteados, permite obtener una estimación de fragilidad bancaria con un 90% de bondad de ajuste.

Finalmente, en el capítulo VII se presentan las principales conclusiones y recomendaciones, por medio de las cuales se establece que es posible estimar el riesgo de fragilidad bancaria de las instituciones guatemaltecas, combinando para el efecto un análisis de indicadores financieros, técnicas estadísticas y un



modelo Probit aún cuando se tenga acceso únicamente a la información publicada por la Superintendencia de Bancos de Guatemala.



---

## **CAPITULO I BANCOS Y EL SISTEMA BANCARIO**

Un banco es una institución cuyas operaciones habituales consisten en conceder préstamos y recibir depósitos del público.

Esta es la definición que emplean los responsables de regular las instituciones financieras cuando tienen que decidir si un intermediario financiero ha de someterse o no a las reglamentaciones cautelares vigentes a las que están sujetas los bancos, asimismo tiene la ventaja de insistir en las actividades fundamentales de los bancos, a saber, los depósitos y los préstamos.

La existencia de los bancos está justificada por el papel que desempeñan en el proceso de asignación de los recursos financieros, por lo tanto, un sistema bancario puede definirse como el conjunto de intermediarios, instituciones, mercados, activos y técnicas a través de las cuales se potencia el ahorro, canalizándolo hacia la inversión y consiguiendo un equilibrio entre ambos<sup>1</sup>.

Un sistema bancario perfectamente desarrollado, que funcione fluidamente, facilita la asignación eficiente del consumo de los hogares a lo largo de toda su vida y la asignación eficiente del capital físico a sus usos más

---

<sup>1</sup> Freixas, Xavier y Rochet, Jean Charles. "Economía Bancaria", Antoni Bosch, Editor, S. A. y Banco Bilbao Vizcaya. España. 1997. Páginas 2-5.



productivos en el sector empresarial. Por su parte, un mal funcionamiento en el sistema bancario tendrá consecuencias multiplicadoras importantes de manera negativa sobre el sistema de pagos, sobre el sector real de la economía y sobre el poder adquisitivo de los depositantes.

La teoría actual de la banca clasifica las funciones de los bancos en cuatro grandes categorías:

1. Facilitar el acceso a un sistema de pagos: Los bancos forman parte de redes interbancarias que facilitan las transferencias de fondos de las cuentas bancarias de unos agentes económicos a otros.
2. Transformar activos: Reciben activos de corto plazo como son los depósitos y los transforman en activos de mediano y largo plazo al conceder préstamos.
3. Gestionar el riesgo: Esta función está asociado a la de transformación de activos, debido principalmente a que, cuando un banco transforma vencimientos o cuando emite depósitos líquidos garantizados por préstamos no líquidos, corre un riesgo, ya que el coste de los fondos pueden aumentar por encima de la renta procedente de intereses, determinada por los tipos de interés concedidos por el banco.



4. Procesar la información y supervisar a los prestatarios, derivado del problema que plantea la información imperfecta sobre los prestatarios, los bancos emplean diferentes técnicas que les permite seleccionar las diferentes demandas de préstamos que reciben y supervisar los proyectos, con el fin de limitar el riesgo de que el prestatario realice un proyecto diferente del que se acordó inicialmente, y con ello tratar de asegurar el reembolso del mismo.

Sin embargo, debido a éstas características intrínsecas, los bancos se encuentran propensos a choques de diferente naturaleza que pueden desembocar en crisis. Una de ellas, es que los pasivos de estas instituciones con respecto a su patrimonio son relativamente más altos que en cualquier otra empresa, es decir, estas instituciones denotan un fuerte apalancamiento financiero, aspecto que las hace especiales pues trabajan con los ahorros de una gran cantidad de personas físicas y jurídicas, que corren el riesgo de perder sus recursos ante un evento de quiebra de las entidades bancarias. Si bien, esta situación no es un problema exclusivo de los bancos, sí es un poco más serio para ellos, pues el apalancamiento bancario tiene dos importantes implicaciones: i) primero, el capital es el principal amortiguador ante los choques adversos y las quiebras, y debido a que este es relativamente reducido para los bancos, determinados choques pequeños pueden generar problemas de insolvencia en una institución, en segundo lugar, ii) el apalancamiento genera incentivos para que los administradores actúen a favor



de los accionistas, manteniendo un portafolio excesivamente riesgoso que podría volver frágil la estabilidad de un banco en particular, o eventualmente del sistema bancario en su conjunto.<sup>2</sup>

Por otra parte, la característica principal de una entidad bancaria consiste en transformar los plazos de los pasivos que son de corta duración (depósitos y obligaciones) en activos que son de más largo plazo (inversiones financieras y cartera de créditos), es decir, se caracterizan por captar recursos a corto plazo y prestarlos a mayor plazo, situación que los hace poco líquidos.

De esa cuenta, la mayoría de veces, los problemas de solvencia bancaria se manifiestan primero como problemas de liquidez, aunque no necesariamente todo problema de liquidez se traduce en un problema de solvencia. Cabe indicar que, la solvencia conjunta afecta la liquidez de todo el sistema financiero. Un problema de liquidez ocurre cuando un banco no posee los recursos necesarios para hacerle frente a los pagos exigidos, producto de un mal manejo de sus flujos de caja. A su vez, los problemas de solvencia están asociados con la capacidad de una entidad bancaria de absorber pérdidas no provisionadas sin erosionar significativamente su base patrimonial; es decir, que un banco es solvente si el valor realizable del patrimonio es superior al valor contable del mismo.

---

<sup>2</sup> Duran Viquez, Rodolfo y Mayorga Martínez, Mauricio. “Crisis Bancarias: Factores Causales y Lineamientos para su Adecuada Prevención y Administración”. Documento de Trabajo DIE-PI-03-98. Banco Central de Costa Rica. Septiembre 1998, pp. 1-12.



La naturaleza y características especiales de los bancos, mencionadas anteriormente, provocan que estas entidades sean frágiles o muy sensibles a cambios en los precios relativos en la economía, así como a los cambios de expectativas de los agentes económicos (pérdida de confianza). Si dichos cambios alteran la relación entre el valor de los activos bancarios y sus pasivos, más allá del nivel de protección que le puede brindar su capital y reservas de liquidez, entonces las entidades bancarias pueden llegar a ser particularmente frágiles y estarán altamente expuestas ante choques o eventos desfavorables.



## **CAPITULO II FRAGILIDAD BANCARIA**

Un banco es frágil cuando choques relativamente pequeños al nivel de ingreso en la economía, al suyo propio, a la calidad de los activos o a sus fuentes de fondos, provocan que el banco sea ilíquido o insolvente para poder cumplir con sus obligaciones de corto plazo. La fragilidad existe cuando el amortiguador de los bancos ante los choques (capital y reservas de liquidez) no es suficiente en relación con el riesgo de sus activos y de sus fuentes de fondeo.<sup>3</sup>

La fragilidad de una entidad bancaria puede derivarse tanto de factores macroeconómicos como microeconómicos.<sup>4</sup> Dentro de los factores macroeconómicos pueden mencionarse, entre otros: i) volatilidad de la tasa de interés; ii) volatilidad del tipo de cambio; iii) alta inflación; iv) pérdida de reservas monetarias internacionales; y, v) fuga masiva de capitales.<sup>5</sup>

En lo que compete a factores microeconómicos pueden mencionarse: i) problemas de administración y de gestión bancaria; ii) prácticas fraudulentas;

---

<sup>3</sup> Durán Viquez, Rodolfo y Mayorga Martínez, Mauricio. “Crisis Bancarias: Factores Causales y Lineamientos para su Adecuada Prevención y Administración”. Banco Central de Costa Rica. Documento de Trabajo No. DIE-PI-03-98. Septiembre 1998.

<sup>4</sup> Es importante mencionar que el presente trabajo se delimita a analizar la relación causal entre factores microeconómicos, representados por medio de indicadores financieros y el riesgo de fragilidad de las entidades bancarias; es decir, no se abordan aspectos macroeconómicos.

<sup>5</sup> González-Hermosillo, Brenda. “Determinants of Ex-Ante Banking System Distress: A Macro-Micro Empirical Exploration of Some Recent Episodes”. Working Paper No. 33. International Monetary Fund. March 1999, página 7.



iii) malas prácticas contables; iv) poca diversificación de la cartera de inversión; y, v) insuficiente regulación y supervisión.<sup>6</sup>

Los factores microeconómicos de tipo administrativo tienen su origen en la aplicación de políticas de crédito deficientes, así como en fallas de control interno que inciden en que los bancos tomen riesgos excesivos.<sup>7</sup> Dichas prácticas representan el origen de los problemas financieros porque conducen primero a problemas de liquidez y luego a problemas de insolvencia, que muchas veces se agravan porque la cartera crediticia está concentrada en pocos clientes o en pocos sectores económicos.<sup>8</sup>

A este respecto, el estudio de los factores causales de fragilidad bancaria ha cobrado creciente importancia, sobre todo a partir de mediados de los años ochenta, en virtud de que si las entidades a nivel individual o el sistema financiero en su conjunto presentan estructuras financieras frágiles, esto puede devenir en crisis bancarias sistémicas que representen costos considerables para la economía de un país. En ese sentido, las crisis bancarias

---

<sup>6</sup> Bérrospide Magallanes, José. "Fragilidad Bancaria y Prevención de Crisis Financiera en Perú: 1997-99". Banco Central de Reserva de Perú. Julio 1999, página 7.

<sup>7</sup> De Juan, Aristóbulo. Citado por Bérrospide Magallanes. De Juan, Aristóbulo "The Roots of Banking Crises: Microeconomic Issues and Supervision and Regulation". Working Paper, IDB. Julio 1998.

<sup>8</sup> Problemas como los señalados fueron observados en el año 2001 en Guatemala, relacionado con la intervención administrativa que las autoridades monetarias ordenaron sobre los bancos Empresarial, Promotor y Metropolitano. Una completa descripción de estos casos puede encontrarse en el documento del Banco de Guatemala titulado: "Procesos Recientes de Intervención Administrativa de Bancos, Adelantos y Líneas de Crédito Contingentes 1998-2006". Publicado en el portal de internet del Banco Central.



generalmente son eventos costosos y, por lo general, ocasionan severas pérdidas no solo en términos de crecimiento económico, sino también en términos financieros (fiscales y cuasifiscales).<sup>9</sup> Según la literatura sobre el tema, en el período 1980-1995 se registraron más de 65 crisis bancarias en los países en desarrollo, y aunque las mismas presentaron matices distintos, en su mayoría comparten un origen común: se originan del lado del activo de los balances bancarios y se derivan de un prolongado deterioro de la calidad de la cartera crediticia de las instituciones. En lo concerniente al costo de las crisis bancarias, cabe indicar que una forma comúnmente utilizada para cuantificarlo es por medio de la relación del costo financiero de la crisis con respecto al Producto Interno Bruto (PIB). De esa cuenta, la experiencia internacional ha demostrado que los costos de las crisis en términos del PIB han sido elevados tanto para países en desarrollo como para países desarrollados; sin embargo, en los primeros, dichos costos han sido significativamente más elevados, como es el caso de Chile en donde el costo de la crisis representó el 19.6% del PIB (1985), en Argentina el 13% (1982), en Venezuela el 13% (1994), en México el 11.9% (1994), en Brasil el 10% (1995) y, en Colombia el 6% (1985). En el caso de algunas economías avanzadas el costo de la crisis respecto al PIB han sido menores, tal como en España, donde fue de 5.6% (1977), Suecia 5% (1991-1993) y Noruega 4.5% (1988-1992).<sup>10</sup>

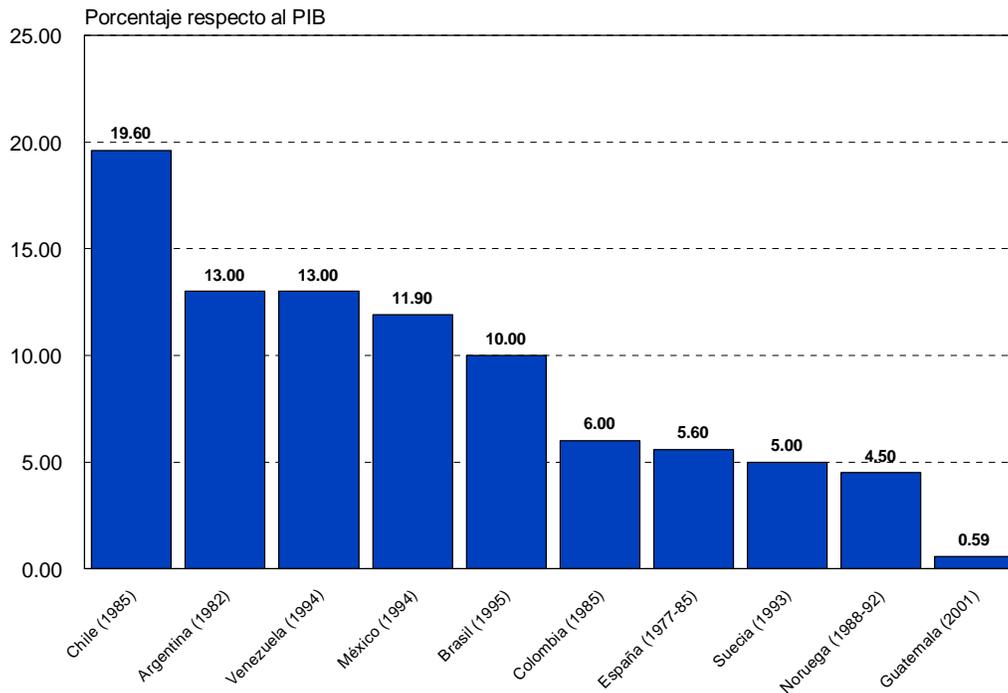
---

<sup>9</sup> Banco de Guatemala. "Procesos Recientes de Intervención Administrativa de Bancos, Adelantos y Líneas de Crédito Contingentes 1998 – 2006". Julio 2006, página 21.

<sup>10</sup> *Ibíd.* González-Hermosillo, Brenda. Página 16.



**GRÁFICA 1**  
**CRISIS BANCARIAS DE PAÍSES SELECCIONADOS**  
**COSTO RESPECTO AL PIB**



Una característica distintiva sobre la evolución de las crisis bancarias entre países desarrollados y países en vías de desarrollo, es que en los primeros casi no se han manifestado corridas de depósitos<sup>11</sup>, en cambio, en los países en desarrollo, como ha sido el caso de Argentina, Chile, Perú, Colombia, Venezuela y Ecuador, por citar algunos casos, los depositantes se han apresurado a retirar sus depósitos porque no confían en que los mismos les sean devueltos oportunamente, a pesar de la existencia de seguros de

<sup>11</sup> Se produce una corrida de depósitos cuando los depositantes, al escuchar el rumor de que el banco es insolvente (lo que bien puede ser falso), llegan en masa al banco a retirar sus fondos. Aún en el caso de bancos esencialmente sólidos, una corrida de depósitos puede llevarlos al colapso porque por lo general el banco no puede liquidar con suficiente rapidez sus inversiones de largo plazo para satisfacer a los depositantes.



depósitos y de la intervención del gobierno para aminorar la crisis. Dicho evento se ha constituido en un acelerador que profundiza la gravedad de la crisis en éstos países, debido al efecto de contagio a entidades bancarias que en realidad no representaban mayor riesgo de insolvencia. Esta situación explica en parte por qué el costo de solucionar crisis bancarias ha resultado menor en las economías avanzadas que en los países en desarrollo.<sup>12</sup>

Con respecto a lo anterior, Ahumada y Budnevich<sup>13</sup> han señalado que los costos de las crisis bancarias se traducen en costos para el bienestar de todo un país, y que ello ha dado lugar para que las autoridades regulatorias y los supervisores bancarios, en la mayoría de países, establezcan metodologías de monitoreo que les permita evaluar las condiciones financieras de las entidades bancarias y poder estimar cuales de ellas están presentando indicios de fragilidad. Sin embargo, algunas de estas metodologías no coadyuvan a estimar la fragilidad bancaria en forma oportuna, debido a asimetrías de información o por la existencia de un número significativo de bancos en el mercado, lo cual hace muy difícil efectuar trabajos de supervisión de campo para subsanar estos aspectos. Por tanto, según los referidos autores, los trabajos de supervisión bancaria deben complementarse con metodologías basadas en procesos estadísticos o econométricos que permitan estimar indicios de fragilidad bancaria en forma oportuna, con el objeto de tomar las

<sup>12</sup> *Ibíd.* González-Hermosillo, Brenda. Página 16.

<sup>13</sup> Ahumada C., Antonio y Budnevich, Carlos. "Some Measures of Financial Fragility in The Chilean Banking System: An Early Warning Indicators Application". Central Bank of Chile. Working Paper No. 117. November 2001, pp. 5-15.



medidas preventivas que coadyuven a evitar, o por lo menos a minimizar, los efectos negativos que traen consigo las crisis bancarias tanto a nivel individual como sistémicas. De esa cuenta que haya surgido en años recientes toda una gama de metodologías estadísticas y econométricas, como las que se describen en el capítulo siguiente.



---

### CAPITULO III

## ALGUNAS METODOLOGÍAS PARA ESTIMAR EL RIESGO DE FRAGILIDAD BANCARIA

### 3.1 Primeras Metodologías

Las metodologías para determinar el riesgo de fragilidad de una entidad bancaria tienen sus orígenes en los estudios realizados por Altman<sup>14</sup>, quien combinó el análisis de razones financieras con una técnica denominada Análisis Discriminante a efecto de predecir la probabilidad de quiebra de las entidades analizadas. La metodología consistía en elaborar determinados indicadores financieros y comparar la evolución de una entidad particular contra la tendencia general. La relación entre el valor de estos indicadores y el puntaje o umbral que era considerado como normal, permitía discriminar a las entidades en dos grupos clasificados como: entidades frágiles, con un considerable riesgo de quiebra, y entidades resistentes, con bajos niveles de riesgo. No obstante lo anterior, los principios técnicos de esta metodología han sido cuestionados por diversos autores, entre quienes cabe citar a Anastasi<sup>15</sup> quien ha señalado que el análisis discriminante no cuenta con criterios objetivos para determinar un puntaje normal o un umbral objetivo que clasifique adecuadamente a las entidades bancarias que podrían considerarse frágiles, de aquéllas que podrían considerarse resistentes.

---

<sup>14</sup> Altman, Edward I. "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy," *Journal of Finance*, September 1968, pp. 589-609.

<sup>15</sup> Anastasi, Burdisso, Grubisic y Leoncini, "¿Es Posible Anticipar Problemas de una Entidad Financiera? -Argentina 1994-1997-", Documento de Trabajo No. 7, Banco Central de la República Argentina, Octubre 1998, página 5.



En virtud de lo anterior, Gaytan y Johnson<sup>16</sup> han señalado que con el paso del tiempo y ante la necesidad de encontrar metodologías que permitan estimar de una mejor manera el riesgo de fragilidad que enfrentan las entidades bancarias ante choques o eventos adversos, han ido surgiendo otras metodologías de evaluación que buscan ser más dinámicas tanto en sus resultados como en su aplicabilidad. Dentro de estas metodologías cabe citar el método de calificación bancaria CAMEL,<sup>17</sup> cuyo modo operativo consiste en clasificar a las entidades bancarias tomando como base un puntaje establecido por su nivel de solvencia, calidad de activos, gestión administrativa, rentabilidad y liquidez.

Es importante subrayar que Gaytan y Johnson señalan que no obstante la metodología CAMEL se ha constituido en una herramienta sumamente útil en las labores desarrolladas por los supervisores bancarios, la misma presenta el inconveniente de que el puntaje obtenido en su aplicación únicamente refleja la situación financiera de una entidad bancaria a un momento determinado del tiempo, y sus resultados no permiten efectuar predicción alguna sobre lo que sucedería con dicha entidad ante eventos o choques adversos inesperados. Por esta razón fue necesario introducir aspectos dinámicos al análisis de

---

<sup>16</sup> Gaytán, Alejandro and Johnson A. Christian, “A Review of the Literature on Early Warning Systems for Banking Crises”, Working Paper No. 183, Central Bank of Chile, October 2002. pp.24-28.

<sup>17</sup> Metodología de evaluación bancaria utilizada por los supervisores bancarios cuyo nombre es un acrónimo en inglés de Capital adequacy, Assets quality, Management, Earnings and Liquidity (Adecuación de capital, Calidad de activos, Gestión administrativa, Rentabilidad y Liquidez)



fragilidad bancaria y de esa cuenta han ido surgiendo una serie de metodologías estadísticas como las que se describen en el apartado siguiente.

### **3.2 Metodologías Estadísticas<sup>18</sup>**

A principios de la década de los años noventa, ante la necesidad de mejorar las metodologías de estimación de riesgo de fragilidad bancaria, fue surgiendo una generación de metodologías estadísticas que permiten determinar las relaciones causales entre un grupo de variables o razones financieras y el nivel de fragilidad de una entidad bancaria.

Dentro de estas metodologías cabe mencionar aquellas que predicen la evolución de las calificaciones bancarias, consistentes en determinar una relación causal entre indicadores financieros y las calificaciones CAMEL asignadas a los bancos, aplicando para el efecto los principios de regresión con variable dependiente cualitativa. Una de las instituciones que utiliza este tipo de metodologías es la Reserva Federal de los Estados Unidos de América, en donde se ha implementado el uso de un modelo denominado SEER que es un acrónimo en inglés de: System for Estimation Examination Rating (Sistema de Estimación para el Examen de Valuación).

Otras metodologías estadísticas estiman las probabilidades de fragilidad y el tiempo que transcurrirá para que dicha fragilidad se manifieste como un

---

<sup>18</sup> Gaytán, Alejandro and Johnson A. Christian, “A Review of the Literature on Early Warning Systems for Banking Crises”, Working Paper No. 183, Central Bank of Chile, October 2002 , página 28.



nivel de insolvencia de las entidades analizadas. Esta metodología puede tener variantes sofisticadas que incluyen el estimar la probabilidad de fragilidad bancaria con base en indicadores que además de la estructura financiera captan información sobre el riesgo de la cartera de inversión de la entidad bancaria o de su cartera crediticia. Una entidad que utiliza este tipo de metodologías es la Contraloría para la Moneda del Departamento del Tesoro de los Estados Unidos de América.

Existe otro grupo de metodologías estadísticas que tratan de estimar las pérdidas potenciales de una entidad bancaria, para lo cual se modela la probabilidad de impago de determinados créditos significativos y se observan los efectos sobre el nivel de solvencia de una entidad bancaria analizada para un horizonte aproximado de tres años. Esta metodología consiste en que las pérdidas estimadas son sustraídas de las reservas que tienen constituidas las entidades bancarias y si dichas reservas caen por debajo de los requerimientos prudenciales establecidos, podría estarse reflejando algún nivel de insolvencia futura. Dentro de las entidades que utilizan este tipo de metodologías puede mencionarse a la Comisión Bancaria del Banco Central de Francia.

### **3.3 Modelos Probabilísticos Binomiales**

Con la evolución de las metodologías de estimación de fragilidad bancaria se comenzó a observar cierta tendencia en el uso de modelos probabilísticos binomiales, cuyo modo operativo se da a través de una variable



binaria en donde se le asigna valor cero (0) a los bancos que no tuvieron problemas y valor uno (1) a los bancos que experimentaron problemas durante un determinado período de análisis. A estos modelos se les conoce con el nombre de modelos de elección binaria (0/1) o modelos de respuesta cualitativa y tienen la ventaja de resumir toda la información sobre una eventual fragilidad bancaria en un sólo número, cero o uno.

El dinamismo que brinda este tipo de metodologías al análisis de fragilidad bancaria ha contribuido a que su aplicación haya cobrado un importante auge a nivel internacional. En ese sentido, en América Latina destaca la aplicación de modelos Probit<sup>19</sup> para la evaluación del riesgo de fragilidad bancaria en países como Argentina y Venezuela.

En el caso de Argentina, cabe mencionar la investigación efectuada por Dabós<sup>20</sup>, quién en 1996 aplicó una prueba estadística no paramétrica para identificar las principales diferencias financieras y un modelo Probit para estimar el riesgo de fragilidad de los bancos cooperativos de aquel país, tomando como referencia la información correspondiente a la crisis bancaria acaecida en 1995. Para dicha evaluación, el autor clasificó dos grupos de instituciones bancarias. En el primer grupo incluyó aquellas entidades que

---

<sup>19</sup> En el capítulo IV del presente trabajo se brinda una amplia explicación de los modelos Probit, en virtud de que dicha metodología fue seleccionada en la presente investigación para realizar el caso práctico de estimación del riesgo de fragilidad de las entidades bancarias en Guatemala.

<sup>20</sup> Dabós, Marcelo, “Crisis Bancaria y Medición de Riesgo de Default: Métodos y el Caso de los Bancos Cooperativos en Argentina”, Universidad de San Andrés, Buenos Aires, Argentina, 1996, pp. 3-17.



presentaron problemas durante la crisis analizada y en el segundo grupo a los bancos que fueron resistentes ante tal crisis. La variable dependiente del modelo se definió asignando valores uno (1) a los bancos frágiles y valores cero (0) a los bancos resistentes. Al aplicar dicho modelo, el autor logró diseñar un sistema de alerta temprana basado en la relación causal existente entre diversos indicadores financieros que captaban el nivel de capitalización, apalancamiento, liquidez, crédito, gestión administrativa y rentabilidad de las entidades evaluadas y su probabilidad de riesgo de fragilidad. Cabe indicar que en el trabajo realizado por Dabós se utilizó únicamente información pública contenida en los estados financieros divulgados por el Banco Central de la República Argentina.

Otro estudio importante en Argentina, es el efectuado por Anastasi y otras autoras<sup>21</sup>, quienes en 1998 diseñaron un sistema de indicadores de alerta temprana para predecir posibles fallas de las entidades minoristas con base en los acontecimientos de crisis ocurridos en dicho país durante el período 1994-1997. Para el efecto, se utilizó un modelo Probit para estimar la probabilidad de fragilidad bancaria y un modelo de transición para estimar el tiempo de sobrevivencia de las entidades evaluadas. Los resultados de este trabajo demostraron una relación causal inversa, en el sentido de que mayores niveles de capitalización, diversificación de la cartera, calidad de los activos y eficiencia

---

<sup>21</sup> Anastasi, Burdisso, Grubisic y Leoncini. “¿Es Posible Anticipar Problemas de una Entidad Financiera? -Argentina 1994-1997-”, Documento de Trabajo No. 7, Banco Central de la República Argentina, Octubre 1998, pp. 3-24.



---

en la gestión administrativa, puede contribuir a disminuir la probabilidad de fragilidad bancaria y aumentar el tiempo de vida de las entidades ante choques económicos adversos.

En lo que compete a Venezuela, se cita un estudio realizado por Álvarez y otros autores<sup>22</sup> quienes evaluaron un conjunto de indicadores de fragilidad del sistema bancario de aquel país, tomando como base determinados indicadores financieros. Para la estimación del indicador de fragilidad utilizaron un modelo Probit y debido a que el estudio se llevó a cabo dentro de un contexto fuera de crisis, la variable dependiente del modelo de predicción fue definida con base en un indicador de cartera en riesgo que tomaba valor uno (1), si dicho indicador sobrepasaba un umbral del 8% y valor cero (0) en caso contrario. Los principales hallazgos indicaban que las entidades financieras de Venezuela presentaban un deterioro en el negocio crediticio a partir de 1997.

---

<sup>22</sup> Álvarez, Fernando; Arreaza, Adriana; Fernández, María Amelia y Mirabal, María Josefa. “Fragilidad Financiera en Venezuela: Determinantes e Indicadores”. Documento de Trabajo No. 25. Banco Central de Venezuela. Marzo 2002, pp. 33-65.



## **CAPITULO IV**

### **METODOLOGIA SELECCIONADA PARA ESTIMAR EL RIESGO DE FRAGILIDAD DE LAS ENTIDADES BANCARIAS EN GUATEMALA**

Como se indicó en el capítulo anterior, existen varias metodologías para estimar el riesgo de fragilidad de las entidades bancarias, de las cuales, para el caso de Guatemala, se seleccionó la metodología utilizada por el Doctor Marcelo Dabós, en virtud de que la misma es aplicable aún cuando se disponga únicamente de información pública.

Dicha metodología se integra de cinco pasos que se describen a continuación. Cabe indicar, que la aplicación de dicha metodología a los bancos del sistema bancario guatemalteco, así como su respectivo análisis se detallan en el capítulo V.

#### **4.1 Estratificación de la Muestra.**

La mayor parte de las metodologías para predecir el riesgo de fragilidad bancaria estiman algún modelo de probabilidad con variables dependientes cualitativas (0/1) que estratifican, ex post, a las instituciones que tras un evento de crisis experimentaron quiebra o fueron rescatadas, de aquellas entidades que mostraron una estructura financiera resistente.



En ese sentido, el primer paso para aplicar la metodología de estimación consiste en segmentar la muestra en dos grupos. El primer grupo debe estar conformado por aquellas entidades que fueron intervenidas, fusionadas o que presentaron deficiencias en sus indicadores financieros durante el período de estudio (categorizadas como entidades frágiles), mientras que el segundo grupo debe estar compuesto por aquéllas entidades que durante el período de estudio mostraron una estructura financiera sólida (categorizadas como entidades resistentes).

#### **4.2 Selección de Indicadores Financieros**

Seguidamente, se elabora un grupo de indicadores cuya finalidad es captar los riesgos implícitos de la actividad bancaria, utilizando para el efecto un grupo de razones financieras, como las utilizadas en el método CAMEL, que miden aspectos relacionados con el riesgo de insolvencia, calidad de activos, liquidez, gestión y rentabilidad de las instituciones bancarias.

La información que se utiliza para elaborar estos indicadores, está contenida en los balances generales, estados de resultados y otros informes publicados por los entes supervisores en cada país.



### **4.3 Diferenciación de Medias Aritméticas**

Al tener estratificada la muestra en dos grupos (entidades frágiles y entidades resistentes) y contar con un conjunto de indicadores financieros, se procede a analizar si las medias aritméticas de los indicadores financieros de ambos grupos, presentan diferencias estadísticamente significativas que brinden una idea de los motivos por los cuales un grupo de entidades fueron frágiles ante el evento de crisis analizado, mientras que el otro grupo fue resistente.

Por citar un ejemplo, si dentro del análisis efectuado se observa que el indicador de capitalización promedio es mucho menor en el grupo de entidades frágiles que en el grupo de entidades resistentes, dicha situación podría dar la pauta de que el menor nivel de capital no permitió que las entidades frágiles contaran con un adecuado amortiguador para enfrentar de mejor manera los efectos adversos del choque inesperado.

Por ello es que el análisis de medias aritméticas brinda una primera idea de los factores financieros que hacen diferentes a las entidades resistentes de las entidades frágiles.



#### **4.4 Contraste de Rangos de Wilcoxon-Mann-Whitney<sup>23</sup>**

Si bien la diferencia de medias aritméticas brinda una primera idea de los factores financieros que hacen diferentes a las entidades resistentes de las entidades frágiles, es necesario evaluar tales diferencias de una manera más rigurosa aplicando un análisis estadístico adicional. Esto se debe, a que en este paso se busca establecer si la distribución de las características de los bancos clasificados como frágiles, medidas a través de los indicadores financieros, difieren significativamente de los bancos clasificados como resistentes.

Teóricamente, lo anterior se plantea como un problema en el que se selecciona una muestra de  $m$  observaciones  $X_1, \dots, X_m$  de una distribución continua cuya función de densidad de probabilidad  $f(x)$  es desconocida y luego se selecciona una muestra aleatoria independiente de  $n$  observaciones  $Y_1, \dots, Y_n$  de otra distribución continua cuya función de distribución de probabilidad  $g(x)$  es también desconocida. Supóngase que la distribución de cada observación  $Y_i$  en la segunda muestra es la misma que la de cada observación  $X_i$  de la primera muestra, o que existe una constante  $\theta$  tal que la distribución de cada variable aleatoria  $Y_i + \theta$  es la misma que la distribución de cada  $X_i$ . En otras palabras supóngase que  $f(x) = g(x)$  para todos los valores de  $x$ , o que existe

---

<sup>23</sup> DeGroot, Morris H, "Probabilidad y Estadística", edición en español del libro "Probability and Statistics" del mismo autor. Editorial Addison-Wesley Publishing Company, Wilmington, Delaware, Estados Unidos de Norteamérica, 1988, pp.465-469.



una constante  $\theta$  tal que  $f(x)=g(x-\theta)$  para todos los valores de  $x$ . Finalmente, supóngase que se van a contrastar las siguientes hipótesis:

$$H_0: f(x) = g(x) \quad \text{para } -\infty < x < \infty,$$

$H_1$ : Existe una constante  $\theta$  ( $\theta \neq 0$ ) tal que

$$f(x) = g(x-\theta) \quad \text{para } -\infty < x < \infty.$$

Es decir, la hipótesis nula supone que ambos grupos tienen la misma distribución y la hipótesis alternativa señala que existen diferencias significativas reflejadas en los indicadores de ambos grupos. Se advierte que la forma común de las funciones de distribución de probabilidad  $f(x)$  y  $g(x)$  no está especificada en la hipótesis nula y que el valor  $\theta$  no está especificado en la hipótesis alternativa.

Para los efectos indicados, un procedimiento adecuado para contrastar este tipo de hipótesis es la prueba de Wilcoxon-Mann-Whitney, en virtud de que dicha prueba no requiere suposición alguna acerca de la forma de las distribuciones de donde provienen las muestras.

El procedimiento se inicia ordenando las  $m + n$  observaciones de las dos muestras, dicho orden o sucesión va del menor valor al mayor, para cada uno de los indicadores financieros seleccionados. Puesto que todas las observaciones provienen de distribuciones continuas, puede suponerse que no



hay dos de estas  $m + n$  observaciones que tengan el mismo valor. Por tanto, se puede obtener una ordenación única de estos  $m + n$  valores.

A cada observación se le asigna un rango correspondiente a su posición en la ordenación. Esto significa, que a la menor observación entre las  $m + n$  observaciones se le asignará el rango 1 y a la mayor observación se le asignará el rango  $m + n$ .

El contraste de rangos de Wilcoxon-Mann-Whitney está basado en la propiedad de que si la hipótesis nula  $H_0$  es cierta y las dos muestras son realmente seleccionadas de la misma distribución, entonces las observaciones  $X_1, \dots, X_m$  tenderán a dispersarse entre las  $m + n$  observaciones, en lugar de concentrarse entre los valores menores o entre los valores mayores. De hecho, cuando  $H_0$  es cierta, los rangos que se asignan a las  $m$  observaciones  $X_1, \dots, X_m$  serán los mismos que si se tratara de una muestra aleatoria de  $m$  rangos seleccionados al azar sin reemplazo de una urna que contiene los  $m + n$  rangos  $1, 2, \dots, m + n$ .

Sea  $S$  la suma de los rangos asignados a las  $m$  observaciones  $X_1, \dots, X_m$ . Puesto que el promedio de los rangos  $1, 2, \dots, m + n$  es  $(1/2)(m + n + 1)$  se deduce que cuando  $H_0$  es cierta, el valor esperado de  $S$  y su varianza son:

$$E(S) = \frac{m(m + n + 1)}{2}$$



$$\text{Var}(S) = \frac{mn(m+n+1)}{12}$$

Se supone ahora que la hipótesis alternativa  $H_1$  es cierta. Si  $\theta < 0$  entonces las observaciones  $X_1, \dots, X_m$  tenderán a ser menores que las observaciones  $Y_1, \dots, Y_n$ . Por tanto, los rangos que se asignan a las observaciones  $X_1, \dots, X_m$  tenderán a estar entre los rangos menores y la variable aleatoria  $S$  tenderá a ser menor de lo que sería si  $H_0$  fuera cierta. El análisis es análogo para  $\theta > 0$ .

Debido a estas propiedades, el contraste de rangos de Wilcoxon-Mann-Whitney rechaza la hipótesis nula  $H_0$  si el valor de  $S$  se desvía considerablemente de su valor medio dado por el valor de  $E(S)$ . En otras palabras, el contraste especifica el rechazo de  $H_0$  si  $|S - (1/2 m(m+n+1))| \geq c$ , donde  $c$  es una constante elegida apropiadamente. En particular, cuando se utiliza la aproximación normal a la distribución de  $S$ , la constante  $c$  puede elegirse de forma que el contraste de hipótesis se realice a cualquier nivel de significancia  $\alpha_0$ .

#### **4.5 Modelo Econométrico Probit<sup>24</sup>**

Hasta el paso anterior, la metodología permite determinar la heterogeneidad de los grupos; es decir, si existen diferencias entre los

---

<sup>24</sup> Sosa Escudero, Walter, "Tópicos de Econometría Aplicada (Notas de Clase)", Universidad Nacional de La Plata, trabajo docente No. 2, Ciudad de La Plata, Argentina, 1999, pp. 21-33.



indicadores financieros de los bancos categorizados como frágiles y los bancos categorizados como resistentes. Sin embargo, ésto no es suficiente para obtener una estimación de la probabilidad de riesgo de fragilidad de las entidades bancarias. Para ello, es necesario utilizar modelos de regresión pues incorporan la interacción conjunta de los indicadores financieros elaborados. Para la presente investigación, se eligió un modelo Probit porque los resultados que brinda, al ser probabilísticos, se interpretan como la probabilidad de que una entidad bancaria sea clasificada como frágil o resistente.

Previo a describir los aspectos teóricos del referido modelo Probit, es necesario definir los modelos de elección binaria pues estos constituyen la base de dicho modelo.

#### **4.5.1 Modelos de Elección Binaria<sup>25</sup>**

Se denota con  $Y$  a una variable aleatoria que puede tomar sólo dos valores, uno (1) o cero (0) y que puede estar asociada a la ocurrencia de un evento (1 si ocurre y 0 si no). Se dispone de una muestra aleatoria de  $n$  observaciones  $Y_i$ , donde  $i = 1, \dots, n$ . Asimismo, se denomina  $-i$  al conjunto de información relevante asociado con el individuo  $i$ , el cual será utilizado para estimar la variable  $Y_i$ .

---

<sup>25</sup> Ibíd. Sosa Escudero, Walter. Página 35.



Un *modelo de elección binaria* es un modelo de probabilidad de ocurrencia del evento denotado por  $Y_i$  condicional en el conjunto de información  $-i$ :

$$P_i = \Pr (Y_i = 1 | -i )$$

Es importante notar que dado que  $Y_i$  toma sólo valores cero y uno, ésta probabilidad condicional es también la esperanza de  $Y_i$  condicional a  $-i$ :

$$E(Y_i | -i ) = 1P_i + 0( 1 - P_i ) = P_i$$

Suponer que  $-i$  esta constituido por un vector fila de  $k$  variables explicativas  $X_i$ . Un primer intento de modelación podría consistir en postular una relación lineal entre  $Y_i$  y  $X_i$  , por ejemplo:

$$Y_i = X_i\beta + \mu_i \text{ con } E[\mu_i | X_i] = 0$$

En dónde:

- $Y_i$  = Es la probabilidad condicional que sólo puede tomar valores entre cero y uno.
- $-i$  = Conjunto de información relevante del individuo  $i$
- $X_i$  = Vector fila de  $K$  variables explicativas
- $\beta$  = Vector fila de Parámetros
- $\mu_i$  = Término de error
- $E$  = Valor esperado

Entonces,

$$E[Y_i | X_i] = P_i = X_i\beta$$

En este caso el vector de parámetros  $\beta$  podría ser consistentemente estimado utilizando el método de mínimos cuadrados ordinarios. El proceso de estimación consistiría simplemente en regresar el vector de ceros y unos de las realizaciones de  $Y_i$ , en las variables explicativas. Sin embargo, esta



especificación lineal presenta un serio problema: en este caso  $E[Y_i|X_i]$  es también una probabilidad condicional, por lo cual debería estar restringida a tomar valores cero y uno. El modelo lineal no impone ninguna restricción sobre  $X_i\beta$ , y en consecuencia podría predecir valores negativos o mayores que uno para una probabilidad. Asimismo, el término de error de este modelo lineal no es homoscedástico ya que la varianza condicional  $\text{Var}(\mu_i|X_i)$  es igual a  $X_i\beta(1 - X_i\beta)$  la cual varía según las observaciones.

#### **4.5.2 Modelo Probit<sup>26</sup>**

Derivado de lo anterior, es necesario adoptar un tipo de especificación bajo la cual los valores de  $P_i$  estén restringidos al intervalo  $[0,1]$ . Una forma conveniente de restringir la forma funcional es la siguiente:

$$P_i = F(X_i\beta)$$

En donde  $F(\cdot)$  sea una función que tenga las propiedades siguientes:

$$F(-\infty) = 0, F(\infty) = 1, f(x) = dF(x) / dx > 0^{27}$$

Es decir,  $F(\cdot)$  que sea una función diferenciable monótona creciente con dominio real y rango  $(0,1)$ . Por lo tanto, el modelo no lineal sería el siguiente:

---

<sup>26</sup> *Ibíd.* Sosa Escudero, Walter. Página 35.

<sup>27</sup> Estas propiedades, también pueden escribirse como intervalos, de la forma siguiente:  $F(-\infty, 0.5) = 0$ ,  $F(0.5, \infty) = 1$ .



$$y_i = F(X_i\beta) + \mu_i$$

con  $\mu_i$  (error) definida como  $\mu_i \equiv E[y_i|X_i] - F(X_i\beta)$

La función  $F(X_i\beta)$  es no lineal, pero tiene la particularidad de que las variables explicativas afectan a la variable dependiente a través de un índice lineal ( $X_i\beta$ ) que luego es transformado por la función  $F(.)$  de manera tal que los valores de la misma sean consistentes con los de una probabilidad.

Sin embargo, es necesario elegir una  $F(.)$  adecuada, al respecto, cabe indicar que la función de distribución de cualquier variable aleatoria continua tiene las propiedades de  $F(.)$  descritas anteriormente. E

En ese sentido, una primera forma funcional que satisface los requisitos es la función de distribución normal:

$$P_i = F(X_i\mathbf{b}) = \Phi(X_i\mathbf{b}) = \int_{-\infty}^{X_i\mathbf{b}} \phi(s) ds$$

En donde  $\phi(.)$  es la función de densidad normal estándar. Esta especificación de  $F(.)$  al utilizar la función de distribución normal es la que se denomina Probit.



Anastasi y otras autoras<sup>28</sup> indican que, otra de las razones para la utilización de estas metodologías es su método de estimación. A diferencia de los modelos de regresión lineal que utilizan mínimos cuadrados clásicos (MCC) para la estimación, los modelos Probit emplean máxima verosimilitud.

Mientras MCC estima los ponderadores de las variables explicativas de modo que se minimicen los errores que se cometen al predecir la variable dependiente, la metodología Probit estima los ponderadores de las variables explicativas a fin de maximizar la probabilidad de predecir correctamente el valor de la variable dependiente.

Asimismo, las probabilidades estimadas permiten evaluar la bondad del ajuste del modelo. Se debe tener en cuenta que este resultado estará relacionado con el valor de la probabilidad que se determine como límite o corte denotada para este trabajo como  $F^*$ . Una forma general de evaluar la capacidad explicativa de estos modelos binarios se basa en computar las predicciones  $Y_e$  (estimadas) de la variable  $Y$  de la forma siguiente:  $Y_e = 1$  si  $F(\beta X_i) > F^*$  y 0 en caso contrario. Usualmente se toma  $F^* = 0.5$ , lo que equivale a predecir que el evento ocurre ( $Y_e = 1$ ) si la probabilidad predicha es mayor que 0.5. La medida de bondad de ajuste consiste en reportar la proporción de predicciones correctas sobre el total de observaciones. Por ejemplo, si el valor de corte es de 0.5, las entidades bancarias con

---

<sup>28</sup> *Ibíd.* Anastasi, A.; et al. Página 27.



probabilidades mayores a ese valor quedaran automáticamente clasificadas dentro del grupo de instituciones frágiles. Por el contrario, aquéllas con probabilidad menor al 0.5 serán consideradas resistentes.

La comparación de los valores observados con los valores estimados muestra los aciertos y errores del modelo. Al respecto, puede incurrirse en dos tipos de errores estadísticos. El primero llamado error tipo I, que se da cuando se rechaza una hipótesis nula verdadera y el segundo es el error tipo II, el cual se refiere a aceptar una hipótesis nula falsa<sup>29</sup>. En ese orden de ideas, para la presente investigación se denominará error de tipo I al que se comete al clasificar dentro del grupo de entidades resistentes a una entidad que según lo observado presentó problemas durante el período de análisis, mientras que el error de tipo II se producirá cuando se clasifica a una entidad que en la realidad no tuvo problemas como una entidad frágil<sup>30</sup>.

Si el propósito de la estimación consiste en encontrar el modelo que estime los mejores resultados desde el punto de vista de su capacidad predictiva, es importante reconocer que existe una compensación entre el error de tipo I y el error de tipo II. La elección del tipo de error a minimizar dependerá, entre otras cosas, del objetivo que se plantee. Si estos modelos son usados por la autoridad de supervisión para predecir la evolución de las instituciones, debería minimizarse el error de tipo I para un nivel dado de error

<sup>29</sup> Griffiths, William E., Carter Hill, R., Judge, George G. "Learning and Practicing Econometrics" United States of America. 1992, página 137.

<sup>30</sup> Ibíd. Anastasi, A.: et al. Página 27.



de tipo II, pues predecir que una entidad frágil es resistente (error de tipo I) podría generar consecuencias no deseadas en el sistema financiero, mientras que clasificar a una entidad que es resistente como frágil (error de tipo II) sólo redundaría en mayores controles por parte de los supervisores bancarios.

**CUADRO 1  
CLASIFICACIÓN DE LOS TIPOS DE ERRORES DEL MODELO**

		Valores Predichos	
		Resistentes	Vulnerables
Valores Observados	Resistentes	Aciertos	Error de Tipo II
	Vulnerables	Error de Tipo I	Aciertos

Para esta investigación la especificación del modelo Probit se define de la forma siguiente:

$$Z = C_0 + C_1 X_1 + C_2 X_2 + \dots + C_K X_K \text{ Mayor que } F^*$$

Donde,  $Z^{31}$  es la probabilidad condicional o variable dependiente que toma valores de 0 y 1 (0 para los bancos resistentes y 1 para los bancos

<sup>31</sup> Una forma alternativa de representar un modelo de elección binaria es la siguiente:  $y^* = bX_1 - e_i$

donde  $y^*$  es una variable aleatoria latente no observable y  $\varepsilon$  es una variable discrecional tampoco observable por el econometrista. Sin embargo, este tipo de representación no fue aplicada en esta investigación debido a que la interpretación de variables es más compleja y presenta problemas de identificación. Tomado de Sosa Escudero, Walter, "Tópicos de Econometría Aplicada (Notas de Clase)", Universidad Nacional de La Plata, trabajo docente No. 2, Ciudad de La Plata, Argentina, 1999, página 24.



frágiles),  $C_i$  son los parámetros estimados, y  $X_i$  son las variables explicativas que para esta investigación representan los indicadores financieros elaborados. Por su parte,  $F^*$  es el valor de probabilidad que se determine como límite o corte para evaluar la bondad del ajuste, que para esta investigación es de 0.5 (50.0%).



## **CAPITULO V ANÁLISIS DE RESULTADOS**

Previo a iniciar el análisis, es conveniente comentar que en la historia reciente de Guatemala no se han observado crisis bancarias sistémicas<sup>32</sup>, como las que experimentaron otros países latinoamericanos, entre los que se puede mencionar: Chile en los años ochenta, México en los años noventa, Argentina con sus episodios de crisis de mediados de los años noventa o las corridas bancarias del año 2001; y, recientemente, República Dominicana en 2003.

En el sistema bancario guatemalteco, se observaron períodos de inestabilidad durante los años 1998 y 1999, pero estos se relacionaron con la quiebra de dos principales empresas agro exportadoras del país y varias casas de bolsa que, debido al nexo financiero existente con algunas entidades bancarias, generó desconfianza en los agentes económicos y reiteradamente fue necesaria la intervención del banco central para proveer liquidez a la economía.<sup>33</sup>

Sin embargo, desde un punto de vista no sistémico, Guatemala sí experimentó problemas de bancos individuales, con situaciones de insolvencia, iliquidez y malos manejos administrativos. Dicha situación fue tan severa que

---

<sup>32</sup> De acuerdo a Caprio y Klingebiel, una crisis bancaria sistémica se define como un caso de agotamiento total o casi total del patrimonio neto del sistema bancario en la medida en que los préstamos en mora agotan la mayor parte o la totalidad del capital del sistema bancario.

<sup>33</sup> Estudio Económico y Memoria de Labores del Banco de Guatemala Año 1998, página 100.



---

hizo necesaria la intervención, fusión u absorción de algunas instituciones bancarias, principalmente durante el año 2001.

En efecto, la cronología de eventos de problemas bancarios individuales abarca desde febrero del año 2001 hasta el primer trimestre del año 2003, sólo que la última entidad que fue absorbida en el año 2003, ya indicaba severos problemas que fueron tema de discusión entre las autoridades monetarias y de gobierno, inclusive desde el año 2001.

En el contexto anterior, para la presente investigación, se tomó información de las 32 instituciones bancarias que estaban operando en Guatemala al 31 de enero del año 2001. Esta fecha, fue elegida por ser un momento previo y muy cercano a la ocurrencia de problemas financieros de algunos bancos, que comenzaron a observarse en febrero del año 2001. Esto obedece, principalmente, a las recomendaciones realizadas por varios autores que han utilizado esta clase de metodología, en la cual se especifica que la información de base para estimar el modelo debe corresponder a fechas que estén muy cercanas al choque o crisis observado, debido a que esto ayuda a captar de mejor forma las características que diferencian a entidades financieramente frágiles de las resistentes.



---

## **5.1 Estratificación de la Población<sup>34</sup>**

Primero, se clasificó a las entidades de acuerdo a los eventos ya descritos, ocurridos en el período 2001-2003. Al respecto, se definió y clasificó como entidades resistentes a las que se encontraban operando a diciembre de 2003; es decir, las entidades que durante dicho período no salieron del mercado derivado de fusiones, intervenciones o absorciones. A éstas entidades se les asignó el código cero (0).

Por otra parte, se clasificó como entidades frágiles a las que dejaron de operar en el mercado entre enero de 2001 y diciembre de 2003, debido a fusiones, absorciones o porque la Junta Monetaria dispuso su intervención. A dichas entidades se les asignó el código uno (1).

En síntesis, el grupo de bancos resistentes se integró con 25 entidades, mientras tanto, el grupo de bancos frágiles se integró con siete entidades, las cuales se presentan en el Cuadro 2.

---

<sup>34</sup> Difiere de la metodología original, porque para la presente investigación se utilizó la totalidad de las entidades bancarias guatemaltecas.



**CUADRO 2**  
**ESTRATO I: BANCOS FRÁGILES**  
**PERÍODO 2001-2003**

<b>ENTIDAD</b>	<b>MOTIVO DE SALIDA</b>
BANCO EMPRESARIAL	Intervenido en febrero del año 2001.
BANCO METROPOLITANO	Intervenido en marzo del año 2001.
BANCO PROMOTOR	Intervenido en marzo del año 2001.
BANCO CONTINENTAL	Fusionado en junio del año 2001.
BANCO GRANAI & TOWNSON	Fusionado en junio del año 2001.
BANCO DEL EJÉRCITO	Absorbido en el cuarto trimestre del año 2002.
BANCO DEL NOR ORIENTE	Absorbido en el primer trimestre del año 2003.

## **5.2 Selección de Indicadores Financieros**

Los indicadores que se aplican en los diversos estudios relativos al riesgo de fragilidad bancaria concuerdan en que lo principal es captar los riesgos implícitos de la actividad financiera y, en consecuencia, como se mencionó en el Capítulo III, las variables generalmente se construyen siguiendo la metodología CAMEL.

De acuerdo a lo anterior, los indicadores financieros para la aplicación de esta metodología se elaboraron tomando como base los balances generales, estados de resultados y algunos cuadros analíticos que



mensualmente publica en su página de Internet la Superintendencia de Bancos de Guatemala.

Dichos indicadores miden los aspectos relacionados con el riesgo de insolvencia, calidad de activos, liquidez, gestión y rentabilidad de las instituciones bancarias, mismos que se describen en el Cuadro 3.

Cabe mencionar que, para el período de análisis seis de los bancos evaluados habían recibido adelantos del Banco Central, ocasionando así, que tuvieran ventaja sobre las demás entidades bancarias, por lo tanto, fue necesario realizar ajustes a los indicadores con el objeto de homogenizar los datos.

**CUADRO 3  
INDICADORES FINANCIEROS**

INDICADOR	CÓDIGO	FORMULACIÓN	CRITERIO DE EVALUACIÓN
Capital	Ind1	$\frac{(\text{Capital Contable}-\text{Cargos Diferidos}-\text{Gastos Anticipados})}{(\text{Activo Total}-\text{Cargos Diferidos}-\text{Gastos Anticipados})}$	A mayor capitalización menor riesgo de fragilidad
Apalancamiento	Ind2	$\frac{\text{Pasivo}}{(\text{Capital Contable}-\text{Cargos Diferidos}-\text{Gastos Anticipados})}$	A mayor apalancamiento mayor riesgo de fragilidad
Liquidez Mediata	Ind3	$\frac{(\text{Disponibilidades}-\text{Adelantos})}{\text{Depósitos}}$	A mayor liquidez mediata menor riesgo de fragilidad
Liquidez Estructural	Ind4	$\frac{(\text{Capital Contable} - \text{Inmuebles}-\text{Gastos Diferidos}-\text{Gastos Anticipados})}{\text{Pasivo}}$	A mayor liquidez estructural menor riesgo de fragilidad
Gestión Administrativa	Ind5	$\frac{\text{Gastos de Administración}}{\text{Margen Operacional Bruto}}$	A mayor ineficiencia mayor riesgo de fragilidad
Cartera de Préstamos	Ind6	$\frac{(\text{Cartera en Mora} + \text{Cartera Vencida})}{\text{Cartera Neta}}$	A mayor cartera en riesgo mayor riesgo de fragilidad
Rentabilidad	Ind7	$\frac{(\text{Resultado del Ejercicio}-\text{Gastos Diferidos}-\text{Gastos Anticipados})}{(\text{Capital Contable}-\text{Gastos Diferidos}-\text{Gastos Anticipados})}$	A mayor rentabilidad menor riesgo de fragilidad



### 5.3 Diferencia de Medias Aritméticas

Al haber efectuado la estratificación entre bancos resistentes y frágiles, el siguiente paso consistió en observar si existían diferencias entre los indicadores de ambos estratos. Esta técnica permitió obtener un panorama general sobre los aspectos más relevantes que hacían la diferencia entre dichas entidades. Los resultados obtenidos se presentan en el Cuadro 4.

**CUADRO 4  
MEDIAS ARITMÉTICAS DE LOS INDICADORES FINANCIEROS  
ENERO 2001**

<b>INDICADOR</b>	<b>BANCOS FRÁGILES CÓDIGO (1)</b>	<b>BANCOS RESISTENTES CÓDIGO (0)</b>
Capital (Ind1)	4.1%	10.4%
Apalancamiento (Ind2)	31.6	10.8
Liquidez Mediata (Ind3)	11.0%	24.6%
Liquidez Estructural (Ind4)	-2.6%	5.9%
Gestión Administrativa (Ind5)	88.7%	74.8%
Cartera de Préstamos (Ind6)	14.7%	10.1%
Rentabilidad (Ind7)	-87.3%	7.0%



---

Se observaron diferencias entre las medias aritméticas de ambos estratos las cuales se interpretan de la forma siguiente:

Ind1: Los bancos frágiles mostraron, en promedio, seis por ciento menos de capital que los bancos resistentes. Esta situación podría indicar que al no contar con mayor capital, los bancos frágiles estaban más expuestos ante eventos desfavorables que los bancos resistentes. Cabe indicar, que una entidad bancaria es frágil si su principal amortiguador ante los choques adversos (capital y reservas de liquidez) no son suficientes en relación con el riesgo de sus activos y de sus fuentes de fondeo.<sup>35</sup>

Ind2: Si bien los bancos por su naturaleza son entidades apalancadas, se observó que los bancos frágiles presentaron un mayor porcentaje de apalancamiento que los bancos resistentes (20.8%). Esto también podría reflejar una mayor vulnerabilidad, derivado del bajo nivel de capitalización de dichas entidades.

Ind3: Los bancos frágiles presentaron, en promedio, trece por ciento menos liquidez mediata que los bancos resistentes. Situación que podría reflejar posiciones de descalce entre sus operaciones

---

<sup>35</sup> Durán Viquez, Rodolfo y Mayorga Martínez, Mauricio. “Crisis Bancarias: Factores Causales y Lineamientos para su Adecuada Prevención y Administración”. Banco Central de Costa Rica. Documento de Trabajo No. DIE-PI-03-98. Septiembre 1998, página 21.



---

activas y pasivas que pudieron repercutir en la situación de insolvencia que este grupo de entidades denotó meses después.

Ind4: Los bancos frágiles presentaron en promedio ocho por ciento menor liquidez estructural que los bancos resistentes. Esta situación podría deberse tanto a que dichas entidades contaban con una menor capitalización, como a que algunos de estos bancos, en el rubro de inmuebles, registraron montos significativos, aspecto que se derivó de la adquisición al contado de éste tipo de activos.<sup>36</sup>

Ind5: Este indicador refleja una mayor deficiencia en el manejo del negocio bancario. En promedio, los bancos frágiles presentaron catorce por ciento más de deficiencia administrativa que los bancos resistentes.

Ind6: Este indicador refleja la proporción de cartera que tiene probabilidades de no pago. Para los bancos frágiles este indicador se encuentra casi cinco puntos porcentuales más alto que los bancos sin problemas, lo cual está indicando un mayor

---

<sup>36</sup> Banco de Guatemala. “Procesos Recientes de Intervención Administrativa de Bancos, Adelantos y Líneas de Crédito Contingentes 1998 – 2006”. Julio 2006., pp.1-12.



riesgo de crédito derivado de alto porcentaje de cartera vinculada<sup>37</sup>.

Ind7: Este indicador mide el rendimiento sobre el capital contable. Para los bancos frágiles el indicador mostró una considerable diferencia con respecto a las entidades denominadas resistentes; esto se asocia, principalmente, al alto costo por fondeo que se refleja en la cuenta de gastos por captación<sup>38</sup> del estado de resultados de dichas entidades bancarias.

#### **5.4 Contraste de Rangos de Wilcoxon-Mann-Whitney**

El siguiente paso fue evaluar estadísticamente la información que proporcionaron los indicadores para cada grupo bancario, utilizando para el efecto el contraste de rangos de Wilcoxon-Mann-Whitney. Como se indicó en el capítulo IV de la presente investigación, la hipótesis nula  $H_0$  supone que ambos grupos tienen la misma distribución y la hipótesis alternativa  $H_1$  supone que existen diferencias significativas en los indicadores de ambos grupos.

En ese sentido, el procedimiento se inició ordenando las  $m + n$  observaciones de los dos estratos en una sola sucesión del menor al mayor

---

<sup>37</sup> Ídem. Banco de Guatemala, Página 51.

<sup>38</sup> Los montos de la cuenta Gastos por Captación se detallan en Anexo II



valor, para cada uno de los siete indicadores financieros elaborados anteriormente. Cabe indicar, que el estrato **m** está conformado por los bancos frágiles identificados con el código 1 y el estrato **n** por los bancos resistentes identificados con el código 0.

Tomando como ejemplo el indicador de capitalización (IND1), el menor valor observado de los dos estratos corresponde al Banco del Ejército con 1.45%, mientras que el mayor valor corresponde a Banco SCI con 22.85%. La sucesión completa de dicho ordenamiento para el indicador de capitalización, puede observarse en el cuadro siguiente:

**CUADRO 5  
ORDENAMIENTO DE LOS 32 BANCOS DEL MENOR AL MAYOR VALOR  
DEL INDICADOR DE CAPITALIZACIÓN**

RANGO	BANCO	VARIABLE DEPENDIENTE	INDICADOR 1 Datos en porcentaje (%)
1	DEL EJERCITO	1	1.45
2	DEL NOR-ORIENTE	1	1.92
3	METROPOLITANO	1	2.81
4	DEL CAFE	0	3.79
5	DE COMERCIO	0	4.03
6	EMPRESARIAL	1	4.65
7	CONTINENTAL	1	5.85
8	GRANAI & TOWNSON	1	5.91
9	INDUSTRIAL	0	6.02
10	DE DESARROLLO RURAL	0	6.11
11	INMOBILIARIO	0	6.15
12	PROMOTOR	1	6.25
13	AGROMERCANTIL DE GUATEMALA	0	6.44
14	DE LOS TRABAJADORES	0	6.55
15	CUSCATLAN	0	6.95
16	DE ANTIGUA	0	7.06
17	CORPORATIVO	0	7.44
18	REFORMADOR	0	7.73
19	DEL QUETZAL	0	8.95
20	PRIVADO PARA EL DESARROLLO	0	9.44
21	CITIBANK N.	0	9.73
22	INTERNACIONAL	0	10.09
23	CREDITO HIPOTECARIO NACIONAL	0	10.49
24	UNO	0	12.20
25	DE LA REPUBLICA	0	12.87
26	DE OCCIDENTE	0	13.40
27	LLOYDS TSB BANK PLC	0	13.73
28	AMERICANO	0	15.66
29	DE AMERICA CENTRAL	0	16.97
30	VIVIBANCO	0	17.12
31	DE EXPORTACION	0	18.42
32	SCI	0	22.85



A partir del ordenamiento de los dos estratos descrito en el párrafo anterior, se procedió a sumar las posiciones de los bancos frágiles (valor S) que conforman el estrato **m**, que para el caso del indicador de capitalización se obtuvo un resultado de 39; es decir, la sumatoria de las posiciones 1, 2, 3, 6, 7, 8, 12, de la columna de rangos del cuadro 5; que corresponden a los bancos del Ejército, del Nor-Oriente, Metropolitano, Empresarial, Continental, Granai & Townson y Promotor respectivamente.

Posteriormente, se calculó la esperanza de S utilizando la fórmula siguiente:

$$E(S) = \frac{m(m + n + 1)}{2}$$

Donde:

**$E(S)$** = **La esperanza de S**

**$m$**  = **Número total de observaciones en el estrato de bancos frágiles**

**$n$**  = **Número total de observaciones en el estrato de bancos resistentes**

Continuando con el ejemplo anterior, al sustituir valores en la fórmula indicada se obtuvo que el valor esperado de S para el indicador de capitalización es de 115.5, así:

$$E(S) = \frac{7(7 + 25 + 1)}{2} = 115.5$$



Seguidamente se procedió a calcular la varianza y desviación estándar de S, aplicando las fórmulas siguientes:

$$Var(S) = \frac{mn(m+n+1)}{12}$$

$$s_s = \sqrt{Var(S)}$$

Donde:

**Var(S)= La varianza de S**

**$\sigma_s$  = Desviación estándar de S**

Para el indicador de capitalización la varianza y desviación estándar presentaron los resultados siguientes:

$$Var(S) = \frac{7 * 25(7 + 25 + 1)}{12} = 481.25$$

y,

$$s_s = \sqrt{481.25} = 21.94$$

De acuerdo al marco teórico descrito en el Capítulo II, la hipótesis nula  $H_0$  se rechaza si la suma de las posiciones de los bancos frágiles (valor S) menos su esperanza  $E(S)$ , todo ello dividido entre la desviación estándar de S ( $\sigma_s$ ), lo que se denota como valor Z, se desvía en dos o más desviaciones estándar de su valor medio, esto bajo el supuesto que los estratos tienen aproximadamente una distribución normal tipificada, así:



$$Z = \frac{S - E(S)}{S_s} \geq c$$

De la fórmula anterior, cabe indicar que  $c$  es una constante elegida apropiadamente. En particular, cuando se utiliza la aproximación normal a la distribución de  $Z$ , la constante  $c$  puede elegirse de forma que el contraste de hipótesis se realice a cualquier nivel de significancia  $\alpha$ . Para la presente investigación, el contraste de hipótesis se efectuó a un nivel de significancia de 5.0% (1.96 desviaciones estándar).<sup>39</sup>

Sustituyendo valores para el ejemplo del indicador de capitalización se obtuvo el resultado siguiente:

$$Z = \frac{39 - 115.5}{21.94} = -3.487$$

El valor  $Z$  en este caso es  $-3.487$  lo cual significa que el valor observado de  $S$  se encuentra a 3.487 desviaciones estándar a la izquierda de su media y su valor  $p$  a dos colas corresponde a 0.20%.

En virtud de lo anterior, al nivel de significancia seleccionado en la presente investigación (5%), la hipótesis nula de homogeneidad del indicador de capitalización entre los bancos frágiles y los bancos resistentes fue

---

<sup>39</sup> En Gujarati, Damodar N., “Econometría” traducido de la cuarta edición, México 2003. pp. 131-132. Para evitar arbitrariedad en la selección del valor apropiado del nivel de significancia ( $\alpha$ ) se calculó el valor  $p$  o “P-value” para cada contraste de hipótesis efectuado a los siete indicadores financieros. Técnicamente el valor  $p$  está definido como el nivel de significancia más bajo al cual puede rechazarse una hipótesis nula, y su regla de decisión es la siguiente:

**Si valor  $p < \alpha$  (nivel de significancia), se rechaza  $H_0$ .**

**Si valor  $p \geq \alpha$  (nivel de significancia), no se rechaza  $H_0$ .**



rechazada. Es decir, los niveles de capitalización entre los bancos frágiles y los bancos resistentes presentaban diferencias estadísticamente significativas, aspecto que podría denotar que los bancos frágiles, estuviesen más expuestos ante eventos desfavorables.

El procedimiento descrito, aplicado al indicador de capitalización, también fue aplicado a los otros seis indicadores financieros elaborados en la presente investigación obteniéndose los resultados que se presentan en el cuadro siguiente:

**CUADRO 6  
RESULTADOS DEL CONTRASTE DE RANGOS  
DE WILCOXON-MANN WHITNEY**

INDICADOR	VALOR Z	RESULTADO AL NIVEL DE SIGNIFICANCIA DEL 5%
Capital (Ind1)	-3.49 <b>(0.002)</b>	Se rechaza Igualdad
Apalancamiento (Ind2)	3.49 <b>(0.002)</b>	Se rechaza Igualdad
Liquidez Mediata (Ind3)	-2.71 <b>(0.007)</b>	Se rechaza Igualdad
Liquidez Estructural (Ind4)	-2.58 <b>(0.010)</b>	Se rechaza Igualdad
Gestión Administrativa (Ind5)	1.48 <b>(0.139)</b>	No se rechaza igualdad
Cartera de Préstamos (Ind6)	0.02 <b>(0.818)</b>	No se rechaza igualdad
Rentabilidad (Ind7)	-2.71 <b>(0.007)</b>	Se rechaza Igualdad

Valor p entre paréntesis



El contraste de rangos refleja que al 31 de enero de 2001, los bancos frágiles presentaban en el indicador de capitalización más de tres desviaciones estándar por debajo del valor medio del sistema bancario. Asimismo, tales entidades bancarias presentaban un nivel de apalancamiento mayor en más de tres desviaciones estándar con respecto al valor promedio del sistema bancario.

En lo que compete a los indicadores tanto de liquidez mediata como de liquidez estructural, los bancos frágiles presentaron niveles menores al promedio bancario en aproximadamente tres desviaciones estándar.

Por su parte, el indicador de gestión administrativa fue menor en poco más de una desviación estándar que el promedio bancario; sin embargo, la diferencia resultó ser no significativa a un nivel de de significancia del 5.0%.

Es importante comentar que el indicador de cartera en riesgo a esa fecha, no reflejó diferencias estadísticamente significativas con respecto al promedio bancario. Por su parte de acuerdo con el indicador de rentabilidad, los bancos frágiles presentaron niveles menores al promedio bancario en más de dos desviaciones estándar.

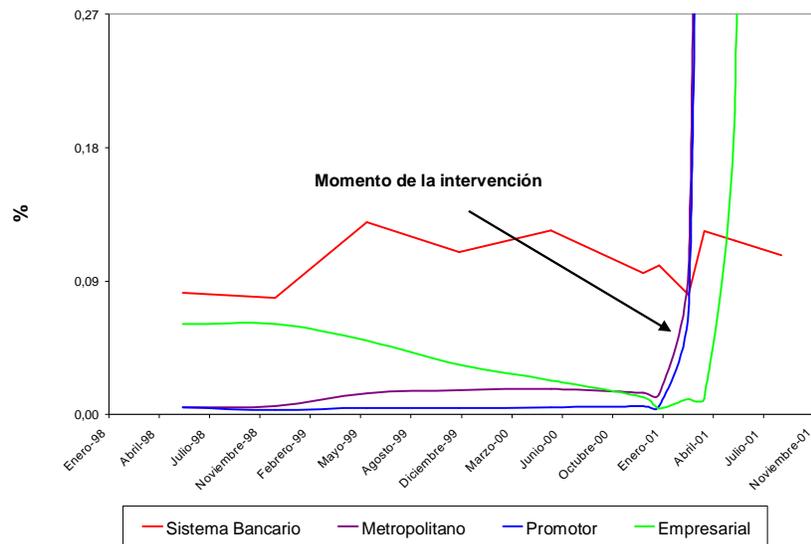
En lo que respecta al indicador de cartera en riesgo, el resultado obtenido no es congruente con los problemas que las entidades frágiles experimentaron meses después (febrero y marzo de 2001). En efecto, dicho



resultado podría estar asociado a que tres de las entidades catalogadas en esta investigación como frágiles (Banco Empresarial, Banco Metropolitano y Banco Promotor), presentaban deficiencias en la información contable, no sólo durante el período previo al colapso de las mismas, sino también después de ser intervenidas<sup>40</sup>, tal como se señala en el informe del Banco de Guatemala, titulado “Procesos Recientes de Intervención Administrativa de Bancos, Adelantos y Líneas de Crédito Contingentes 1998-2006”.

Situación como la descrita, puede apreciarse en la gráfica siguiente:

**GRÁFICA 2**  
**EVOLUCIÓN DE LA CARTERA IRREGULAR DEL SISTEMA BANCARIO**  
**GUATEMALTECO Y DE ALGUNAS ENTIDADES BANCARIAS**  
**PERÍODO: ENERO 1998 – NOVIEMBRE 2001**  
**Datos trimestrales**



Fuente: *Elaboración propia con datos de la Superintendencia de Bancos de Guatemala*

<sup>40</sup> El comportamiento de esta variable podría estar reflejando un prolongado período de malas prácticas contables por parte de las entidades bancarias que luego fueron intervenidas.



En la gráfica anterior, puede observarse que el nivel de cartera en riesgo de los bancos descritos en el párrafo anterior se encontraba muy por debajo del promedio del sistema bancario, aspecto que estaba influenciado por las deficientes prácticas contables, que quedaron evidenciadas al momento de su intervención administrativa, cuando el ente supervisor requirió los ajustes contables respectivos, con lo cual dicha cartera en riesgo presentó niveles superiores, en gran proporción, al promedio de la cartera en riesgo bancaria.

En resumen, los resultados obtenidos con el contraste de Wilcoxon-Mann-Whitney evidencian que la situación y características de los bancos, en un momento previo a los eventos desfavorables acaecidos, no son iguales para todos ellos. En ese sentido, existe una distribución de características y situaciones entre los bancos que determinaron que cada uno de ellos tuviera una probabilidad de fragilidad diferente ante cambios desfavorables del entorno macroeconómico y financiero, o ante malos manejos administrativos. Sin embargo, para poder estimar dichas características es necesario ampliar el análisis utilizando herramientas econométricas.

## **5.5 Modelo Probit**

Como se indicó el inciso 4.5.2, para estimar el riesgo de fragilidad de las entidades bancarias guatemaltecas se eligió un modelo Probit que requiere que



la variable dependiente tome valores cero (0) y uno (1), correspondientes a la definición de bancos resistentes y bancos frágiles, respectivamente.

El proceso se inició corriendo una regresión de tipo binaria en el programa econométrico E-views <sup>41</sup>, esto se debe, principalmente, a la complejidad de estimar una regresión utilizando el método de máxima verosimilitud. Al respecto, dicha regresión se realizó con cinco de los siete indicadores definidos en el inciso 5.2 de la presente investigación, debido a que tanto el indicador de gestión administrativa (Ind5) como el indicador de cartera de préstamos (Ind6) no fueron significativos en la prueba de rangos de Wilcoxon Mann-Withney, es decir los estratos no eran heterogéneos en esa área financiera. Cabe indicar, que de dicha regresión se obtuvo resultados no esperados en virtud de que todos los presentaron correlación lineal tal como puede apreciarse en el cuadro siguiente:

**CUADRO 7  
CORRELACIONES ENTRE LOS INDICADORES**

	IND1	IND2	IND3	IND4	IND7
IND1	1.0000	<b>-0.7103</b>	0.3407	<b>0.7522</b>	0.4378
IND2	<b>-0.7103</b>	1.0000	-0.3208	<b>-0.6386</b>	<b>-0.5895</b>
IND3	0.3407	-0.3208	1.0000	0.3370	<b>0.5504</b>
IND4	<b>0.7522</b>	<b>-0.6386</b>	0.3370	1.0000	<b>0.5888</b>
IND7	0.4378	<b>-0.5895</b>	<b>0.5504</b>	<b>0.5888</b>	1.0000

Este resultado no permitió utilizar el conjunto de los cinco indicadores en un mismo modelo. Por lo que, el siguiente paso consistió en correr regresiones

<sup>41</sup> Las variables utilizadas para la regresión se detallan en el Anexo III.



adicionales con el propósito de combinar aquellos indicadores que no presentaban correlación lineal alguna entre ellos, y de esa forma ir encontrando un modelo que presentara las mejores características estimativas.

Los resultados obtenidos fueron los siguientes:

**CUADRO 8  
MODELOS PROBIT ESTIMADOS**

No. Indicador	Variable Explicativa	Signo Esperado	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5
Ind1	Constante		5.75 (0.05)	1.14 (0.32)	-0.09 (0.96)	-2.27 (0.02)	1.43 (0.16)
	Capitalización	Negativo	-0.65 (0.05)	-0.36 (0.11)			
Ind2	Apalancamiento	Positivo			0.12 (0.17)	0.08 (0.22)	
Ind3	Liquidez Mediata	Negativo	-0.14 (0.09)		-0.14 (0.06)		-0.11 (0.04)
Ind4	Liquidez Estructural	Negativo					-0.14 (0.08)
Ind5	Gestión Administrativa	Positivo					
Ind6	Cartera en Riesgo	Positivo					
Ind7	Rentabilidad	Negativo		-0.01 (0.35)		-0.01 (0.31)	

Valor p entre paréntesis

En el cuadro anterior puede observarse que los cinco modelos Probit presentaron los signos teóricamente esperados en cada uno de sus coeficientes estimados, en este sentido, Anastasi<sup>42</sup> y otras autoras han señalado que los coeficientes de los modelos Probit muestran el signo del

<sup>42</sup> Ibíd. Anastasi, A.; et al. Página 27.



---

impacto que tiene la variable explicativa sobre la probabilidad de fragilidad bancaria.

De esa cuenta, al observar los resultados obtenidos en el cuadro 8, se deduce que un aumento en la capitalización (Ind1) impacta negativamente sobre la probabilidad de fragilidad de un banco; es decir, un aumento en la capitalización contribuye a disminuir dicha probabilidad.

Por su parte, un aumento inapropiado en el apalancamiento de los recursos financieros (Ind2) impacta positivamente sobre la probabilidad de fragilidad bancaria, en el sentido de que contribuye a aumentar dicha probabilidad.

Análogamente, un aumento en la liquidez mediata y en la liquidez estructural (Ind3 e Ind4) disminuyen la probabilidad de fragilidad de un banco; un aumento de los gastos administrativos y de la cartera en riesgo (Ind5 e Ind6) incrementan dicha probabilidad; y, un aumento de la rentabilidad (Ind7) contribuye a disminuir la misma.

Seguidamente, de los cinco modelos Probit restantes, se procedió a evaluar cual de ellos reunía las mejores características de significancia estadística, evaluándose para el efecto su eficiencia asintótica y de parsimonia,



a través de los criterios de Akaike y Schwarz<sup>43</sup>, y su nivel de significancia a través del *valor p* (probabilidad) de la prueba Z.

Los resultados obtenidos al aplicar estos criterios, se presentan en el cuadro siguiente:

**CUADRO 9  
EVALUACIÓN DE LOS MODELOS PROBIT**

No. Indicador	Variable Explicativa	Signo Esperado	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5
Ind1	Constante		5.75 (0.05)	1.14 (0.32)	-0.09 (0.96)	-2.27 (0.02)	1.43 (0.16)
	Capitalización	Negativo	-0.65 (0.05)	-0.36 (0.11)			
Ind2	Apalancamiento	Positivo			0.12 (0.17)	0.08 (0.22)	
Ind3	Liquidez Mediata	Negativo	-0.14 (0.09)		-0.14 (0.06)		-0.11 (0.04)
Ind4	Liquidez Estructural	Negativo					-0.14 (0.08)
Ind7	Rentabilidad	Negativo		-0.01 (0.35)		-0.01 (0.31)	
<b>Evaluación de los Modelos</b>							
Eficiencia Asintótica	Criterio Akaike		0.55	0.71	0.57	0.75	0.70
Parsimonia	Criterio de Schwarz		0.69	0.85	0.71	0.88	0.84

**Valor p entre paréntesis**

Al evaluar los modelos, con base en los criterios antes mencionados, el modelo que mejor se ajusta y que sus parámetros a un nivel de significancia

<sup>43</sup> Un análisis detallado sobre el uso de estos criterios se presenta en el libro de Griffiths, William E., Carter Hill, R., Judge, George G. "Learning and Practicing Econometrics" United States of America.1992, pp. 343 y 746.



del 10% son significativos, es el modelo 1<sup>44</sup>. En el cuadro 10 se presenta los datos de la regresión correspondientes dicho modelo.

**CUADRO 10  
RESULTADOS DE LA ESTIMACION PROBIT<sup>45</sup>**

Variable Dependiente: DEPEN Método: ML - Probit Binario Muestra: 1 32				
Variable	Coficiente	Error Standard	Estadístico Z	Prob. Z
C	5.745880	2.967618	<b>1.936193</b>	<b>0.0528</b>
IND1	-0.647883	0.336030	<b>-1.928052</b>	<b>0.0538</b>
IND3	-0.142711	0.083308	<b>-1.713055</b>	<b>0.0867</b>
<b>Restr. log likelihood</b>	<b>-16.81028</b>	<b>Criterio de Akaike</b>	<b>0.550269</b>	
<b>Estadístico LR (2 gl)</b>	<b>22.01196</b>	<b>Criterio de Schwarz<sup>46</sup></b>	<b>0.687682</b>	
<b>Probabilidad (Est. LR)</b>	<b>1.66E-05</b>			

Como puede apreciarse, el modelo seleccionado presentó los signos teóricamente esperados y tiende a ser un modelo parsimonioso. Asimismo la significancia estadística tanto de los parámetros como de la regresión en su conjunto, medidos por la probabilidad del estadístico Z y la probabilidad del estadístico LR<sup>47</sup>, respectivamente. Al respecto, los valores de la probabilidad

<sup>44</sup> De acuerdo a los criterios Akaike y Schwarz, el modelo con el menor valor calculado es el que contiene las variables que deberían incluirse en la explicación de la variable dependiente.

<sup>45</sup> Las estimaciones fueron realizadas con Eviews 5.0. Los datos utilizados como base para la regresión se presentan en Anexo IV.

<sup>46</sup> Este criterio de información en la literatura econométrica bayesiana es conocido también como Criterio Bayesiano de Información (BIC).

<sup>47</sup> El Estadístico LR es el valor máximo de log likelihood (verosimilitud logarítmica), cuando todas las pendientes de los coeficientes son restringidas a cero,  $l(\hat{b})$ . Desde que el término constante es incluido, esta especificación es equivalente a estimar la probabilidad media incondicional de “éxito”. El estadístico LR evalúa la hipótesis conjunta que todas las pendientes de los coeficientes, excepto la constante, son cero. Asimismo, este estadístico es reportado cuando se incluye una constante en la especificación, es utilizado para probar la significancia de global del modelo es similar a la prueba F del Modelo de Mínimos Cuadrados.



del estadístico Z a un nivel de significancia del diez por ciento rechaza la hipótesis nula de igualdad a cero, es decir que los coeficientes son significativamente diferentes de cero. Por su parte, la probabilidad del estadístico LR se aproxima a cero, por lo que se rechaza la hipótesis nula de igualdad a cero y se prueba la significancia global del modelo.

Cabe indicar que los cambios en la probabilidad, ocasionados por un cambio porcentual en una determinada variable explicativa, deben observarse a través de sus efectos marginales, ya que el modelo estimado es no lineal. Para ese propósito, deben calcularse las derivadas parciales de las variables explicativas de la función de probabilidad condicional de la siguiente forma:

$$\frac{\partial P_i}{\partial X_k} = \beta_k f(X_i \beta)$$

Donde  $\beta_k$  es el coeficiente de una variable explicativa, para este caso en particular, tomará los valores correspondientes al coeficiente de capital y liquidez mediata que calculó la regresión y  $f(x'b)$  es el índice lineal normalizado construido por un vector fila de (1 X K) de valores de la variable explicativa, que para este caso es la media de los bancos frágiles para estos dos indicadores. Así como de un vector fila de (K X 1) del valor de los coeficientes de estos indicadores calculados en la regresión todo ello normalizado para obtener el índice lineal normalizado.



De acuerdo a esta ecuación, el efecto marginal tiene dos componentes multiplicativos, el primero indica cómo un cambio en una variable explicativa afecta al índice lineal  $(X_i\beta)$  y el segundo muestra como la variación en el índice se manifiesta en cambios en la probabilidad a través de cambios en la función  $F()$ .

Para poder obtener las derivadas parciales de los parámetros, primero se necesita construir el índice lineal normalizado. Uno de los componentes de éste índice es el vector de variables, para la construcción de dicho vector se utilizó la media de los bancos frágiles tanto para la variable Ind1 (capital) como para la variable Ind3 (liquidez mediata).

Obteniendo el siguiente vector:

$$x'_{frágiles} = (4.1, 11)$$

La función lineal  $I_i = x' \hat{b}$  o *Índice lineal* se construye de la siguiente manera: se toman los valores de los coeficientes obtenidos en la regresión y se multiplica por el vector construido anteriormente.

$$I_{frágiles} = x' \hat{b} = 5.74588028 \cdot 2 - 0.64788283 \cdot 13 * 4.1 - 0.14271110 \cdot 87 * 11$$

$$I_{frágiles} = 1.5197385$$

Para obtener la derivada parcial, respecto al índice de capitalización multiplicamos el índice normalizado por el coeficiente de la variable que contiene el indicador de capitalización de la forma siguiente:



$$\frac{\partial \hat{P}}{\partial ind 1} = f(x' \text{frágil } \hat{b}) \hat{b}_{ind 1} = f(1.5197385) * (-0.64788283) = -0.081448$$

La derivada parcial de la variable liquidez mediata se calcula de forma similar, sólo que se sustituye el valor del coeficiente de dicha variable tal como se muestra a continuación.

$$\frac{\partial \hat{P}}{\partial ind 3} = f(x' \text{frágil } \hat{b}) \hat{b}_{ind 3} = f(1.5197385) * (-0.1427111087) = -0.017941$$

Cabe indicar que el índice normalizado se calculó utilizando el paquete econométrico E-views.<sup>48</sup>

La interpretación de las derivadas parciales encontradas, indica que al mantener todo lo demás constante, el efecto marginal de un incremento en el índice de capitalización para los bancos frágiles representaba un decremento en el riesgo de fragilidad de un 8.14%, por su parte, un incremento en el indicador de liquidez mediata representaba un decremento de un 1.79% en el riesgo de fragilidad. Estos resultados son de gran relevancia para esta investigación, en virtud de que se puede cuantificar los incrementos o decrementos en el riesgo de fragilidad al mejorar o empeorar la situación de una entidad bancaria.

<sup>48</sup> El comando utilizado fue @dnorm(Ifragil)



Después de haber seleccionado el mejor modelo en términos de significancia estadística, e interpretar sus parámetros se procedió a evaluar la bondad de ajuste, observándose para el efecto la tabla de aciertos y desaciertos de la clasificación ajustada por el modelo con base en la clasificación original.

**TABLA 1  
CLASIFICACIÓN DEL MODELO PROBIT**

No. De Observacione	Valores Predichos	Valores estimados por el modelo	Residuo	Gráfica de los Residuos
1	0	0.003	-0.003	
2	0	0.000	0.000	
3	0	0.000	0.000	
<b>4</b>	<b>1</b>	<b>0.210</b>	<b>0.790</b>	
5	0	0.025	-0.025	
6	0	0.000	0.000	
7	0	0.357	-0.357	
8	0	0.000	0.000	
9	0	0.123	-0.123	
10	0	0.126	-0.126	
11	0	0.148	-0.148	
12	0	0.000	0.000	
13	0	0.000	0.000	
14	0	0.196	-0.196	
15	0	0.000	0.000	
<b>16</b>	<b>0</b>	<b>0.618</b>	<b>-0.618</b>	
17	1	0.876	0.124	
18	1	1.000	0.000	
19	0	0.000	0.000	
20	1	0.946	0.054	
<b>21</b>	<b>1</b>	<b>0.213</b>	<b>0.787</b>	
22	0	0.288	-0.288	
23	0	0.002	-0.002	
24	0	0.000	0.000	
25	0	0.000	0.000	
26	1	1.000	0.000	
27	0	0.000	0.000	
28	1	0.925	0.075	
29	0	0.009	-0.009	
30	0	0.000	0.000	
31	0	0.000	0.000	
32	0	0.000	0.000	



La tabla anterior, permite determinar la bondad de ajuste del modelo al comparar los valores observados o predichos con los valores estimados por el modelo y luego reportar la proporción de las predicciones correctas sobre el total de observaciones. Asimismo, la gráfica de los residuos permite visualizar los errores del modelo, los cuales se definen como aquellos que están fuera de la banda punteada que representa un intervalo de confianza del 95.0%

Por lo tanto, con base en la tabla anterior, y tomando un valor  $F^{*49}$  del 50%, es decir, que cuando la probabilidad estimada de fragilidad es menor al 50% se clasifica a la entidad bancaria con un estatus de entidad resistente y si la probabilidad estimada es mayor al 50% se clasifica a la entidad bancaria con un estatus de entidad frágil, puede estimarse el margen de error del modelo, de la forma como se aprecia en el cuadro siguiente:

**CUADRO 11  
CLASIFICACIONES CORRECTAS E INCORRECTAS**

<p><b>Clasificación Correcta</b></p> <p>El modelo clasifica entidades como frágiles y efectivamente los bancos enfrentaron problemas</p> <p style="font-size: 1.2em;"><b>5</b></p>	<p><b>Error Tipo I</b></p> <p>El modelo clasifica entidades como resistentes y en la práctica dichas entidades fueron frágiles</p> <p style="font-size: 1.2em;"><b>2</b></p>
<p><b>Error Tipo II</b></p> <p>El modelo clasifica entidades como frágiles y en la práctica dichos bancos fueron resistentes</p> <p style="font-size: 1.2em;"><b>1</b></p>	<p><b>Clasificación Correcta</b></p> <p>El modelo clasifica entidades como resistentes y en la práctica dichos bancos no enfrentaron problemas.</p> <p style="font-size: 1.2em;"><b>24</b></p>

<sup>49</sup> Definido en el inciso 4.5.2



Del cuadro anterior, puede observarse que el modelo reflejó tres predicciones incorrectas, tanto de error tipo I como de error tipo II; asimismo, veintinueve predicciones correctas, lo cual representó un margen de error aproximado al 10.0%; en otras palabras, la bondad del ajuste de dicho modelo, según la teoría, fue del 90.0%. Esto se deduce debido a que, la capacidad predictiva del modelo seleccionado puede ser evaluada a través de la comparación de los valores predichos versus los observados.

Al analizar los resultados, las dos instituciones bancarias clasificadas como error tipo I corresponden a los bancos Continental y Granai & Townson; esto se debe a que dichas instituciones, en el período de estudio se encontraban dentro de los 10 mejores bancos de Guatemala, es decir eran instituciones sanas. Sin embargo, dentro de los supuestos del modelo dichas instituciones tuvieron que clasificarse como frágiles debido a que durante el período de análisis decidieron fusionarse, pero dicha fusión se realizó con el propósito de lograr economías de escala en el servicio bancario. Este resultado permite observar la fortaleza del modelo en virtud de que, aún cuando se clasifique a una institución arbitrariamente como frágil, el modelo evaluará y determinará dicha condicionante.

En síntesis las estimaciones indican que los bancos guatemaltecos con mayor probabilidad de tener problemas se caracterizan por un menor nivel de capital y mayor exposición al riesgo crediticio.



Asimismo, con las estimaciones obtenidas de la regresión, descritas en la Tabla 1, específicamente la columna de valores estimados por el modelo, puede elaborarse una clasificación de bancos que refleja una aproximación de su riesgo relativo de fragilidad. Para el efecto, al ordenar los bancos de menor a mayor probabilidad de riesgo, los resultados, fueron los siguientes:

**CUADRO 12  
CLASIFICACIÓN DE LAS ENTIDADES BANCARIAS DE ACUERDO A SU RIESGO RELATIVO DE FRAGILIDAD**

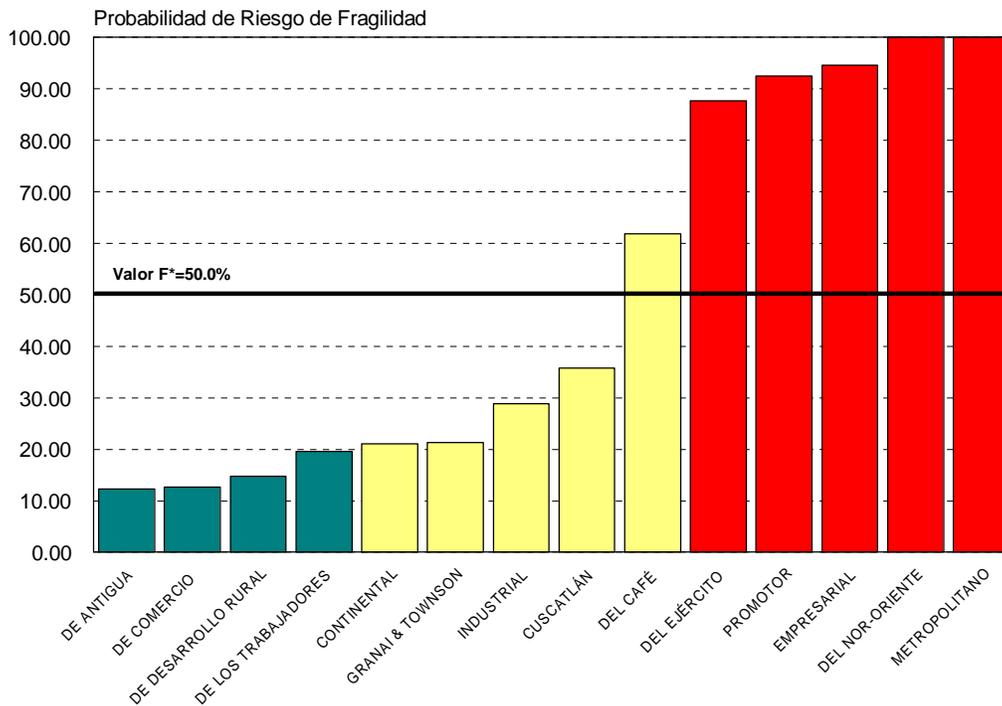
RANGO	BANCO	VARIABLE DEPENDIENTE	CLASIFICACIÓN MODELO PROBIT (%)
1	AMERICANO	0	0.0
2	DE EXPORTACION	0	0.0
3	SCI	0	0.0
4	VIVIBANCO	0	0.0
5	DE AMERICA CENTRAL	0	0.0
6	CREDITO HIPOTECARIO NACIONAL	0	0.0
7	CITIBANK N.	0	0.0
8	UNO	0	0.0
9	LLOYDS TSB BANK PLC	0	0.0
10	DE LA REPUBLICA	0	0.0
11	DE OCCIDENTE	0	0.0
12	DEL QUETZAL	0	0.0
13	PRIVADO PARA EL DESARROLLO	0	0.0
14	INTERNACIONAL	0	0.0
15	INMOBILIARIO	0	0.2
16	AGROMERCANTIL DE GUATEMALA	0	0.3
17	REFORMADOR	0	0.9
18	CORPORATIVO	0	2.5
19	DE ANTIGUA	0	12.3
20	DE COMERCIO	0	12.6
21	DE DESARROLLO RURAL	0	14.8
22	DE LOS TRABAJADORES	0	19.6
23	<b>CONTINENTAL</b>	1	<b>21.0</b>
24	<b>GRANAI &amp; TOWNSON</b>	1	<b>21.3</b>
25	INDUSTRIAL	0	28.8
26	CUSCATLAN	0	35.7
27	DEL CAFE	0	61.8
28	<b>DEL EJERCITO</b>	1	<b>87.6</b>
29	<b>PROMOTOR</b>	1	<b>92.5</b>
30	<b>EMPRESARIAL</b>	1	<b>94.6</b>
31	<b>DEL NOR-ORIENTE</b>	1	<b>100.0</b>
32	<b>METROPOLITANO</b>	1	<b>100.0</b>

Como puede observarse del cuadro anterior, la mayoría de bancos catalogados como resistentes fueron clasificados por el modelo Probit con



valores muy cercanos a cero, por lo tanto, en la gráfica 3, únicamente se presentan los resultados correspondientes a los bancos con probabilidades de riesgo más alejadas de ese valor cero, es decir, se presentan en la gráfica sólo aquellos bancos con mayores probabilidades de riesgo de fragilidad.

**GRÁFICA 3**  
**CLASIFICACIÓN DE BANCOS CON RELACIÓN**  
**A SU RIESGO DE FRAGILIDAD**  
PERIODO: ENERO 2001



De la gráfica es interesante observar que, no obstante el modelo Probit no asignó valores superiores al 50% de riesgo para los bancos Granai & Townson y Continental, al momento de clasificar las entidades, dichos bancos sí reflejan un nivel de probabilidad de riesgo mayor que el presentado, tanto por las entidades en zona de riesgo cero (que como se mencionó anteriormente no



aparecen en la gráfica) como por las entidades clasificadas en bajo riesgo (Banco de Antigua, de Comercio, de Desarrollo Rural y de los Trabajadores), aspecto que hubiera ocasionado que, a la fecha de evaluación, posiblemente los supervisores bancarios lo catalogarán dentro de una zona de riesgo medio, o siguiendo los preceptos de Basilea<sup>50</sup>, dentro de una zona de alerta amarilla.

Adicionalmente, las clasificaciones del modelo incluyen por lo menos otros tres bancos que, en mayor o menor medida, podrían ser considerados dentro de una zona de riesgo alto y estar sujetos a mayor supervisión por parte de las autoridades correspondientes, siendo estos el Banco del Café, Industrial y Cuscatlán.

---

<sup>50</sup> El Comité de Basilea fue creado por los gobernadores de bancos centrales del Grupo de Diez (D-10) a finales de 1974. El Comité no posee ninguna autoridad formal de supervisión, y sus conclusiones no tienen fuerza legal, sin embargo, formula normas de supervisión y recomienda declaraciones de mejores prácticas con la expectativa que las autoridades individuales tomen los pasos para llevarlos a cabo de acuerdo a sus propios sistemas nacionales. Asimismo, ha establecido veinticinco principios básicos que deben establecerse para que un sistema de supervisión sea efectivo, entre ellos la Normativa y requerimientos prudenciales –principios del 6 al 15-.



---

## **CAPITULO VI**

### **COMENTARIOS FINALES**

#### **6.1 Indicadores**

En la presente investigación se analizó una serie de indicadores con el objetivo de establecer el riesgo de fragilidad de las entidades bancarias guatemaltecas. Los indicadores se elaboraron con información totalmente pública, contenida en la página de internet de la Superintendencia de Bancos de Guatemala al 31 de enero del año 2001. Ese período fue elegido, debido a que representaba un momento previo y muy cercano a los acontecimientos negativos para un determinado número de bancos observados, a lo largo del referido año.

En el desarrollo de la investigación, se determinó que los datos debían homogeneizarse debido a que algunas entidades contaban con adelantos por parte del Banco Central, situación que alteraba los resultados, asimismo, los indicadores de cartera crediticia no pudieron ser evaluados como se hubiera deseado, pues la información presentaba diversas inconsistencias para el caso de tres entidades bancarias, específicamente para los bancos Promotor, Empresarial y Metropolitano. Cabe indicar que la variable de rentabilidad no agregó valor al análisis econométrico en virtud que el modelo la clasificó como no significativa.



En tal sentido, los indicadores que finalmente se evaluaron fueron: el nivel de capitalización y la variable de liquidez mediata.

Es importante señalar que, estas últimas variables mencionadas, no están muy alejadas de las variables que en general han sido utilizadas por el Banco de Guatemala para explicar las fortalezas y debilidades bancarias. De hecho, en un informe reciente del Banco de Guatemala, se explican los motivos de falla de las tres primeras entidades que colapsaron durante el año 2001 y se enfatiza que dichos bancos reflejaban baja solvencia, poca liquidez y malos manejos administrativos<sup>51</sup>.

## **6.2 Metodología**

La metodología estadística no paramétrica aplicada en esta investigación se utilizó para verificar si existían diferencias entre las características de los dos grupos bancarios definidos como entidades frágiles y resistentes. Los resultados, con excepción de la cartera en riesgo y gestión administrativa, reflejaron que al 31 de enero del año 2001, los dos grupos bancarios presentaban diferencias en la distribución de sus indicadores y, por ende, los dos grupos tendrían diferentes grados de vulnerabilidad ante choques adversos.

---

<sup>51</sup> Banco de Guatemala. “Procesos Recientes de Intervención Administrativa de Bancos, Adelantos y Líneas de Crédito Contingentes 1998-2002”, Banco de Guatemala, 2002, pp. 1-12.



Para obtener una aproximación de la probabilidad de riesgo de fragilidad, se corrió una regresión Probit, que de acuerdo con la información utilizada, clasificó correctamente a 29 entidades y erróneamente a 3. De esa cuenta, el margen de error fue un valor aproximado al 10%.

Derivado de lo anterior, y por tratarse de una primera aproximación y que se contó con información netamente pública, los resultados obtenidos fueron alentadores, ya que evidencian la posibilidad de medir e incluso predecir problemas en la banca guatemalteca.



## **CAPITULO VII**

### **CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

#### **7.1 Conclusiones**

- 7.1.1 Derivado de la investigación realizada, se propone una metodología que permite estimar el riesgo de fragilidad bancaria de las instituciones guatemaltecas, combinando para el efecto un análisis de indicadores financieros, técnicas estadísticas y un modelo Probit. Dicha metodología es aplicable aún cuando se tenga acceso únicamente a la información publicada por la Superintendencia de Bancos de Guatemala,
- 7.1.2 Al aplicar los aspectos de la metodología mencionados anteriormente, se obtuvo una clasificación preliminar que permite visualizar el nivel de riesgo de fragilidad de las entidades bancarias guatemaltecas ante la posibilidad de un choque adverso.
- 7.1.3 La metodología propuesta permite efectuar un análisis comparativo entre las instituciones bancarias guatemaltecas; utilizando para ello la información publicada por la Superintendencia de Bancos.



- 7.1.4 La metodología desarrollada puede ser aplicada por los agentes económicos a efecto de estimar el riesgo de fragilidad de las entidades bancarias de Guatemala.
- 7.1.5 La investigación efectuada determinó que las características financieras entre las entidades bancarias guatemaltecas, durante el período analizado, presentaban diferencias estadísticamente significativas; por lo que, ante un choque adverso, el impacto para cada una de ellas sería de diferente magnitud derivado de su riesgo de fragilidad.
- 7.1.6 La metodología propuesta además de ser aplicada al sector bancario, también puede utilizarse para estimar el riesgo de fragilidad de empresas que pertenecen un mismo sector económico, tales como las del sector construcción, transporte y servicios.



---

## 7.2 Recomendaciones

7.2.1 A efecto de mejorar las estimaciones obtenidas con la metodología propuesta, se sugiere ampliar el análisis realizado, en el sentido de incluir información más detallada de las entidades bancarias, como por ejemplo los diez primeros deudores<sup>52</sup>.

7.2.2 Derivado de los resultados cuantitativos y cualitativos que proporciona esta metodología, acerca de cuáles bancos podrían estar ingresando a una situación de riesgo de fragilidad; se recomienda que la misma sea utilizada como parte de un sistema de indicadores de alerta temprana, que le permita a los agentes económicos tomar las medidas preventivas correspondientes.

7.2.3 Para realizar un análisis comparativo del desempeño financiero de las instituciones bancarias guatemaltecas, se recomienda utilizar la metodología propuesta en la presente investigación; pues la misma permite, de manera estadísticamente significativa, efectuar dicha comparación así como clasificar entre entidades frágiles y resistentes.

---

<sup>52</sup> Con base en resolución de JM-184-2002 de la Junta Monetaria que contiene el Reglamento Sobre Divulgación de Información de Entidades Sujetas a la Vigilancia e Inspección de la Superintendencia de Bancos. Guatemala, 1 de junio de 2002.



- 7.2.4 En virtud de los resultados estadísticamente significativos obtenidos en la aplicación de la metodología propuesta en esta investigación, se recomienda que los agentes económicos la utilicen con el propósito de monitorear el comportamiento de las entidades bancarias guatemaltecas a efecto de observar cuales de ellas podrían estar enfrentando en determinado momento mayor riesgo de fragilidad.
- 7.2.5 Se sugiere utilizar la metodología como parámetro de comparación que permita monitorear el riesgo de fragilidad de las entidades bancarias, con base en sus propias características financieras y las reveladas en esta investigación al evaluar el desempeño de los bancos clasificados como frágiles.
- 7.2.6 En virtud de los resultados obtenidos en la aplicación de esta metodología al sector bancario, se sugiere evaluar su aplicación para estimar el riesgo de fragilidad de empresas que pertenecen a otros sectores económicos, ante choques adversos, tales como: variaciones en los precios internacionales, entrada en vigencia del TLC o desastres naturales, etc.



## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Ahumada C., Antonio; Carlos, Budnevich. **Some Measures of Financial Fragility in The Chilean Banking System: An Early Warning Indicators Application**. Central Bank of Chile. Working Paper No. 117. Chile, November 2001. 28 p.
2. Altman, Edward I. **Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy**. Journal of Finance. Estados Unidos de América, September 1968. 650 p.
3. Alvarez, Fernando; et al. **Fragilidad Financiera en Venezuela: Determinantes e Indicadores**. Documento de Trabajo No. 25. Banco Central de Venezuela. Venezuela, marzo 2002. 69 p.
4. Anastasi, A.; et al. **¿Es Posible Anticipar Problemas de una Entidad Financiera? -Argentina 1994-1997-**. Documento de Trabajo No. 7, Banco Central de la República Argentina. Argentina, octubre 1998. 38 p.
5. Asociación de Investigación y Estudios Sociales –ASIES-. **Análisis Económico: La Fusión del Banco del Nor-Oriente con el Crédito Hipotecario Nacional**. Guatemala, marzo 2003. 16 p.
6. Banco de Guatemala. **Procesos Recientes de Intervención Administrativa de Bancos, Adelantos y Líneas de Crédito Contingentes 1998 – 2006**. Guatemala, julio 2006. 36 p.
7. Bérrospide Magallanes, José. **Fragilidad Bancaria y Prevención de Crisis Financiera en Perú: 1997-99**. Banco Central de Reserva de Perú. Perú, julio 1999. 42 p.



8. Besley, Scott y Eugene, Brighamne. **Fundamentos de Administración Financiera**. Duodécima Edición. McGraw Hill. México, 2000. 919 p.
9. Caprio, G.; D. Klingebiel. **Bank Insolvencias: Cross-country Experience**. World Bank Working Papers. Estados Unidos de América, 1996. 60 p.
10. Comboni, Javier. **Solidez Financiera y Estabilidad Macroeconómica** Asesor Principal de Política Económica. Banco Central de Bolivia (BCB). Bolivia, 2001. 33 p.
11. Dabós, Marcelo, **Crisis Bancaria y Medición de Riesgo de Default: Métodos y el Caso de los Bancos Cooperativos en Argentina**. Universidad de San Andrés. Buenos Aires, Argentina, 1996. 23 p.
12. DeGroot, Morris H. **Probabilidad y Estadística**. Editorial Addison-Wesley Publishing Company, Wilmington. Delaware, Estados Unidos de Norteamérica, 1988.
13. Demirgüç-Kunt, A.; E, Detragiache, **Determinants of Banking Crises: Evidence From Industrial and Developing Countries**, World Bank, Washington, United States Of America, 1997. 47 p.
14. Duran, V. R.; Mauricio, Mayorga M.; Renato, Mortero G. **Propuesta de Indicadores Macroeconómicos y Financieros de Alerta Temprana para la Detección de Crisis Bancarias**. Costa Rica: Banco Central de Costa Rica, Costa Rica, febrero 1999. 56 p.
15. Durán Viquez, Rodolfo; Mauricio, Mayorga Martínez. **Crisis Bancarias: Factores Causales y Lineamientos para su Adecuada Prevención y**



- 
- Administración.** Banco Central de Costa Rica. Documento de Trabajo No. DIE-PI-03-98. Costa Rica, septiembre 1998. 75 p.
16. **Estudio Económico y Memoria de Labores** del Banco de Guatemala. Guatemala, 1998. 199 p.
17. Freixas, Xavier; Jean Charles, Rochet. **Economía Bancaria**, Antoni Bosch, Editor, S. A. y Banco Bilbao Vizcaya. Primera Edición. España, 1997. 378 p.
18. Gaytán, Alejandro; Christian, Johnson A. **A Review of the Literature on Early Warning Systems for Banking Crises**. Working Paper No. 183, Central Bank of Chile. Chile, October 2002. 42 p.
19. Goldstein M., G., Kaminsky; C., Reinhart. **Assessing Financial Vulnerability: An Early Warning System for Emerging Markets**. Institute for International Economics. Washington, D.C., United States of America, 2000. 131 p.
20. González-Hermosillo, Brenda. **Determinants of Ex-Ante Banking System Distress: A Macro-Micro Empirical Exploration of Some Recent Episodes**. Working Paper No. 33. International Monetary Fund. United States of America, March 1999. 114 p.
21. Griffiths, William E., Carter Hill, R., Judge, George G. **Learning and Practicing Econometrics**. United States of America, 1992. 750 p.
22. Mayorga Martínez, Mauricio; Muñoz Salas, Evelyn. **¿Existe Disciplina de Mercado en el Sistema Bancario Costarricense?**. Documento de



---

Investigación No. DIE/06-2002/DI. Banco Central de Costa Rica. Costa Rica, junio 2002. 41 p.

23. Mishkin, Frederick. **Understanding Financial Crises: A Developing Country Perspective**. National Bureau of Economic Research". Ohio, United States of America, 1996. 135 p.
24. Morón Pastor, Eduardo; Rudy, Loo-Kung Agüero. **Sistema de Alerta Temprana de Fragilidad Financiera**. Departamento de Economía, Universidad del Pacífico. Perú, abril 2003. 61 p.
25. Periódico la Hora, artículo de prensa titulado **Q135 millones costo de fusión CHN/Banejer**, publicado en el 28 de febrero de 2003. Guatemala, 2003.
26. Serra, R.; César, Zúñiga; Zully, A. **Identificando bancos en problemas. ¿Cómo debe medir la autoridad bancaria la fragilidad financiera?**. Banco Central del Perú. Perú, 2002. 45 p.
27. Sosa Escudero, Walter. **Tópicos de Econometría Aplicada (Notas de Clase)**. Universidad Nacional de La Plata, trabajo docente No. 2. Ciudad de La Plata, Argentina, 1999. 73 p.



# ANEXOS