



Instituto de Investigaciones Socio Económicas

Documento de Trabajo No. 11/02
Octubre 2002

**Predicción de Problemas de Crisis y Continuidad
en Empresas Bancarias**

por
Rene Mariaca

Los Ratios de Capital como Predictores de Situaciones de Crisis: Aplicación a la Banca Boliviana

Palabras Clave: Ratios de capital, Predicción de crisis

Resumen: *Con el objetivo de generar un modelo predictor de situaciones de crisis en base a los ratios de capital, se aplicaron las técnicas de Discriminante y Regresión Logística a los ratios de capital de los bancos del sistema bancario boliviano, llegando a la conclusión que los ratios mencionados no permiten generar un modelo predictor que permita antelar situaciones de crisis para el caso boliviano.*

Introducción

La Predicción del Fracaso empresarial y de situaciones de discontinuidad tiene sus trabajos seminales en las investigaciones de Beaver (1966) y Altman (1968); el primero realizó un análisis univariante estudiando en forma separada varios ratios financieros y el valor individual a partir del cual puede considerarse una de situación crítica; por su parte Altman en 1968 propuso un modelo discriminante que vendría a ser conocido como el Z-score; ninguno de los trabajos se centro en el sector bancario.

El empleo de ratios en la determinación adelantada de un periodo crítico de fracaso o discontinuidad, se sustenta en que estas situaciones se caracterizan por un sistemático deterioro de los ratios; sin embargo, no todas las empresas exponen el mismo comportamiento pues se exponen casos en los que el deterioro de estos ratios no muestran un continuo decrecimiento sino movimientos cíclicos con posibles grandes variaciones para concluir en la situación de discontinuidad (Laitinen 1991), estas variaciones en el proceso de discontinuidad conducen a que en el tiempo los pesos de los diferentes ratios empleados e incluso los mismos ratios adquieran mayor o ninguna relevancia, así por ejemplo el modelo z-score de Taffler para 1974 no comprende los mismo cinco ratios que le modelo modificado para 1976, ambos aplicados en Inglaterra (Laitinen 1991)

Un modelo de predicción pone en evidencia la probable situación crítica en camino, permitiendo que se puedan tomar cursos de acción preventivos y correctivos, facilitando e incluso evitando la crisis (Porton y Harmon, 1994), si estas decisiones se toman en un continuum la capacidad predictiva de los modelos parece reducirse conforme la frontera de predicción en el tiempo crece, pues la situación a la que la empresa se enfrenta es diferente. Este razonamiento y el cambio de los ratios empleados en los modelos de Taffler para 1974 y 1976 nos lleva a proponer un análisis referido a un lapso de tiempo de uno y dos años.

En cuanto al sector bancario se refiere, vemos trabajos de tipo predictivo desde Bovenzi (1983), y Martin Daniel (1977) en los cuales se amplía la técnica empleada del modelo “discriminante” para aplicarse un modelo “logit” que expone mejor nivel predictivo; por cuanto estas serán la técnicas que se aplicaran en la segunda parte de la presente investigación, luego de realizarse un relevamiento del estado del arte en modelos predictivos basados en ratios para el sector bancario. Por último se contrastará la hipótesis de estudio extrayendo las conclusiones pertinentes.

La investigación analizará el comportamiento del sistema bancario privado boliviano por un periodo de 10 años (desde 1990 a 2000) en el cual se observan un conjunto de empresas que sufrieron problemas de continuidad siendo en algunos casos adquiridas, quebradas o legalmente intervenidas; en contraparte se observará el comportamiento en condiciones similares de empresas que perduraron en ese periodo. Con los datos de estas empresas se propondrá un modelo de predicción de situaciones de crisis basados en la aplicación de un discriminante y una regresión logística.

1. Pronóstico de Situaciones de Crisis y Continuidad.

Según explica Martín Martín (1986), la crisis “en una empresa u organización, es una situación definitiva y acotada en el tiempo, en la cual los responsables de la misma ven en peligro y amenazados los objetivos o metas que persigue la empresa, con una clara presión temporal para poder tomar soluciones y medidas correctoras y con un desenlace que repercutirá en el futuro de los participantes y de la propia organización”. Por consecuencia el momento de crisis implica la señal de una posible situación de peligro en la continuidad de la empresa.

La situación de crisis implica la antesala al fracaso, situación que algunos autores consideran sinónimo de bancarrota (Poston y Harmon, 1994); sin embargo no implica necesariamente un desenlace de fracaso, pues percibida la situación, los “tomadores de decisiones” tienen la opción de invertir el proceso en marcha en busca de una buena salud para la empresa.

Una situación de fracaso o bancarrota se hace evidente cuando se presentan las siguientes situaciones (Tomas, Amat y Esteve 1999):

- a) Iliquidez: Considerada como la situación financiera en la cual la empresa es incapaz de responder a sus obligaciones al corto plazo.
- b) Insolvencia; es comprendida como la incapacidad de la organización de hacer frentes a sus obligaciones en forma global y en el tiempo.

Por consecuencia la primera posición indica una situación crítica en tanto que la segunda define a la situación de bancarrota cuando la insolvencia se torna definitiva y no reversible.

Es importante mencionar que las condiciones macroeconómicas tienen también un elevado nivel de importancia en el surgimiento de situaciones críticas, (Richardson, Kane y Lobingier, 1998), mas aun en el sector bancario dada su estrecha relación con el economía.

2. Los Ratios como Predictores de Problemas de Continuidad.

Desde los trabajos de Bovenzi (1983) y Martin Daniel (1977) que se sustentaban en el empleo de ratios como predictores de situaciones críticas se han desarrollado nuevas investigaciones que a lo largo de los años han depurado los tipos de ratios que se incluyen en los modelos. Estrella, Park y Peristiani (1999) llegan a la conclusión que los ratios de capital empleados por el Comité de Basilea¹, proveen suficiente información para predecir situaciones de crisis; asimismo que los ratios “simples” proveen información con fiabilidad similar a ratios de orden mas complejo.

Los ratios de “capital” propuestos por el comité de Basilea y estudiados por Estrella, Park y Peristiani (2000) son: a) ratio de Capital-Apalancamiento, b) ratio de Capital-Ingresos brutos y c) ratio de Capital-Ponderación de riesgo. En un horizonte de 1 a 2 años se estableció que en la predicción de situaciones críticas son los ratios de capital-apalancamiento y los de capital-ingresos brutos los que parecen jugar un mejor rol, en tanto que los ratios de capital-ponderación de riesgo en el portafolio de crédito parecen jugar un

¹ El comité de Basilea, de supervisión bancaria se compone por representantes de los países G10, y propone disposiciones de supervisión bancaria internacional, su sede es la ciudad de Basilea.

mejor papel en un plazo de dos o mas años. Procedemos a definir cada uno de estos ratios como exponen los trabajos de Estrella, Park y Peristiani (2000, 1999).

- Ratio de Capital-Apalancamiento, (K/Tat)*: Surge de la relación entre el Capital (sumatoria del total del capital pagado + beneficios retenidos + reservas legales) y el total de activos tangibles², lo denominaremos R1.
- Ratio de Capital-Ingresos brutos, (K/Ib)*: Surge de la relación entre el capital y el total de ingresos brutos de la empresa, añade ingresos financieros e ingresos no financieros, lo denominaremos R2.
- Ratio de Capital-Ponderación de riesgos, (K/CPR)*: Surge de la relación entre el capital y el total del portafolio de créditos multiplicado por su ponderación de riesgo³, lo denominaremos R3.

Ventajas adicionales del empleo de ratios son que permiten anular la influencia del tamaño empresarial y los problemas inflacionarios, pues estos ratios surgen de razones calculadas sobre datos de la misma empresa y del mismo periodo.

Si se considera que los ratios de capital permiten la predicción de situaciones de discontinuidad, (Estrella, Park y Peristiani, 2000, 1999), (Comité de Basilea, 1999), sería factible generar un modelo de regresión logística o discriminante, que permita la predicción de la situación de discontinuidad con un elevado nivel de confiabilidad. De tal forma que planteamos las siguientes hipótesis:

H1: Un modelo Discriminante, basado en ratios de capital, tiene elevado nivel predictor de crisis en la banca boliviana.

H2: Un modelo de Regresión Logística Binaria, basado en ratios de capital, tiene elevado nivel predictor de crisis en la banca boliviana.

Con el objeto de contrastar la hipótesis se recurre al estudio del sistema bancario boliviano sobre los datos de la década de 1990 – 1999. Durante los noventa, el sistema expuso un proceso de asentamiento exponiéndose varios casos de discontinuidad cuyos datos se emplearán en el presente trabajo, para la generación de los modelos previstos:

Tabla 1: Fechas de Incontinuidad de Bancos Bolivianos 1990 –1999

Sistema Boliviano	
Banco	Fecha incontinuidad
BBA	Mayo 98
BHN	Julio 98
CBB	Noviembre 94
BIG	Septiembre 93
BLP	Octubre 98
BPP	Junio 94
BIB	Diciembre 92
BFI	Abril 91
BIN	Dic 97
BSR	1993 (1 año en el mercado)
SBEF 2001	

² Se emplea la traducción literal de “capital leverage ratio”

³ El portafolio ponderado por riesgo surge de la multiplicación del monto de crédito por la ponderación de riesgo que se realiza de la siguiente forma: créditos vigentes o normales 1%, créditos en problema potencial 5%, créditos deficientes 20%, operaciones de dudosa recuperación 50 % y operación perdidas el 100%. Con los montos resultantes se realizan las previsiones de incobrabilidad, los porcentajes mencionados surgen de las disposiciones bancarias vigentes tanto en Bolivia como en el Perú; cada país posee una reglamentación propia para la ponderación de riesgo.

3. Generación del Modelo para la Banca Boliviana.

Para la generación del modelo predictivo se recurrirá a los datos que expusieron las instituciones bancarias correspondientes a un periodo anual previo a la incontinuidad.

Mencionemos que del listado de empresas estudiadas, retiramos al banco BFI, pues sus ratios muestran un comportamiento especialmente diferente pudiendo llevar al modelo a una situación poco útil en cuanto a su representatividad, en forma adicional se ha observado que entre las causas de incontinuidad de este banco figuran factores legales y de índole diferente al normal desempeño de una institución de este tipo; del mismo modo retiramos a la empresa BSR, pues su duración en el mercado corresponde a solo un año, periodo insuficiente para considerar sus datos útiles para el presente estudio.

Tabla 2: Ratios de Capital Estudiados

Bancos Continuos	Un año previo a incontinuidad		
	Ratio 1	Ratio 2	Ratio 3
BBA	0,035	0,630	1,403
BHN	0,026	0,163	0,591
CBB	0,055	0,200	4,471
BIG	0,071	0,515	5,366
BLP	0,669	2,252	6,809
BPP	0,095	0,863	4,631
BIB	0,730	0,223	1,796
BFI	0,931	34,611	12,944
BIN	0,044	0,273	1,560
BSR	Se retira del análisis		
Bancos Incontinuos	Ratio 1	Ratio 2	Ratio 3
BSC	0,073	0,540	1,619
BNB	0,081	0,627	-4,126
BUN	0,096	0,611	6,231
BME	0,088	0,702	5,198
BIS	0,107	0,988	5,702
BGA	0,097	0,661	11,902
BEC	0,096	0,609	4,382
BSO	0,145	0,582	2,485

Como ya se indico los datos de los bancos incontinuos corresponden a un año antes de la situación de crisis, de generarse un modelo con elevado nivel de “predictibilidad” se ampliará el lapso a 2 años previos a la situación de incontinuidad, pues es sabido que a mayor plazo la capacidad predictiva se reduce.

En cuanto a los datos de los bancos continuos se tomaron los del año 1996, selección sujeta a las siguientes condiciones: a) es conocida la continuidad de todas estas empresas durante los siguientes 3 años posteriores, b) las características macroeconómicas expusieron una relativa estabilidad y similaridad durante el lapso de estudio hasta 1999, c) en el caso de los bancos que fueron abiertos en el periodo de estudio, estos contaron con al menos 5 años en el mercado para ser estudiados de forma que contaron con el tiempo suficiente para su asentamiento en el mercado.

Aplicado la técnica de regresión logística binaria se obtuvo el siguiente modelo:

$$-10.274 * R1 + 2,054 * R2 + 0,340 * R3 - 1,485 = \begin{cases} X1=0 \\ X2= \end{cases}$$

Aplicando la técnica de discriminante el modelo obtenido es:

$$-3,425 * R1 + 0,096 * R2 + 0,297 * R3 - 0,792 = \begin{cases} X1=0 \\ \updownarrow \\ X2=1 \end{cases}$$

4. Verificación de los Modelos.

4.1 Verificación del Modelo de Regresión Logística.

Es importante mencionar que entre los bancos continuos el BSC tuvo que enfrentarse, en el año 1998, a una fuerte y abrupta situación en la cual un elevado número de sus depositantes retiraron sus ahorros, posiblemente para 1999 aun queden secuelas de dicho fenómeno, por otra parte el banco BSO posee una estrategia de alto riesgo en su portafolio de créditos, con una cartera altamente atomizada y concentrada en créditos de cuantía reducida.

Los resultados obtenidos indican que ningún caso quedo fuera de análisis, asimismo los resultados arrojados por el ordenador muestran que el ratio de menor significancia en el modelo es el R3, en tanto que el R2 muestra la mayor significancia de los tres.

Tabla 3: Aplicación del Modelo de Regresión Logística a los Ratios Estudiados

Bancos Incontinuos					
-10.274 * R1	2,054 * R2	0,340 * R3	Constante	Resultado	Bancos
-0,360	1,293	0,477	-1,485	-0,075	BBA (vendido)
-0,270	0,335	0,201	-1,485	-1,219	BHN (vendido)
-0,561	0,411	1,520	-1,485	-0,115	CBB (liquidado)
-0,727	1,057	1,824	-1,485	0,669	BIG (liquidado)
-6,875	4,627	2,315	-1,485	-1,419	BLP (vendido)
-0,976	1,772	1,575	-1,485	0,886	BPP (vendido)
-7,505	0,458	0,611	-1,485	-7,921	BIB (liquidado)
-9,560	71,091	4,401	-1,485	64,447	BFI Retirado
-0,450	0,560	0,530	-1,485	-0,844	BIN (liquidado)
Bancos Continuos					
-10.274 * R1	2,054 * R2	0,340 * R3	Constante	Resultado	Bancos
-0,751	1,110	0,550	-1,485	-0,576	BSC
-0,831	1,288	1,403	-1,485	0,375	BNB
-0,984	1,255	2,119	-1,485	0,904	BUN
-0,900	1,442	1,767	-1,485	0,825	BME
-1,100	2,030	1,939	-1,485	1,383	BIS
-0,992	1,357	4,047	-1,485	2,926	BGA
-0,984	1,250	1,490	-1,485	0,271	BEC
-1,492	1,196	0,845	-1,485	-0,936	BSO

* se remarca las empresas cuya predicción no fue adecuada.

La aplicación de la regresión logística permitió predecir la discontinuidad de 6 de los 8 bancos que se expusieron como continuos (75%); en tanto que del total de 8 bancos continuos el modelo expuso que 4 de ellos habrían de incurrir en una situación de discontinuidad, por tanto el modelo predijo el comportamiento en forma adecuada de 10 de los 16 bancos estudiados, equivalente a un 63% de capacidad en predictiva.

4.2 Verificación del Modelo Discriminante.

El modelo predijo la discontinuidad de 7 de los 8 bancos continuos estudiados equivalente a un 87,5%; en tanto que en relación a los bancos continuos indico problemas de continuidad en 4 de los 8 casos, siendo que estos cuatro no expusieron problemas de continuidad (50%); como resultado, el modelo predijo adecuadamente el desenvolvimiento de un total de 11 bancos de los 16 estudiados, equivalente a un 69% de capacidad predictiva.

Es importante mencionar que los bancos vendidos: BBA, BLP, BPP, mostraban índices de desempeño reducido con ingresos reducidos o incluso negativos, durante periodos previos a su venta, situación que los expuso como excelentes objetivos para una Fusión/adquisición.

Al observar los valores de lambda de Wilks, vemos que este asciende a 0,79 mostrando el nivel de pertenencia de las medias, con un nivel de significación del 0,401 para el rechazo de la hipótesis nula en el modelo.

Tabla 4: Aplicación del Modelo Discriminante a los Ratios Estudiados.

Bancos Incontinuos					
-3,425* R1	0,096 R2	0,297 R3	Constante	Resultante	Bancos
-0,120	0,060	0,417	-0,792	-0,435	BBA (vendido)
-0,090	0,016	0,175	-0,792	-0,691	BHN (vendido)
-0,187	0,019	1,328	-0,792	0,368	CBB (liquidado)
-0,242	0,049	1,594	-0,792	0,609	BIG (liquidado)
-2,292	0,216	2,022	-0,792	-0,845	BLP (vendido)
-0,325	0,083	1,375	-0,792	0,341	BPP (vendido)
-2,502	0,021	0,533	-0,792	-2,739	BIB (liquidado)
-3,187	3,323	3,844	-0,792	3,188	BFI Retirado
-0,150	0,026	0,463	-0,792	-0,452	BIN (liquidado)
Bancos Continuos					
-3,425* R1	0,096 R2	0,297 R3	Constante	Resultante	Bancos
-0,250	0,052	0,481	-0,792	-0,510	BSC
-0,277	0,060	1,225	-0,792	0,217	BNB
-0,328	0,059	1,851	-0,792	0,789	BUN
-0,300	0,067	1,544	-0,792	0,519	BME
-0,367	0,095	1,693	-0,792	0,630	BIS
-0,331	0,063	3,535	-0,792	2,475	BGA
-0,328	0,058	1,301	-0,792	0,240	BEC
-0,497	0,056	0,738	-0,792	-0,496	BSO

5. Conclusiones

Como se observo ambos modelos expresan una capacidad predictiva superior al 60%, llama en forma particular la atención que es el modelo discriminante el que muestra un mejor nivel predictor, siendo que en investigaciones anteriores (Estrella, Park, Peristiani; 1999 - 2000) se había dicho que esta era la técnica ofrecía un menor nivel de predicción.

En términos generales consideramos que el nivel mejor de predicción logrado por el modelo discriminante, no ofrece una confiabilidad predictiva lo suficientemente elevada como para constituirse en un parámetro serio para la toma de decisiones. Para mejorar el modelo se proponen dos opciones a) Emplear otra técnica b) Emplear un conjunto de ratios distintos a los propuestos, a partir de la investigación analizadas.

El primer caso debe ser considerado menos útil, pues la validez de las técnicas empleadas viene siendo aplicada desde los trabajos seminales y posteriores (Altman 1968; Beaver 1966; Bovenzi, Marino, Mcfadden 1983; Estrella, Park, Peristiani 1999) y exponen una elevada confiabilidad como tales; en contraparte los ratios de capital empleados a partir de la Acuerdo de Basilea 1988 han venido siendo modificados continuamente por medio de ajustes en las empresa y su patrimonio con el objetivo de encontrarse dentro de los parámetros establecidos, motivo por cual se considera que deben emplearse otro tipo de ratios que de preferencia no corran el riesgo de ser afectados por disposiciones externas a la empresa.

Tabla 5: Nivel de Significancia de los Ratios – Modelo Regresión Logística

Ratio	Significancia
R3	0,273
R1	0,362
R2	0,588
Constante	0,330

Si se concentra la atención en el modelo de regresión logística, se observará que el nivel significancia del ratio 3 es el de menor importancia, en el modelo desarrollado para un lapso de un año; confirmándose lo expuesto en el trabajo de Estrella, Park, Peristiani; 1999) y llegando a la conclusión que la calidad de la cartera comparada con el capital (R3) es de poca utilidad para su análisis en un plazo de un año.

En cuanto al plazo de predicción, no se considera útil generar un modelo para un lapso superior al año, pues ya los modelos planteados ofrecen una confiabilidad reducida en este lapso de tiempo (1 año), y se sabe que a mayor plazo la confiabilidad de los modelos se reduce.

En resumen se llega a la conclusión de rechazo de las dos hipótesis planteadas, pues el mejor modelo “discriminante” logra un 69% de capacidad predictiva, dato que consideramos poco confiable para respaldar la toma de decisión en cuanto a la predicción de la continuidad de una empresa bancaria. Por consecuencia es importante investigar la capacidad predictiva con ratios diferentes.

6. Referencias

- Altman, E. (1968); "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy"; *Journal of Finance*, Vol. 23 (september) pp. 589 – 609.
- Beaver, W. (1966) "Financial Ratios as Predictors of Failure"; *Empirical Research in Accounting: Selected Studies Supplement to Vol 5 Journal of Accounting Research*, pp 71 – 111.
- Bovenzi, J; Marino, J; Mcfadden F; (1983); "Comercial Bank Failure Prediction Models", *Federal Reserve Bank of Atlanta, Economic Review* 68 – November, pp. 27 – 34.
- Comite de Basilea, (1999) "Un Nuevo Marco de Adecuación de Capital", *Documentos de Consulta*, Comité de Basilea, Junio.
- Estrella A., Park s., Peristriani S. (1999); "Capital Ratios and Credit Ratings as Predictors of Bank Failure"; *Federal Reserve Bank of New York*, September.
- Estrella A., Park s., Peristriani S. (2000); "Capital Ratios as Predictors of Bank Failure", *Federal Reserve Bank of Ney York, Economic Policy Review*, Julio, pp.33 - 52
- Laitinen, E.; (1991); "Financial Ratios and Different Failure Processes"; *Journal of Business Finance & Accounting*, 18 (5) September, pp. 649 – 673.
- Martin Daniel (1977); "Early Warning of Bank Failure: Logit Approach"; *Journal of Banking and Finance* 1- November pp. 249 - 276
- Martin Martin; (1986) "El Pronóstico del Fracaso Empresarial", *Publicaciones de la Universidad de Sevilla*
- Poston, Kay; Harmon, W.;(1994); "A Test of Financial Ratios as Predictors of Turnaround Versus Failure Among Financially Distressed Firms"; *Journal of Applied Business Research*; winter 1994, Vol. 10 Issue 1, pp 41 – 60
- Richardson F, Kane, G; Lobingier P. (1998); "The Impact of Recession on the Prediction of Corporate Failure"; *Journal of Business and Finance & Accounting*, No 25 January – March 1998, pp 167 - 186
- SBEF (2000); *Informe gestiones 1995-2001*.
- Tomàs, J. – Amat, O. – Esteve, M. (1999); "Como Analizan las Entidades Financieras a sus Clientes"; *Edit. Gestión 2000*, Barcelona.

Anexos:

1. Salidas de Ordenador para el Modelos de Regresión Logística

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	5,382	6	,496

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1	R1	-10,274	10,541	,950	1	,330	,000
	R2	2,054	3,425	,360	1	,549	7,797
	R3	,340	,312	1,187	1	,276	1,405
	Constant	-1,485	1,483	1,003	1	,317	,226

a Variable(s) entered on step 1: R1, R2, R3.

2. Salidas de ordenador para el modelo de Discriminante

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	,790	2,939	3	,401

Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
R1	-3,425
R2	,096
R3	,297
(Constant)	-,792

Unstandardized coefficients