

# **BANCO CENTRAL DE BOLIVIA**



**Gerencia de Operaciones Internacionales  
Subgerencia de Reservas  
Departamento de Negociaciones de Inversión**

## **DOCUMENTO DE TRABAJO**

### **Aplicación Modelo Altman a la Inversión de Reservas del Banco Central de Bolivia<sup>1</sup>**

Raúl Alberto Ballón Fernández

Agosto 2010

---

<sup>1</sup> El presente documento no necesariamente refleja la visión del BCB y de sus autoridades. Sus conclusiones y/u omisiones son de exclusiva responsabilidad del autor.

## I. Introducción

La crisis financiera desatada durante los años 2007-2009, supuso la quiebra de una de las entidades más importantes de los mercados financieros como Lehman Brothers, poniendo de manifiesto la necesidad de mejorar el monitoreo del riesgo crediticio de las entidades financieras en general. En ese sentido, los modelos de riesgo « in house » o de desarrollo interno permiten construir un soporte a la toma de decisiones que complementen la información dada por las calificadoras de riesgo.

Actualmente, el nivel de reservas internacionales del Banco Central de Bolivia (BCB) sobrepasa los USD 8500 millones y la inversión en contrapartes bancarias con calificaciones de largo plazo mayores a (A) se encuentra autorizada<sup>2</sup>, por lo que se hace necesario contar con el mayor número de herramientas posibles para monitorear y controlar el riesgo crediticio.

La detección temprana de un posible problema de calidad crediticia de una contraparte permitiría entre otros:

- a) Incrementar el control sobre las contrapartes cercanas al límite mínimo de calificación permitido.
- b) Proporcionar mayor información de análisis de riesgo para la toma de decisiones de inversiones.

El control de los límites de riesgo crediticio es llevado a cabo por el Departamento de Control de Inversiones en base a las calificaciones crediticias de la agencia calificadora de riesgo FITCH.

Adicionalmente el Departamento de Negociaciones de Inversión (DNI), realiza su propio seguimiento de riesgo crediticio de las contrapartes de Inversión mediante indicadores de mercado como los Credit Default Swaps (CDS) y mediante el modelo KMV- MERTON, el cual fue desarrollado internamente mediante la aplicación de la teoría de la valoración de opciones (Martinez y Ballon, 2009), ambos tipos de indicadores se basan en las señales provenientes de los mercados financieros.

Con el fin de complementar la información proveniente del modelo KMV-MERTON se pretende utilizar el análisis discriminante (en su variación Logit) en base a ratios financieros con el siguiente objetivo:

---

<sup>2</sup> Según Reglamento para la Administración de las Reservas Internacionales Resolución de Directorio Nro. 78/2010 de 29 de junio de 2010.

- *Determinar una combinación de ratios financieros que permitan la discriminación (diferenciación) entre bancos que se encuentren dentro los límites mínimos crediticios de inversión (Calificación Crediticia A) y bancos que pudiesen encontrarse fuera de los mismos (Calificación Crediticia A-), otorgando una medida cuantitativa a la diferenciación de estos grupos.*

El trabajo estará compuesto de 5 secciones: La primera dedicada a un breve resumen de investigaciones previas, posteriormente se procede a explicar los métodos cuantitativos a ser empleados y las variables utilizadas para luego realizar el análisis discriminante en su variación Logit , finalmente se presentaran las conclusiones del trabajo.

## II. INVESTIGACIONES PREVIAS<sup>3</sup>

La utilización de ratios financieros para la evaluación de empresas o compañías no es nueva. El origen se remonta al análisis univariado de Beaver (1966), donde se procedió a probar el poder explicativo de un ratio financiero y su capacidad de predicción.

Posteriormente el análisis de Beaver fue ampliado al ámbito multivariado Altman (1968) mediante el uso del análisis discriminante, siendo este el punto de partida para el uso de ratios financieros e información contable para la predicción de quiebra de empresas en un principio solo manufactureras, debido al reducido acceso de información de compañías del sistema financiero y las diferentes regulaciones aplicadas a las empresas financieras.

Estudios posteriores como Tafler (1984) y Berstein (1999), sugirieron la clasificación de ratios financieros dentro de cuatro grandes grupos: Rentabilidad, Liquidez, Solvencia y Flujo de Efectivo; empero trabajos posteriores incluyen razones de Apalancamiento, Eficiencia y Productividad considerando así todos los aspectos de una determinada compañía.

La utilización de ratios financieros para la predicción de problemas de calidad crediticia de buen o mal desempeño financiero si bien no es un tema nuevo presenta muchos desafíos para su ajuste.

Se debe mencionar trabajos como el de Haslem y Longbrake (1971) donde se utilizaron 46 ratios financieros y 78 bancos para establecer la alta o baja rentabilidad de los bancos miembros del Federal Reserve System, como también el trabajo de H. Al-Osaimy y Ahmed S. Bamakhramah (2004) con su sistema de detección de alerta temprana para bancos islámicos en base a ratios financieros y Erdogan (2008) para la predicción de quiebras para bancos de Turquía, estos trabajos han demostrado que la utilización del análisis discriminante en base a ratios financieros es aplicable a la industria bancaria, aunque con un numero de ratios mucho menor a los utilizados por el primer estudio mencionado.

---

<sup>3</sup> Véase Ibarra (2009).

La aplicación de este tipo de estudios en el ámbito latinoamericano y boliviano no ha sido muy difundida pudiéndose destacar en el primer caso el estudio de Dabós (1996) para la medición del riesgo de incumplimiento de los bancos cooperativos en Argentina, y en el segundo caso el trabajo de Mariaca (2002) para la predicción de crisis y continuidad de empresas bancarias.

El presente trabajo pretende utilizar los estudios Erdogan y H. Al-Osaimy con el objeto de establecer un análisis discriminante en su extensión Logit, para la distinción de bancos que se encuentran dentro de los límites mínimos de inversión crediticia para la inversión de las Reservas Internacionales (A) y aquellos que se encuentran fuera de los límites (A-).

Tal procedimiento permitirá asignar una medida cuantitativa a las calificaciones crediticias (mediciones cualitativas) que permita distinguir entre contrapartes que pudiesen salir del rango de inversión o se encuentren cerca del mismo.

La principal desventaja de una medida cualitativa ordenada (rating) es que asume que un agente posicionado en el ranking  $p$  se encuentra cualitativamente equidistante de las posiciones  $p+1$  y  $p-1$ . El score o la probabilidad del mismo obtenido por el análisis discriminante y/o sus variaciones Logit se constituyen en medidas cuantitativas (métrica) sobre un rango continuo de valores.

Gracias a esta característica es posible otorgar métrica continua al agente calificado en la posición  $p$  y así poder medir su distancia relativa a los scores de las posiciones  $p+1$  y  $p-1$ . Así un agente en la posición  $p$  puede encontrarse mucho más cerca de un ranking  $p-1$  que del  $p+1$  y viceversa.

### III. ANALISIS DISCRIMINANTE MULTIPLE<sup>4</sup> Y REGRESION LOGISTICA

El análisis discriminante y su extensión al análisis discriminante múltiple (MDA en inglés), a pesar de no ser tan populares como el análisis de regresión, han sido utilizados desde la década de 1930 en las ciencias biológicas y de comportamiento.

Se trata de una técnica de análisis de dependencia que busca asignar un valor métrico (en base a variables exógenas) a una variable que es de tipo cualitativo; al mismo tiempo puede ser descrita como una técnica de clasificación que permite comprender las diferencias entre grupos.

Este tipo de análisis puede ser utilizado de 2 formas:

- a) Descriptiva: Buscando establecer un criterio de distinción entre grupos en base a la observación de ciertas variables.
- b) Predictiva: Si el objetivo es clasificar determinados individuos sobre la base de variables dependientes.

Alternativamente, la combinación de las dos formas de análisis discriminante también puede ser utilizada, estableciéndose en primer lugar un criterio de distinción para después clasificar individuos en base al criterio elegido.

Formalmente el análisis discriminante busca una función:

$$B(x)_k = f(x_1, x_2, \dots, x_p) \quad (1)$$

$$k \geq 2$$

Donde:  $B(x)$  es una combinación lineal de  $p$  variables exógenas, de tal manera que esta función logre una discriminación (distinción) perfecta entre  $k$  grupos es decir:

$$B(x)_k = a'x = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_px_p \quad (2)$$

La desventaja de este tipo de análisis es que supone una distribución normal multivariada para las variables explicativas, supuesto que es bastante difícil de encontrar en la realidad.

Con el objeto de superar este hecho una variante del análisis discriminante es la utilización de las regresiones logísticas. Se busca obtener una relación funcional mediante la transformación de una variable cualitativa llamada Logit y un vector de variables predictivas mismas que pueden ser cualitativas o cuantitativas.

---

<sup>4</sup> Joy y Tollefson (1975) presentan un detalle matemático completo sobre el análisis discriminante y su aplicación en el ámbito financiero.

Así se tiene que  $B(X)$  es un modelo de clasificación tal cual es especificado por el análisis discriminante, y el modelo de Regresión Logística es descrito por la siguiente fórmula:

$$P(X) = \frac{1}{1 + e^{-B(X)}} \quad (3)$$

Por lo que si  $P(X) < c$  entonces el individuo sujeto de estudio (Banco) es clasificado como 0, caso contrario será clasificado como 1. Como se observa la regresión logística usa una distribución diferente a la normal propuesta implícitamente en el análisis discriminante

En este caso  $c$  representa el punto de quiebre o umbral para la distinción entre los diferentes grupos observados, es la diferenciación entre el grupo 0 y el grupo denominado como 1 este valor es generalmente tomado como 0.5 en la literatura de acuerdo a Erdogan (2008)<sup>5</sup>.

A diferencia del análisis discriminante donde se tendrían 2 combinaciones lineales (una para cada grupo) y una final sobre la base de las cuales se obtendría el punto de corte o umbral de distinción entre ambos grupos, la extensión logística solo presentara una combinación lineal.

#### IV. DATOS Y VARIABLES

Como se indico anteriormente, el trabajo pretende dar una mediada métrica a una variable cualitativa como es el caso de la calificación de riesgo crediticio de las contrapartes que se encuentren dentro y fuera del límite crediticio establecido en el reglamento de inversión de reservas.

Para el análisis de las instituciones bancarias se consideraron 2 tipos de calificaciones, en primer lugar la calificación mínima requerida de A y la segunda la calificación inmediatamente inferior de A- que se encuentra fuera del reglamento de inversión, dentro de los mercados desarrollados de acuerdo a FITCH.

La fuente de información contable para estas instituciones fue Bloomberg durante el periodo 2008-2009, pudiéndose obtener 50<sup>6</sup> bancos con información relevante para el análisis sin embargo debido a que 3 de esos bancos se encuentra en la lista autorizada para la inversión de reservas solo se utilizaron 47 bancos (Anexo 1.), lo que dentro de los 2 años de evaluación significan un total de 94 observaciones.

En cuanto a las variables explicativas, se siguió la metodología utilizada por AL- Osamy y S. Bamakhramah (2004) basados en criterios de representación de la industria bancaria referidos a Liquidez, Productividad, Riesgo y Endeudamiento entre los más importantes.

---

<sup>5</sup> El mismo autor establece que en el caso de mercados emergentes el valor de corte debería ser ampliado a 0.8 debido a la escasez de información proveniente de los bancos.

<sup>6</sup> El número total de bancos filtrados de acuerdo a Fitch entre A y A- fue de 102 sin embargo los datos públicos y la información relevante en Bloomberg para el análisis solo se encontraba disponible para 50 bancos.

A continuación se presenta un resumen de las variables utilizadas así como su clasificación dentro del análisis (Cuadro N°1) para posteriormente dar una explicación de la medición.

<b>Cuadro N° 1 : Ratios Financieros</b>	
<b>Variable Explicativa</b>	<b>Ratios Financieros</b>
<b>Ratio Financiero (Ri)</b>	<b>AL- Osamy y S. Bamakhramah (2004)</b>
R1	Ingreso Total / Activos
R2	Total Ingreso / Gastos generales y Administrativos
R3	Provisiones / Activos
R4	Efectivo / Depositos
R5	Deuda / patrimonio
R6	Beneficio Neto / Activos
D0809	Variable Dicotomica Temporal

Donde:

R1: Es una representación de la productividad del Banco

R2: Busca medir la fuente principal de sus ingresos

R3: Mide la eficiencia Operacional del Banco

R4: Mide la liquidez de la institución

R5: Grado de apalancamiento Institucional

R6: Representando la rentabilidad del banco

Se debe aclarar que se introdujo la variable dicotómica D0809 para capturar el posible efecto temporal de la utilización de 2 años de datos tomando los siguientes valores

$$D0809 = 0 \Rightarrow 2008$$

$$D0809 = 1 \Rightarrow 2009$$

## V. ESTIMACIONES <sup>7</sup>

Antes de proceder a la estimación logística se debe aclarar el significado de la codificación de la variable Logit:

Cuadro N° 2: Clasificación Variables		
Calif. Crediticia	Clasificación	Interpretación
A	0	En Lineamientos
A-	1	Fuera de Lineamientos

Como se observa se tienen dos grupos de interés: En lineamientos con una calificación de A y fuera de lineamientos con una calificación de A-, se trata de dos calificaciones adyacentes que se pueden englobar dentro de la categoría general A, por lo que la diferencia entre ambas categorías debería ser mínima.

Sin embargo, dado que se tiene un umbral mínimo de inversión resulta interesante el observar el comportamiento de ambos grupos con la finalidad de poder obtener una distinción entre ambos que pueda decir si un determinado banco A (En Lineamientos) se encuentra más cerca del grupo A- (Fuera de Lineamientos).

En base a los índices anteriormente presentados, se procedió a estimar la función logística para los bancos con información disponible<sup>8</sup>, para ello se utilizó información de los estados financieros al fines de la gestiones 2008-2009.

Cuadro N° 3: Casos Procesados		
Resumen de Casos Procesados	Número de Casos	Porcentaje
Casos (A)	58	62
Casos (A-)	36	38
Casos no Seleccionados	0	0
Total de Casos Incluidos	94	100

La muestra de 94 datos está compuesta mayoritariamente por bancos con una calificación A la cual representa el 62% de la muestra el restante 38% corresponde a bancos A-, la clasificación de no seleccionados corresponde al software utilizado e indica la presencia de observaciones

<sup>7</sup> El software utilizado en las estimaciones fue SPSS versión 13.

<sup>8</sup> La fuente de información fue Bloomberg, solo se obtuvo información para 47 bancos debido a la disponibilidad de datos para las gestiones 2008-2009, así el número total de observaciones alcanzo a 94.



sin poder ser incluidas en el análisis; por lo que toda la muestra fue introducida correctamente al sistema.

Se realizaron cuatro regresiones logísticas considerando los 2 grupos de estudio, los resultados de las regresiones son presentados a continuación (Cuadro N° 4), la evaluación se realiza tanto en términos de significación individual de las variables, ajuste del modelo y significación conjunta de las variables.

Cuadro N° 4: Regresiones Logísticas									
Modelo - P. Value	R1	R2	R3	R4	R5	R6	D0809	Constante	Ajuste Total Modelo
Modelo 1	-0.76	-2.31	2.29	-1.67	1.15	1.04	0.12	-1.17	78%
P Value	0.14	0.10	0.00	0.05	0.03	0.05	0.82	0.03	
Modelo 2	-	-2.65	1.69	-1.39	1.20	0.52	-	-1.00	75%
P Value	-	0.09	0.00	0.06	0.03	0.17	-	0.04	
Modelo 3	-	-2.66	1.69	-1.39	1.21	0.51	0.04	-1.02	75%
P Value	-	0.09	0.00	0.06	0.03	0.17	0.94	0.06	
Modelo 4	-0.75	-2.30	2.28	-1.66	1.15	1.03	-	-1.11	79%
P Value	0.14	0.10	0.00	0.05	0.03	0.05	-	0.02	

El Modelo 1, considera todas las variables seleccionadas como se observa, todas las variables con excepción de R1 y D0809 son no significativas al 90% y 95%, este modelo presenta un ajuste total de 78% es decir que el modelo logra diferenciar correctamente entre los dos grupos en el 78% de los casos.

Con el objeto de observar tanto la variación en la significación de los coeficientes como en el ajuste total del modelo, los siguientes tres modelos presentan la exclusión de las variables no significativas en el Modelo 1, en el caso del Modelo 2 se excluyen todas las variables no significativas, el Modelo 3 excluye solo R1, mientras que el Modelo 4 excluye D0809.

En los casos de los Modelos 2 y 3 la exclusión de las variables no mejora el ajuste total del modelo alcanzándose el 75% de éxito de diferenciación entre ambos grupos, y la significación de la variable R6 se ve reducida notablemente.

El Modelo 4 parece indicar que la inclusión de la variable temporal no tiene mayor efecto sobre la diferenciación de los grupos, el ajuste con relación al Modelo 1 mejora de manera marginal en 1% alcanzándose el 79% de éxito en la diferenciación.

Los resultados de la evaluación del poder explicativo conjunta de las variables seleccionadas y sus niveles de significación son presentados en el Cuadro N° 5.

<b>Cuadro N° 5: Test Conjunto</b>		
<b>Resultados</b>		
<b>Test Omnibus</b>		
<b>Modelo</b>	<b>Chi- Cuadrado</b>	<b>P Value</b>
<b>Modelo 1</b>	35.249	0.000
<b>Modelo 2</b>	32.841	0.000
<b>Modelo 3</b>	32.847	0.000
<b>Modelo 4</b>	35.197	0.000

Si bien el análisis de significación individual es deseable, la potencia conjunta de los resultados es la variable más importante a la hora de analizar el poder explicativo de un modelo; en este sentido los resultados del Test Omnibus<sup>9</sup> nos permiten observar que todos los modelos son capaces de explicar la variable Logit, es decir que logran discernir de una manera apropiada las diferencias entre grupos utilizando las variables explicativas mencionadas anteriormente.

Tomando en cuenta tanto la significación individual, significación conjunta de las variables los y especialmente el ajuste total del modelo, los modelos 1 y 4 son los que presentan una discriminación entre grupos cercana al 80% en general, a continuación se presenta un resumen de las probabilidades clasificación por grupos de estos dos modelos (Cuadro N° 6).

<b>Cuadro N° 6: Ajuste</b>			
<b>Modelo 1</b>			
<b>Grupo Observado</b>	<b>Grupo Predicado</b>		<b>Porcentaje Aciertos</b>
	<b>A (En lineamientos)</b>	<b>A- (Fuera de Lineamientos)</b>	
<i>0 = A (En lineamientos)</i>	51	7	88%
<i>1 = A (Fuera de Lineamientos)</i>	14	22	61%
<b>Modelo 4</b>			
<b>Grupo Observado</b>	<b>Grupo Predicado</b>		<b>Porcentaje Aciertos</b>
	<b>A (En lineamientos)</b>	<b>A- (Fuera de Lineamientos)</b>	
<i>0 = A (En lineamientos)</i>	52	6	90%
<i>1 = A (Fuera de Lineamientos)</i>	14	22	61%

<sup>9</sup> El Test ómnibus es un test de significación conjunta que mide la capacidad de predicción de un determinado modelo de clasificación sin importar la significación individual del modelo.

Ambos modelos presentan una alta probabilidad de clasificar un banco con categoría A en la categoría correcta, en el caso del Modelo 1 solo se habrían clasificado mal 7 bancos mientras que en el Modelo 4 solo se clasifican mal 6 bancos, en el primer caso el ajuste para este grupo es de 88%, mientras que en el segundo caso se alcanza el 90%.

En el caso de la clasificación del segundo grupo, el ajuste es regular y en ambos casos no supera el 61% indicando que el modelo tiene una mayor probabilidad de clasificar un banco fuera de lineamientos como si estuviera en lineamientos, sin embargo y tal como se mencionó anteriormente el ajuste general de ambos modelos es cercano al 80%.

Si bien el ajuste del segundo grupo no es alto, se debe aclarar que el interés de este trabajo es ver cuán cerca del umbral de distinción se encuentra un banco aprobado para invertir con la calificación mínima de A, por lo que el ajuste de distinción del primer grupo debe ser el aspecto más importante a ser considerado.

A continuación, se presentan los resultados para los Modelos 1 y 4 para 3 bancos fuera de la muestra, estos bancos a su vez se encuentran en la lista para la inversión de las Reservas internacionales del BCB, los resultados se observan en el Cuadro N°7.

<b>Cuadro N° 7: Modelos Seleccionados</b>						
<b>Modelo 1</b>						
<b>Banco</b>	<b>2008</b>			<b>2009</b>		
	<b>P(Logit)</b>	<b>Clasificacion Grupo</b>	<b>Diferencia - Umbral</b>	<b>P(Logit)</b>	<b>Grupo</b>	<b>Diferencia - Umbral</b>
Bank of Tokyo-Mitsubishi UFJ	0.26	0	-0.24	0.30	0	-0.20
Norddeutsche Landesbank Girozentrale	0.02	0	-0.48	0.07	0	-0.43
Sumitomo Mitsui Banking Corporation	0.21	0	-0.29	0.42	0	-0.08
<b>Modelo 4</b>						
<b>Banco</b>	<b>2008</b>			<b>2009</b>		
	<b>P(Logit)</b>	<b>Clasificacion Grupo</b>	<b>Diferencia - Umbral</b>	<b>P(Logit)</b>	<b>Grupo</b>	<b>Diferencia - Umbral</b>
Bank of Tokyo-Mitsubishi UFJ	0.25	0	-0.25	0.31	0	-0.19
Norddeutsche Landesbank Girozentrale	0.02	0	-0.48	0.08	0	-0.42
Sumitomo Mitsui Banking Corporation	0.20	0	-0.30	0.43	0	-0.07

Con los coeficientes estimados en los ambos modelos, los tres bancos son clasificados en el grupo 0 o dentro del grupo de bancos que cumplen con los lineamientos de inversión iniciando la gestión 2010 con un ajuste cercano al 90%, siendo las diferencias en las probabilidades de la variable Logit mínimas.

En cuanto a la diferencia con el umbral de clasificación, el banco que presentaría una probabilidad menor de salir del grupo en lineamientos es Norddeutsche Landesbank Girozentrale, seguido por Bank of Tokyo-Mitsubishi UFJ ambos con probabilidades estables en las dos gestiones, mientras que se observa una reducción significativa en la diferencia con el umbral para el Sumitomo Mitsui Banking Corporation en la gestión 2010.

## **VI. CONCLUSIONES**

De acuerdo a una muestra de 47 bancos para las gestiones 2008 y 2009 con un total de 94 observaciones se procedió a realizar un análisis discriminante con una variante Logit en la ecuación de compartimiento; para este objetivo los grupos seleccionados fueron los correspondientes a bancos con una calificación mínima de A y bancos fuera de lineamientos de inversión con una calificación A- de acuerdo al Reglamento para la Inversión de las Reservas Internacionales del BCB tomando como fuente de información la agencia calificadora de riesgo Fitch para la clasificación como bancos y calificaciones crediticias.

Para la estimación del modelo se tomó como base las investigaciones de AL- Osamy y S. Bamakhramah (2004) y Erdogan (2008), utilizándose ratios relacionados con la liquidez, apalancamiento, eficiencia y productividad, añadiéndose una variable temporal para tratar de capturar un posible efecto temporal de las dos gestiones.

En cuanto a la significación individual del primer modelo se observó que las variables R1 y D0809 eran no significativas por lo que se procedió a excluir del análisis estas dos variables tanto en forma conjunta como individual generándose 3 modelos adicionales.

Posteriormente el análisis de la significación conjunta de los 4 modelos indicó que todos lograban diferenciar entre los grupos de análisis, sin embargo el Modelo 1 con todas las variables y el Modelo 4 con la exclusión de la variable temporal fueron los que mayor ajuste total presentaban (78% y 79% respectivamente) por lo que seleccionaron ambos modelos para realizar un análisis de clasificación dentro de la muestra.

El análisis de clasificación entre grupos para ambos modelos sugiere un buen desempeño para la distinción de bancos que se pudiesen encontrar dentro del grupo de contrapartes elegibles para la inversión de reservas del BCB el ajuste del Modelo 1 es de 88% mientras que el ajuste del Modelo 4 es del 90%.

Para observar el comportamiento fuera de la muestra seleccionada se procedió a observar los resultados de ambos modelos con relación a 3 bancos que pertenecen a la lista autorizada para la inversión de las Reservas del BCB, los resultados de ambos modelos indican que a comienzos de la gestión 2010 los 3 bancos se encontraban por debajo del umbral de pertenencia al grupo fuera de

lineamientos, sin embargo la diferencia del Sumitomo Mitsui Banking Corporation disminuyó significativamente entre las gestiones 2008 y 2009.

Este tipo de modelo podría ser una herramienta útil en el caso de incertidumbre en relación a la calificación de una determinada contraparte que se encontrase en el límite mínimo de calificación crediticia.

Para concluir, se debe decir que este tipo de modelos requieren una gran cantidad de información pública disponible por lo que en muchas ocasiones no es posible realizar el cálculo, adicionalmente futuras investigaciones podrían enriquecer el análisis incluyendo mayor número de ratios financieros así como la utilización de estados financieros trimestrales esto con la finalidad de mejorar el control y monitoreo de las contrapartes.

## Referencias Bibliográficas

BEAVER, W. (1966). "Financial Ratios as Predictors of Failure"; Empirical Research in Accounting: Selected Studies Suplemen, Vol. 5 Journal of Accounting Research, pp. 71 – 111.

ALTMAN E. (1968). "Financial Ratios, Discriminate Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy" Journal of Finance. Vol. 23, N° 4, pp. 589 – 609.

HASLEM J. Y LONGBRAKE W. (1971). "A Discriminant Analysis of Commercial Bank Profitability, The Quarterly Review of Economics and Business, Autumn, Vol. 11, N° 3, pp. 39-47.

JOY M. Y TOLLEFSON J. (1975). "On the Financial Applications of Discriminant Analysis", The Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol. 10, No. 5, pp. 723-739.

TAFLEER R. (1984). "Empirical Models for The Monitoring of U.K. Corporations", Journal of Banking and Finance, 199-227.

DABÓS M. (1996). "Crisis Bancaria y Medición del Riesgo de Default: Métodos y el caso de los Bancos Cooperativos en Argentina" Universidad de San Andrés, Victoria-Argentina.

BERNSTEIN L. A. (1999). "Financial Statement Analisys Theory", Edit. Mc Graw Hill Inc. USA.

MARIACA R. (2002). "Predicción de Problemas de Crisis y Continuidad en Empresas Bancarias", Instituto de Investigaciones Socio Económicas, Documento de Trabajo N° 11/02 Octubre 2002, La Paz- Bolivia.

H. AL-OSAIMY Y AHMED S. BAMAKHRAMAH (2004). "An Early Warning System for Islamic Banks Performance" Islamic Research Centre, Vol. 17 N° 1, pp. 3-14.

ERDOGAN B. E. (2008). "Bankruptcy Prediction of Turkish Commercial Banks Using Financial Ratios" Applied Mathematical Sciences, Vol. 2, 2008, N° 60, pp. 2973 – 2982.

IBARRA A. (2009). "Desarrollo del Análisis Factorial Multivariable Aplicado al Análisis Financiero Actual", Fundación Universitaria Tecnológico de COMFENALCO, Colombia.

MARTINEZ O., BALLON R. (2009). "Medición del Riesgo Crediticio en contrapartes bancarias de las Reservas Internacionales del Banco Central de Bolivia".

**ANEXO 1: Bancos Utilizados – Calificación Crediticia Según Fitch**

Calificación Crediticia (A)	
Banca Carige	EUROHYPO AG
Banca Monte dei Paschi di Siena SpA	Erste Group Bank AG
Banca Popolare di Sondrio	HSH Nordbank AG
Banco de Sabadell	KBC Group
Banco di Desio e della Brianza	Mizuho Financial Group
Bank of Yokohama	Mizuho Trust & Banking
Bremer Landesbank Kreditanstalt Oldenburg - Girozentrale	Morgan Stanley
Caja de Ahorros de Asturias (Cajastur)	Oesterreichische Volksbanken Aktiengesellschaft
Caja de Ahorros de Vitoria y Alava (Caja Vital)	Raiffeisen Zentralbank Oesterreich
Charles Schwab Corporation	Sumitomo Mitsui Financial Group
Chiba Bank	Sumitomo Trust & Banking Company
Close Brothers Group	UniCredit Bank Austria AG
Close Brothers Limited	UniCredit S.p.A.
Comerica Incorporated	Westamerica Bancorporation
Credem - Credito Emiliano S.p.A.	-

**ANEXO 1: Bancos Utilizados – Calificación Crediticia según Fitch**

Calificación Crediticia (A-)	
Aareal Bank AG	Fulton Financial Corporation
Allied Irish Banks, p.l.c.	Joyo Bank
BOK Financial Corp.	KeyCorp
Bank of Hawaii Corp	M&T Bank Corporation
Capital One Financial Corporation	People's United Financial, Inc.
City National Corporation	Suruga Bank Ltd.
Cullen/Frost Bankers, Inc.	TCF Financial Corporation
Cullen/Frost Bankers, Inc.	Trustmark Corporation
FirstMerit Corporation	WestLB AG