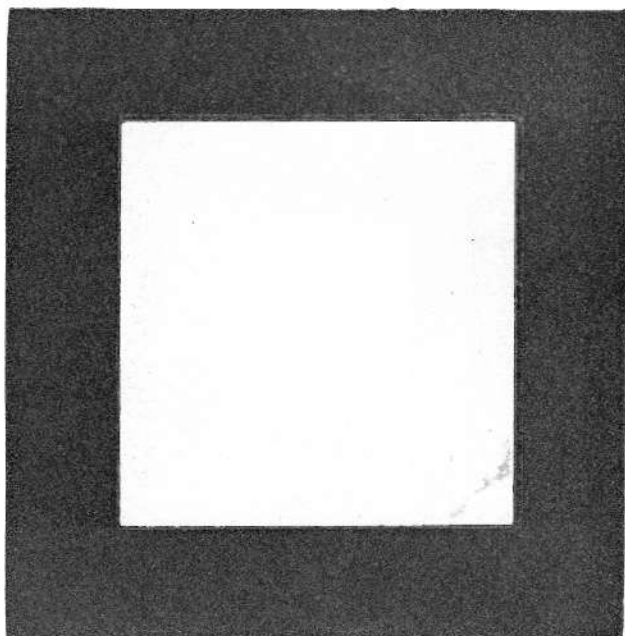


BANCO CENTRAL DEL URUGUAY



SELECCION DE TEMAS

UN MODELO MULTIVARIANTE PARA PREDECIR
SERIOS PROBLEMAS FINANCIEROS EN EMPRESAS.
EL CASO URUGUAYO

No. 24

AÑO 1984

UN MODELO MULTIVARIANTE PARA PREDECIR
SERIOS PROBLEMAS FINANCIEROS EN EMPRESAS.
EL CASO URUGUAYO

Ricardo Pascale

Profesor Titular de Finanzas de
Empresas. Universidad de la Re-
pública, Montevideo, Uruguay.

PROPOSITO DE " SELECCION DE TEMAS "

"SELECCION DE TEMAS" tiene por fin dar a conocimiento de los estudiosos de la materia económica, aquellos - trabajos e investigaciones que dentro del área de sus competencias, revistan un especial interés, ya se trate de estudios realizados por el propio Banco, por funcionarios de la Institución o simplemente trabajos que por su particular contenido merezcan ser difundidos. En los dos últimos casos, la publicación de los trabajos no implica que necesariamente el Banco Central comparta total o parcialmente los juicios y opiniones vertidos en los mismos.

S U M A R I O

Pág.

Capítulo I.- Introducción	1
Capítulo II.- El análisis discriminante multi- variante - Elementos	3
Capítulo III.- Desarrollo del Modelo	6
Capítulo IV.- Resultados empíricos	13
Capítulo V.- Algunas aplicaciones y consideraciones finales	18

UN MODELO MULTIVARIANTE PARA PREDECIR SERIOS PROBLEMAS
FINANCIEROS EN EMPRESAS. El caso uruguayo *

I. INTRODUCCION

En el mundo académico, la utilidad del uso del tradicional análisis de ratios, en la evaluación de la situación de las empresas, ha venido siendo motivo de críticas.

El análisis tradicional de ratios distinguiendo por ej. entre ratios de liquidez, endeudamiento, rentabilidad, actividad, etc. se ha efectuado al margen de un contexto bien definido de teoría de toma de decisiones. La crítica más importante deriva del hecho que el mismo, no se ha acompasado a los desarrollos que en algunos campos iban teniendo la economía y las finanzas.

En el moderno análisis financiero, se insiste en que las técnicas de análisis financieros, como el caso de los ratios, se inserten en un marco de modelos decisorios.

* El autor desea expresar su agradecimiento al Banco Central del Uruguay en base a cuya colaboración se pudo efectuar la investigación, así como su reconocimiento al Prof. Cr. Ariel Davrieux, por sus valiosos comentarios en aspectos estadísticos, a la Cra. Margarita Roldós por su asistencia durante la realización del trabajo y al Ing. Jorge Faral por su colaboración en las tareas de computación. La responsabilidad por el trabajo, como es habitual, es del autor.

Por tanto, una diferencia sustantiva entre el enfoque tradicional y moderno es que, en el primero el análisis se efectúa sin un contexto bien definido de teoría decisoria, lo que busca el segundo.

En esta línea de pensamiento, se vienen desarrollando esfuerzos por introducir el análisis de ratios, entre otras aplicaciones, dentro del modelo de predicción de las ganancias de las empresas, el crecimiento de éstas y la constitución de portafolios eficientes.

Un área donde se ha desarrollado el enfoque moderno, es en cuanto a la predicción de serios problemas financieros en las firmas, caso en el cual se han utilizado los ratios insertados en técnicas estadísticas multivariantes, como el caso del análisis discriminante.

El análisis estadístico multivariante tiene relación con datos que se obtienen de diversas dimensiones de una misma empresa, o en otros temas por ej. de un mismo individuo.

En la aplicación de predecir serios problemas financieros, el análisis multivariante, del tipo discriminante, busca de resolver, cuando se está en presencia de una nueva observación, a cual de las poblaciones definidas a priori debe ser asignada en forma óptima.

El rasgo más significativo de este análisis discriminante multivariante es la consideración simultánea de diversos indicadores en el proceso de predicción. Estos indicadores aparecen adecuadamente ponderados, conforme a la técnica, de forma de obtener un índice general. Según el resultado que arroje el índice, aplicado a un caso concreto, nos brinda un elemento para clasificar, el caso estudiado, dentro de uno de los grupos definidos a priori.

El objetivo de este trabajo es desarrollar y analizar la aplicabilidad, para el caso de Uruguay, de un modelo multivariante para clasificar y predecir serios problemas financieros en empresas manufactureras.

El tema de la predicción de problemas financieros, a través del análisis discriminante multivariante, ha venido siendo objeto de amplio tratamiento en diversos países.

El trabajo pionero en el tema se debe a Edward Altman (1968) que desarrolló el primer modelo en Estados Unidos para predecir bancarrota de firmas manufactureras. En el mismo país pueden encontrarse entre otros, los trabajos de Edmister (1972) para pequeñas empresas, Deakin (1972) para manufactureras, Meyer y Pifer (1970) para bancos, Sinkey (1975) bancos, Altman y Lorris (1976) para operadores de bolsas, Altman, Haldeman y Narayanan (1977) manufactura y minoristas y Altman (1977) para asociaciones de ahorro y préstamo.

Asimismo, en Gran Bretaña, se encuentran los trabajos de Taffler (1977), en Francia, Altman, Margaine, Scholsser y Vernimmen (1973) así como en otros países de Europa (Italia, Noruega, Finlandia, Alemania) se encuentran trabajos de análisis discriminante para predecir bancarrota de firmas.

En Brasil, están los trabajos de Kanitz (1974) y de Altman, Baiçya y Ribeiro Días (1977), como ejemplo de modelos para países de menor desarrollo.

El presente trabajo está dividido en varias secciones.

En la sección II, se desarrollan algunos elementos acerca de la teoría de análisis discriminante multivariante.

La sección III se destina al desarrollo del modelo obtenido, en tanto que la IV, se orienta a los resultados empíricos, el valor crítico del modelo, significación y resultados de la clasificación y aplicación de algunos tests de validación.

La sección V, se destina a repasar algunas aplicaciones del modelo y a efectuar las consideraciones finales.

II. EL ANALISIS DISCRIMINANTE MULTIVARIANTE - ELEMENTOS

El análisis discriminante es una técnica estadística multivariante a través de la cual, dependiendo de sus características individuales, se clasifica una observación en uno de los varios grupos definidos a priori.

Esta técnica, ha sido utilizada en muchos campos del conocimiento a partir de su primer uso por Ronald A. Fisher (1936) y ha recibido, luego de un comienzo en la biología y ciencias del comportamiento, una creciente aplicación recientemente, en finanzas y economía.

En el caso de esta investigación, se trabaja con dos grupos: empresas que han tenido serios problemas financieros como insolvencia (CPF) y empresas que no presentan problemas de insolvencia (SPF). Se supone que el comportamiento financiero de una firma está asociado a ciertos atributos observados. De esta forma, los resultados obtenidos pueden utilizarse a efectos de predecir.

Trabajando con las características de cada uno de los grupos o poblaciones, se llega a determinar una combinación de las mismas, en nuestro caso de tipo lineal, que es la que "mejor discrimina" entre aquellas poblaciones. La idea de "mejor" debe interpretarse que bajo el método se maximiza la separación entre las poblaciones.

A estas características, a través del método, se le asignan adecuadas ponderaciones a efectos de establecer una única medida.

Ante un caso concreto, tomando las ponderaciones obtenidas y utilizando las características del caso tratado se llega a determinar un valor de su índice. Según sea este valor, la empresa se clasifica en un grupo o en el otro.

El análisis discriminante multivariante supone que las poblaciones siguen una distribución normal con diferentes vectores de medias aritméticas μ_1 y μ_2 pero con igual matriz de covarianzas Σ .

Dado que se trabaja con una muestra de esas poblaciones, a partir de ellas se puede determinar los vectores de medias de la muestra \bar{X}_1 y \bar{X}_2 y la matriz de covarianza estimada, S .

Considerando dos supuestos, que la probabilidad a priori de una observación de pertenecer a una u otra población es la misma y, que los costos de incurrir en un error de asignar un caso a una población no correcta es igual que el cometido en el sentido opuesto, se minimiza la probabilidad de equivocarse en asignar un caso a la población CPF si es mayor la probabilidad (la densidad de probabilidad) de que esa observación pertenezca a esa población que a la otra.

Si $f_1(\mathbf{X})$ y $f_2(\mathbf{X})$ son las funciones de densidad en un espacio K dimensional, el criterio expuesto se puede establecer como:

a: Asignar un caso observado a la población 1, si $\frac{f_1(\mathbf{X})}{f_2(\mathbf{X})} > 1$, y

b: Asignar un caso observado a la población 2, si $\frac{f_1(\mathbf{X})}{f_2(\mathbf{X})} < 1$.

A partir de las muestras, sabiendo que son funciones de densidad multinormales de K dimensiones se llega al estadístico:

$$W = \mathbf{x}' \mathbf{S}^{-1} (\bar{\mathbf{x}}_1 - \bar{\mathbf{x}}_2) - 1/2 (\bar{\mathbf{x}}_1 + \bar{\mathbf{x}}_2)' \mathbf{S}^{-1} (\bar{\mathbf{x}}_1 - \bar{\mathbf{x}}_2)$$

a partir del cual una nueva observación se asigna a la población 1 toda vez que $W > 0$ y a la población 2 cuando $W < 0$ 1/.

Puede observarse que W está formado por dos términos. El segundo de ellos que podemos denotar como a_0 , no depende del valor determinado para un caso particular de \mathbf{X} observado, el mismo está compuesto por la varianza común \mathbf{S} y los vectores de medias $\bar{\mathbf{x}}_1$ y $\bar{\mathbf{x}}_2$.

El primer término constituye una combinación de tipo lineal del vector \mathbf{X} , la que puede exponerse como:

$$a_1 X_1 + a_2 X_2 + a_3 X_3 + \dots + a_K X_K$$

La función discriminante incluyendo el término constante puede establecerse como:

$$W = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + a_3 X_3 + \dots + a_K X_K$$

1/ W es conocido como el estadístico de clasificación de Wald-Anderson por los trabajos de (1944) y (1951) respectivamente. Una visión amplia sobre análisis discriminante multivariante puede encontrarse en Morrison (1976) y comentarios sobre sus limitaciones en Eisenbeis (1977).

donde:

W = es el valor que se obtiene para un caso determinado de la función lineal discriminante multivariante

a_0 = término constante

$a_1 \dots a_k$ = coeficientes discriminantes o ponderaciones

$X_1 \dots X_k$ = variables explicativas.

El modelo que se presenta en este trabajo determina el valor del término constante a_0 y de los coeficientes discriminantes $a_1 \dots a_k$, los que son utilizados ante un caso específico, multiplicando estos últimos por cada una de las variables explicativas observadas en el caso. Sumados estos productos junto con a_0 , se obtiene un valor W , que es utilizado para clasificar ese caso en uno de los grupos establecidos a priori. La regla de clasificación, es asignar a la población 1 si $W > 0$ y a la población 2 si $W < 0$.

III. DESARROLLO DEL MODELO

Selección de la muestra

La selección de la muestra se efectuó tomando en consideración los objetivos del trabajo.

La definición de serios problemas financieros se efectuó sobre la base de la comprobación de acontecimientos que pusieron de relieve situaciones críticas.

En particular, se buscó que los casos de empresas que habían experimentado serios problemas financieros lo fueran en forma claramente definitiva, por lo que se seleccionaron firmas que habían ingresado en alguna de las siguientes situaciones: liquidaciones; quiebras, concordatos, arreglos con clubs de bancos y/o con otros financiadores, los que no siempre revisitan especiales formalidades, que han representado cambios sustantivos en la estructura financiera y, cese de actividades derivadas de problemas financieros.

El sector de empresas en que se buscó aquéllas que habían presentado serios problemas financieros fue el de la industria manufacturera privada.

El número de empresas seleccionadas dentro del grupo con problemas, fue finalmente -luego de depurada por razones de obtención de datos- de 44, que abarcó varias áreas tales como: alimenticia, bebidas, calzados y prendas de vestir, cuero, productos químicos, productos metálicos y varias otras ramas. Por razones de secreto estadístico y teniendo en cuenta la estructura de algunas ramas industriales en Uruguay, no se presenta un detalle de las empresas en ese nivel de desagregación.

Las firmas seleccionadas tenían más de 10 obreros al producirse la situación crítica.

Una vez seleccionada la muestra de empresas con problemas, se procedió a elegir la correspondiente a empresas sin problemas, en la definición dada. Así, se trató de buscar empresas que tuvieran correspondencia en las ramas que se habían seleccionado las primeras así como en tamaño. Aunque éste ha sido el criterio rector, no siempre fue posible obtener una correspondencia por causa de inexistencia de datos.

Clasificadas por tamaño, las muestras tienen una alta preponderancia de empresas con más de 50 obreros. El cuadro que continúa, muestra que 66 de las 85 empresas de la muestra tienen más de 50 obreros. La distribución en empresas con problemas y sin problemas es similar.

Cuadro N° 1

Clasificación de la muestra por tamaño de empresa

	<u>+ 50 obreros</u>	<u>- 50 obreros</u>	<u>Total</u>
Empresas con problemas financieros	32	9	41
Empresas sin problemas financieros	<u>34</u>	<u>10</u>	<u>44</u>
	66	19	85

El período en el cual se estudiaron las empresas con problemas y sus correspondientes sin problemas fue, 1978-82. El 77% de las firmas con problemas pertenecen a los años 1980 y 1981 en tanto que el 11% al año 1982.

Consideraciones sobre el programa de computación utilizado

En el programa de resolución utilizado 1/, las variables que conforman la función lineal discriminante se seleccionan en forma de pasos sucesivos. En cada paso, la variable que adiciona lo máximo a la separación entre los grupos, es ingresada en la función discriminante, o se remueve la que agrega menos a la separación una vez tomadas en cuenta el resto de las ya ingresadas. Es decir, las variables van ingresando o son removidas una a la vez.

En el primer paso, la variable que tiene mayor F al entrar es ingresada en la función discriminante, que es en ese caso la variable que mejor discrimina entre los grupos 2/

1/ El programa que se utilizó fue BMDP7M Stepwise Discriminant Analysis de la Universidad de California, Los Angeles.

2/ En esta primera entrada de acuerdo a los valores que toman las variables aleatorias, en este caso los ratios con que se está trabajando, se procede a calcular los valores de F conforme a la siguiente fórmula:

$$F = \frac{\sum_{i=1}^n n_i (\bar{X}_i - \bar{X}) / (g - 1)}{\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^g (X_{ij} - \bar{X}_i) / (N - g)}$$

en donde g es el número de grupos, n_i es el número de casos para cada grupo y N es el total de n_i observaciones. En este caso $g = 2$, n_i son 41 y 44 y $N = 85$.

En los pasos que continúan, F se calcula sobre los residuos, una vez que se toman en cuenta las variables ya incluidas en la función discriminante, en un análisis de covarianza, donde las covariables son aquellas que ya fueron introducidas previamente.

Sobre estas bases, debe instruirse al programa acerca de cuales son los límites de F para entrar y para remover. Las variables para entrar deberán tener un F superior al límite de entrada y, serán removidas toda vez que tengan un F inferior al límite de remover. Los valores que se usaron en esta investigación fueron: F para entrar = 4 y F para remover = 3.996. Ello representa trabajar con un nivel de significación de 0.05 o sea que existe una probabilidad inferior al 5% de obtener el valor de F hallado, si las medias en las dos muestras para esta variable fueran iguales, lo que equivaldría a que esta variable no aportaría a la discriminación.

Asimismo, el modelo requiere fijar un límite de tolerancia. Las variables no son ingresadas en la función discriminante toda vez que su R^2 con las variables ya ingresadas exceda 1 menos el límite de tolerancia. En esta oportunidad se trabajó con un valor de tolerancia de 0.01, o sea no incluyen las variables con una alta colinealidad con las ya incorporadas. En este caso, que tengan una correlación superior a 0.99.

El modelo

Las variables que se recogieron para ser ingresadas al análisis surgieron en parte de los aportes de la literatura especializada, así como de la experiencia recogida en la realidad de algunos países menos desarrollados que sufren procesos inflacionarios de apreciable magnitud.

El número de variables (ratios) utilizadas, luego de las depuraciones efectuadas quedó constituido en trece, las que se calcularon para cada firma, ya sea con problemas (CPF) o sin problemas (SPF). Estos cálculos se efectuaron para el año previo al problema financiero y para dos y tres años antes. Esta información constituye la base de datos que se introdujeron para ser procesados.

Los datos que cubren el año previo a la aparición de los serios problemas financieros fueron utilizados para calcular la función discriminante. Los otros datos fueron utilizados para probar la validación del modelo de predicción obtenido.

El cálculo de las medias de los ratios para cada grupo así como el valor inicial de F son expuestos en el cuadro N° 2.

Cuadro N° 2

Medias de las variables y pruebas de significación

Variable	Media CPF	Media SPF	F
Rotación de activos	1.11932	1.64829	16.397
Razón corriente	1.02636	2.29415	39.594
Evol. del Cap. de Trabajo	0.03091	0.46927	4.514
Vtas/Cap. de Trab. no bancario	2.94295	4.78073	10.433
Leverage	1.33432	3.03975	54.260
Inventarios/bancos	0.98568	4.58146	21.548
Bancos/deuda total	1.68295	2.84097	8.735
Deuda L.plazo/deuda total	0.07455	0.12659	2.912
Ctas. a cobrar+invent./ Ctas.a pagar+espontáneos	3.85841	3.06780	2.070
Rotación de inventarios	3.90432	7.68439	16.656
Rentabilidad	-0.25068	0.23341	6.414
Ventas/deudas	1.53454	4.67829	68.243
Gan.Neta/Activo Total	-0.08705	0.10756	27.057

$$F_{1,60} (0.05) = 4.00$$

$$F_{1,120} (0.05) = 3.92$$

$$F_{1,60} (0.01) = 7.08$$

$$F_{1,120} (0.01) = 6.85$$

El cuadro N°2 resume las medias para cada ratio en cada grupo así como un test de significación univariante, para los valores de un año antes de la aparición de los problemas.

Del mismo, se puede observar que la razón corriente o la rotación de activos si bien tienen apreciable separación es menor en relación con otros ratios. Otras variables tales como ventas/deudas o inventarios/bancos muestran significativas diferencias entre las medias de los grupos, lo cual da una primera indicación de que una función discriminante multivariante puede ser posible de obtener. Las variables que luego integrarán la función discriminante se determinarán en función del mayor aporte que realicen a la discriminación en base al procedimiento de entrar y remover variables que se expuso antes.

Con los datos suministrados y el proceso iterativo señalado la función discriminante que finalmente se obtuvo fue:

$$Z = -3.70992 + 0.99418X_1 + 6.55340X_2 + 5.51253X_3$$

donde:

X_1 = Ventas/Deudas

X_2 = Ganancia Neta/Activo Total

X_3 = Deuda a Largo Plazo/Deuda Total

El modelo quedó conformado con tres variables. Una de ellas que mide el endeudamiento en comparación con el nivel de actividad, en este caso representado por las ventas; la otra tiene relación con la rentabilidad de la empresa, a través de la rentabilidad de los activos; y la tercera, se vincula a la estructura del endeudamiento, considerando la proporción del largo plazo en el total de deudas.

Cuanto más elevados sean los valores de los ratios, más se acercará la empresa a las características de firmas sin problemas. Por el contrario, cuanto menor sea el valor de los mismos, la aproximación se hará hacia aquéllas que presentaron problemas financieros.

A los efectos de la utilización del modelo se considera conveniente efectuar algunas consideraciones sobre las variables incluidas en la función discriminante obtenida.

Ventas/Deudas. Para la determinación del mismo, las ventas se tomaron en pesos constantes del comienzo del ejercicio deflactados por el promedio del índice mayorista de la rama.

El denominador, es un promedio de las deudas de comienzo y fin de ejercicio, tomados a pesos constantes del inicio del ejercicio.

En el apéndice 1 al trabajo, se exponen los detalles metodológicos de tratamiento de los distintos rubros de los estados financieros.

Este ratio aparece como la primer variable seleccionada por su poder discriminador, ingresando la misma con un $F = 68.243$. El mismo muestra la importancia del nivel de actividad con respecto al endeudamiento. En otros términos, es el que rescata la significación de las deudas en la aparición de serios problemas financieros. En este caso, lo vincula a las ventas. A mayor nivel de ventas, con respecto a las deudas, la empresa más se acerca a las que no presentaron problemas.

Otro ratio vinculado a este aspecto del endeudamiento, este es el de Activos a Deudas, muestra una apreciable diferencia en las medias entre los dos grupos de empresas. Sin embargo, no agrega poder discriminador adicional a la función por lo que no fue computado en la misma.

Ganancia Neta/Activo Total. La ganancia neta se determina como: $P_{t+1} - P_t + D - AC$. Es decir la diferencia entre el patrimonio neto final e inicial, valuados ambos a pesos constantes del inicio 1/. Cuando sea necesario se debe adicionar los dividendos distribuidos en el ejercicio así como sustraer las nuevas aportaciones de capital, dado que ambos afectan P_{t+1} .

1/ Ver detalles metodológicos en apéndice 1.

El denominador se calculó como un promedio de los activos totales del inicio y el fin del período, valuados ambos a pesos del inicio del período.

Esta fue la segunda variable en ser ingresada en el modelo. Su F al ingresar fue de 10.4261.

En este caso, se ingresó una variable vinculada a la rentabilidad de la empresa, como es la rentabilidad de los activos.

Deuda a Largo Plazo/Deuda Total. En esta oportunidad son dos variables de stocks, calculadas al fin del ejercicio, luego de haber homogeneizado a pesos de igual poder adquisitivo las partidas involucradas. Este último aspecto fue importante en cuanto a las partidas en moneda extranjera. Cabe señalar que se consideraron de largo plazo, aquellas deudas cuyo vencimiento supera el año. En la realidad, analizada la mayor parte de esas deudas tenía un plazo de tres a cinco años.

Es decir, la proporción de deudas a largo plazo en el endeudamiento total, es un factor significativo para distinguir entre los dos grupos de empresas.

Fue la tercera y última variable en ser aceptada como agregando poder discriminador a la función. El F de la misma al ingresar fue de 5.7088.

Los valores de los ratios utilizados para la elaboración del modelo fueron expresados en tanto por uno. Por lo tanto, a los efectos de la aplicación del mismo, los valores correspondientes a los indicadores de una firma deberán ser expresados de igual forma.

IV. RESULTADOS EMPIRICOS

Valor crítico

El valor crítico de discriminación de la función Z obtenida es cero. Esto se interpreta en el sentido que toda vez que aplicado el modelo a una firma, Z reporte un valor superior a cero, la misma es clasificada como teniendo características similares a firmas que no han presentado serios problemas financieros y, aquéllas que tienen un Z menor que cero como presentando características similares a las empresas que han tenido serios problemas financieros.

Significación y resultados de la clasificación

El test de significación multivariante fue $F = 32.364$ que es significativo al nivel del 1%. Ello debe interpretarse en el sentido que las medias muestrales efectivamente representan diferentes poblaciones.

La clasificación de las empresas de la muestra total de 85 firmas se ha efectuado tomando en consideración el año previo a la aparición crítica de los serios problemas financieros. Dado que la función discriminante fue determinada a partir de la muestra de las mismas firmas a las que luego se les aplica el modelo para ser clasificadas es de esperar que una alta clasificación correcta pudiera aparecer.

De las 85 empresas de la muestra, se clasificaron erróneamente 7. Siguiendo la terminología que usara el Prof. Altman (1968), se puede distinguir entre dos tipos de errores: Tipo I, que es el caso en que una firma con serios problemas que se ha clasificado como una empresa que continuará normalmente sus actividades y, Tipo II, en el caso de que una firma sin serios problemas financieros es clasificada como que los tuviera.

El cuadro que continúa resume los resultados de la clasificación.

Cuadro N° 3

Resultados de la clasificación

Muestra original

Empresas pertenecientes actualmente al grupo	Empresas clasificadas dentro del grupo		Porcentaje correcto
	Con problemas	Sin problemas	
Con Problemas (CPF)	43	1	97.7
Sin problemas (SPF)	6	35	85.4
Total	49	36	91.8

La clasificación muestra un 91.8 % de clasificación correcta para los dos grupos.

El error de Tipo I, es reducido 2.3% , al clasificarse erróneamente sólo una firma con problemas en las 44 del grupo.

El error Tipo II, tiene un porcentaje de clasificación incorrecto del 14.6%, que deriva de seis empresas.

Un análisis más detenido de los dos tipos de errores, muestra que existe una zona gris, en donde han aparecido las clasificaciones erróneas y, que por consiguiente la confianza en el modelo dentro de ella es menor. Esta zona está fijada entre -1.05 y 0.4.

Aplicación de algunos tests de validación

Si bien los resultados obtenidos en la clasificación de la función discriminante son alentadores, debe tenerse presente la posibilidad de existencia de algunos sesgos que pueden existir en la clasificación de la muestra original.

A efectos de tener mayor información sobre la acuciosidad del modelo obtenido se han efectuado tres tests.

Test de Lachenbruch. El primer test que se efectuó es el de Peter Lachenbruch (1967). Consiste en clasificar cada caso en un grupo conforme con la función discriminante calculada con todos los datos disponibles menos el que está siendo clasificado. Este proceso es repetido el número de veces igual a los casos que se tienen, lo que casi elimina el sesgo que pudiera existir.

Los resultados se exponen en el cuadro que sigue:

proenta
orrecto

97.7

85.4

91.8

Cuadro N°4

Resultados de la clasificación
Test de Lachenbruch

Empresas pertenecientes actualmente al grupo	Empresas clasificadas dentro del grupo		Porcentaje correcto
	Con problemas	Sin problemas	
Con problemas (CPF)	43	1	97.7
Sin problemas (SPF)	7	34	82.9
Total	50	35	90.6

Los resultados de la aplicación de este test , no cambian mayormente los obtenidos clasificando la muestra original y, es un aporte en cuanto a la seguridad del modelo obtenido.

Validación con submuestras aleatorias. En este test , la función de clasificación se obtiene a partir de un subset de la muestra original. Luego se clasifica la submuestra no utilizada de los grupos originales, para calcular la calidad de la clasificación. Existen entonces en cada grupo, dos submuestras. Con una de ellas en cada grupo se determina la función, y las segundas clasifican conforme a esta función obtenida sin que se incluyeran a ellas. A través de los resultados que se obtengan de la clasificación de estos grupos no incluidos en el cálculo de la función, se tiene una medida empírica de la calidad de la discriminación.

Dado el carácter aleatorio con que se seleccionan las submuestras, el test de clasificación expuesto, fue realizado varias veces (13 en total), cuyos resultados se exponen en el cuadro siguiente.

Cuadro N° 5

Resultados de clasificación con submuestras aleatorias

Prueba	Porcentaje de clasificación correcto		F*
	En la submuestra utilizada para el cálculo de la función	En la submuestra no utilizada para el cálculo de la función	
1	85,5	93.8	37.753
2	87.7	75.0	38.606
3	92.1	88.9	26.651
4	86.1	84.6	36.334
5	91.4	80.0	39.047
6	92.2	85.7	24.238
7	90.9	94.7	24.144
8	84.6	85.0	38.297
9	86.6	94.4	26.790
10	88.4	100.0	26.119
11	87.7	85.0	35.745
12	86.4	89.5	33.430
13	87.3	78.6	37.007

* Grados de libertad entre 2,69 y 3,66 según las submuestras.

La aplicación de este test revela que se mantiene el porcentaje de clasificación correcto en un nivel significativo aún con submuestras aleatorias.

Predicción en el tiempo. En la determinación de la función discriminante se utilizaron los datos correspondientes al año que precede la existencia de serios problemas financieros. Puede ser de utilidad analizar la potencialidad de predicción para años anteriores.

A estos efectos se ha tomado el modelo obtenido con los datos del año anterior a los problemas y se le utilizó con datos de dos y tres años antes. Los resultados fueron los siguientes.

Cuadro N° 6

Clasificación con modelo original

Empresas pertenecientes al grupo	Dos años antes		% clasific. correcta	Tres años antes		% clas. corre
	Empresas clasificadas dentro del grupo			Empresas clasificadas dentro del grupo		
	CPF	SPF		CPF	SPF	
Con problemas (CPF)	34	7	82.9	34	7	82.
Sin problemas (SPF)	9	34	79.1	6	25	80.
Total	43	41	80.95	40	32	81.

El número de firmas fue disminuyendo, en razón de inexistencia de datos. Dos años antes fue de 84, tres años antes, 72.

Los resultados ponen de manifiesto que la potencialidad de predicción se mantiene casi incambiada para los años dos y tres, aunque menor que la originalmente calculada (91.8%).

V. ALGUNAS APLICACIONES Y CONSIDERACIONES FINALES

Las aplicaciones del tipo de modelo obtenido pueden ser varias, en la perspectiva de tener una alerta anticipada de serios problemas financieros en empresas. En el campo del análisis crediticio por parte de bancos y otras instituciones financieras aparece como una de sus posibilidades más concretas. Sin embargo, su utilización es clara también para efectos de análisis internos de las firmas.

Esta utilidad crece en la medida en que, si bien el modelo es de fácil utilización, para su construcción se requiere contar con información no siempre disponible de las empresas y un apreciable esfuerzo de cálculo así como facilidades de programas apropiados de computación.

Asimismo, para el auditor externo puede constituir una herramienta útil de análisis para apreciar globalmente la evolución de la firma.

Su aplicación, por otra parte, es importante en oficinas gubernamentales vinculadas al comportamiento de las empresas manufactureras.

Los resultados que se obtuvieron de la investigación, son apreciablemente significativos. La precisión fue de casi el 92% en la muestra original.

La aplicación de algunos tests de validación confirmó los resultados de la clasificación. El test de Lachenbruch, arrojó el 90.6% de clasificación correcta. La validación a través de submuestras aleatorias también puso de relieve la alta clasificación correcta. La validez en el tiempo muestra, como es habitual en este tipo de análisis, que disminuye el porcentaje de clasificación correcta en torno al 81% para dos y tres años previos a la aparición de serios problemas financieros. No obstante, debe tenerse presente la existencia de una zona gris entre los valores de $Z = -1.05$ y 0.4 .

Asimismo, es preciso recordar que existen limitaciones cuando se elaboran estos modelos, algunas de los cuales dependen de ciertos supuestos estadísticos de su desarrollo y otras que van vinculadas al propio muestreo utilizado. Por consiguiente, debe tenerse presente los riesgos de considerar este tipo de modelos como infalibles, así como que puede ser por sí mismo, una suerte de fuente de soluciones a los problemas financieros.

Sería de utilidad, en el futuro, ir extendiendo estas investigaciones a otros sectores económicos en países en desarrollo, como ser la banca, el comercio, e incluso en el sector manufacturero, distinguiendo entre ramas del mismo y aún por tamaño de las empresas, en donde los modelos de análisis discriminante multivariante pueden aportar información útil en el conocimiento de los perfiles multivariantes de las unidades económicas.

APENDICE N°1

ASPECTOS DE LA METODOLOGIA DE TRATAMIENTO DE ALGUNAS PARTIDAS DEL BALANCE

Aspectos generales

La información de los estados de situación y estados de resultados fue requerida a las empresas sobre la base de un formulario preparado para uniformizar las partidas, así como ya contar con un nivel de desagregación que interesara a los efectos del trabajo.

Asimismo se le solicitaron los balances publicados, información que sirvió para efectuar comprobaciones.

Se puso especial énfasis en el control de la calidad de los datos a manejar posteriormente, en particular en los siguientes aspectos.

- a. Correcta clasificación de la información en los rubros propuestos en el formulario de trabajo.
- b. Correcta valuación de los activos y pasivos en moneda extranjera, tomando a esos efectos el tipo de cierre del ejercicio económico.
- c. Valuación del activo fijo, uniformizándose en una primera aproximación conforme a los criterios fiscales.

La información proporcionada por las firmas fue en moneda corriente, la que fue deflactada al primer año de la serie a efectos de llevarla a pesos constantes. Los principales aspectos específicos de este procedimiento se exponen seguidamente.

Aspectos específicos

- a. Los activos y pasivos corrientes en moneda nacional se deflactaron por el índice de precios mayoristas de la rama correspondiente.
- b. Las inversiones (sin incluir activos fijos) y otros activos y pasivos a largo plazo en moneda nacional se deflactaron utilizando el índice general de precios al consumo.
- c. Los activos y pasivos corrientes y no corrientes en moneda extranjera se valoraron en moneda nacional, convirtiendo los saldos en moneda extranjera al tipo de cambio financiero a la fecha de cierre de balance. Posteriormente se aplicaron los procedimientos expuestos en a y b, según correspondiera.
- d. Los activos fijos se computaron por su valor fiscal al primer año de la serie de balances disponibles para cada empresa. En los años siguientes se ajustó dicho valor por las compras y ventas a precios constantes. Para deflactar estos valores se utilizó el índice de precios implícitos de la inversión bruta fija.
- e. El patrimonio neto, en moneda constante fue determinado como la diferencia entre activos y pasivos ajustados de acuerdo a la metodología señalada en los puntos anteriores.
- f. Las ventas fueron deflactadas como variables de flujo utilizando el índice de precios mayoristas de la rama correspondiente.

APENDICE N° 2

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Altman, E. (1968): "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", Journal of Finance, September.
- Altman, E., Margaine, M., Scholsser, M. y Vernimmen, P. (1974): "Statistical Credit Analysis in the Textile Industry: A French Experience", Journal of Financial And Quantitative Analysis, March.
- Altman, E. (1977): "Predicting Performance in the Savings and Loan Industry:", Journal of Monetary Economics, October.
- Altman, E., Haldeman, R., y Narayanan, P. (1977): "ZETA Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations", Journal of Banking and Finance, June.
- Anderson, T.W. (1949): "Classification by multivariate analysis", Psychometrika, Vol. 16.
- Beakin, E. (1972): "A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure", Journal of Accounting Research, Spring.
- Blunister, R. (1972): "An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction", Journal of Financial and Quantitative Analysis, March.
- Eisenbeis, R. (1977): "Pitfalls in the applications of Discriminant Analysis in Business, Finance and Economics", The Journal of Finance, June.
- Fisher, R.A. (1936): "The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems". Annals of Eugenics, September.

- Kanitz, S. (1974): "Como Prever a Falência de Empresas", Exame, December.
- Lachenbruch, P. (1967): "An Almost Unbiased Method of Obtaining Confidence Intervals for the Probability of Misclassification in Discriminant Analysis", Biometrics, December.
- Meyer, P. y Pifer, H. (1970): "Prediction of Bank Failures", Journal of Finance, September.
- Morrison, D.F. (1976): "Multivariate Statistical Methods" Second Edition, Mc Graw-Hill Book.
- Sinkey, J. (1975): "A Multivariate Analysis of the Characteristics of Problem Banks", Journal of Finance, March.
- Taffler, R., y Tisshaw H. (1977): "Going, Going, Gone - Four Factors Which Predict", Accountancy, March.
- Wald, A. (1944): "On a statistical problem arising in the classification of an individual into one of two groups", Annals of Mathematical Statistics, Vol. 15.