

**MODELO PROBABILISTICO DE BANCARROTA PARA BANCOS  
NORTEAMERICANOS ANTE LA RECESION NO RECONOCIDA DEL 2008.  
UNA HERRAMIENTA PARA LA TOMA DE DECISIONES**

**Dr. Jesús Fernando Isaac García**

**Dr. Oscar Flores**

[fisaac@uat.edu.mx](mailto:fisaac@uat.edu.mx), [osflores@uat.edu.mx](mailto:osflores@uat.edu.mx).

**RESUMEN.**

En el presente trabajo se deriva un modelo probabilístico logit para predecir el fenómeno de quiebra en los bancos norteamericanos. La información utilizada es extraída de los estados financieros de los bancos seleccionados. Lo anterior, motivado por la actual situación de la economía norteamericana que está provocando convulsiones económicas internas así como a nivel internacional incrementando la desconfianza de los consumidores, inversionistas y gobiernos extranjeros.

Palabras clave: Modelos de predicción logit, probabilidad de quiebra, bancos, pérdidas, razones financieras.

**ABSTRACT**

In this paper we derive a logit probability model to predict the phenomenon of bankruptcy in U.S. banks. The information used is drawn from the financial statements of the banks selected. This, motivated by the current U.S. economic situation is causing internal economic shocks and to increasing international distrust of consumers, investors and foreign governments.

Keywords: logit prediction models, probability of bankruptcy, banks, losses, financial ratios.

## INTRODUCCION.

Debido a los tan acusados problemas que ha estado causando la desequilibrada economía norteamericana, que por un lado los problemas de liquidez que enfrentan los bancos, los incrementos en las declaraciones de bancarrota personal, las constantes intervenciones de la FED inyectando liquidez a corto plazo así como las reducciones en las tasas de interés, no han podido dinamizar la economía norteamericana pues el consumo está paralizado por la falta de empleos, la inflación aunque controlada se incrementa, las corporaciones han enviado sus procesos productivos a otros países para producir más barato además de encontrar nichos de mercado más atractivos que el propio estadounidense. Estos son rasgos que le dan peculiaridad a la recesión no reconocida de esta economía que la diferencia de sus anteriores procesos recesivos.

Situación anterior ha desencadenado un proceso en el que los bancos no han podido recuperar sus créditos otorgados sean tarjetas de crédito, sean créditos hipotecarios siendo estos últimos los que han emergido para evidenciar la verdadera problemática financiera, crediticia y económica en la que se encuentran las empresas y los ciudadanos de este país tras el “boom inmobiliario” iniciado a principios del año 2000.

Lamentablemente el sistema financiero en su totalidad ha sido contagiado por el fenómeno de las hipotecas vencidas o con cartera vencida porque los bancos y las corporaciones han incurrido en actos irresponsables al otorgar créditos hipotecarios de alto riesgo así como la emisión de deuda respaldada precisamente con las hipotecas fallidas por la pésima calidad en el otorgamiento del crédito.

Es importante mencionar que tal situación ha también contagiado los mercados financieros mundiales, tal es el caso de la Unión Europea. El Banco Central europeo en coordinación con la FED ha cooperado inyectando liquidez al mercado interbancario europeo para evitar precisamente pánico entre los usuarios de la banca o poner en riesgo algún banco. Desde luego se nota el grado de interconexión entre los sistemas financieros de ambas regiones.

Por otro lado, las autoridades reguladoras han estado reaccionando lentas ante una posible crisis bancaria ignorando los acuerdos de Basilea II donde se han plasmado las directrices para la regulación bancaria y la restricción de riesgos de mencionados organismos. Ante esto, han preferido seguir manteniendo bancos que han incurrido en

prácticas deficientes auxiliándoles mediante la inyección de liquidez, la reducción de las tasas de interés y sobre todo elaborando programas fiscales<sup>1</sup> (en el caso de los Estados Unidos ) que solo sacian la necesidad de liquidez inmediata por un corto plazo no resolviendo la situación de fondo.

Por todo lo anterior, como aportación fundamental se plantea realizar una investigación dirigida a determinar un modelo confiable que pronostique la probabilidad de quiebra en el sector bancario norteamericano para que las empresas e individuos tomen decisiones apropiadas ante esta amenaza latente.

Los resultados obtenidos podrán ser considerados como un mecanismo de advertencia para aquellos ahorradores que tengan su dinero en bancos americanos, para empresas que tengan relación con los mismos o piensan tenerlas, así como todos aquellos individuos que consideren que un escenario desfavorable en cualquiera de los bancos analizados pudiese afectarles ya sea de forma directa o indirecta.

## **PROBLEMÁTICA.**

La problemática sobre la cual se centra la investigación es que *“las personas y corporaciones están tomando decisiones de financiamiento e inversión motivadas por la aparente salud financiera de los bancos norteamericanos sin tomar en cuenta el grado de riesgo de que estas instituciones se declaren en quiebra”*. Situación que pone en riesgo los depósitos de los usuarios de la banca tanto nacionales como extranjeros.

Una vez determinado el modelo de pronóstico de quiebra bancaria, las personas y empresas podrán tomar decisiones sobre inversión y financiamiento en base a la salud financiera de los bancos objetivo para realizar estas actividades.

## **OBJETIVO DE LA INVESTIGACION.**

El objetivo fundamental de esta investigación es determinar la probabilidad de quiebra de cualquier banco norteamericano para que los posibles clientes o los que ya son usuarios

---

<sup>1</sup> Las autoridades fiscales realizaron la primera ola de pagos por un monto de 130 millones de dólares como medida para impulsar el consumo. Tales pagos se hicieron depositando cheques a las cuentas de 800,000 norteamericanos contribuyentes. Ver más detalles en el siguiente link:  
[http://money.cnn.com/2008/04/28/news/economy/rebate\\_update\\_monday/index.htm?cnn=yes](http://money.cnn.com/2008/04/28/news/economy/rebate_update_monday/index.htm?cnn=yes)

de los mismos, valoren de una forma objetiva el grado de riesgo de crédito y de mercado que pueda afectarles ya sea directa indirectamente en las decisiones que tomen durante el periodo de recesión de la economía norteamericana.

## **OBJETIVOS SECUNDARIOS**

- A través de la lectura de la presente investigación se logre crear conciencia a los interesados sobre todo a los empresarios exportadores mexicanos que hay riesgos más acentuados en este periodo en el que la economía americana está en recesión que en otros períodos de desaceleración económica por los que ha pasado la economía norteamericana.
- Hacer del conocimiento de los empresarios exportadores que hay herramientas cuantitativas que pueden aplicar para evaluar a sus clientes y evitar un riesgo de impago.
- Poner a disposición de los empresarios exportadores mexicanos una herramienta más para la planeación financiera y estratégica de su negocio.
- Revelar que si se toma en cuenta tal herramienta estadística en el proceso de planeación, se podrán tomar mejores decisiones para la empresa exportadora mexicana.

## **JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN**

Surge la inquietud de trabajar con esta idea porque se sabe que las exportaciones mexicanas en un 88% tienen como destino final el mercado de los Estados Unidos. Por los rasgos tan peculiares que tiene la economía norteamericana en este proceso de recesión, consideramos necesario investigar la salud del sistema bancario norteamericano pues este como parte del sistema financiero, se realizan las transferencias, pagos y proveen liquidez a los mercados en general. Ante la importancia de tal proceso queremos averiguar cual es el grado de fragilidad del mismo para evidenciar cual es el riesgo que corren los exportadores de que sigan recibiendo el pago de sus ventas. Por otro lado, como mencionamos antes, las peculiaridades que matizan la crisis de la economía americana en este ciclo (desempleo excesivo, desinversion privada y pública, procesos inflacionarios, ahorro cero, déficit fiscal y gubernamental, etc) desencadenan fuertes

síntomas en el pueblo norteamericano típico del tercer mundo. Por tales motivos los exportadores deben de tomar en cuenta cual es la situación del mercado en el que venden sus mercancías; por lo que este trabajo evidencia la fragilidad del sistema bancario financiero para que estos, tomen conciencia y planeen sus cuentas por cobrar y no sean sorprendidos.

Más que aportación conceptual del presente trabajo es hacer uso del concepto de la técnica estadística logística para evidenciar y promover su utilidad y hacerla del conocimiento del empresario exportador mexicano. Esto a su vez se transforma en una aportación práctica al fomentar el uso de las técnicas estadísticas avanzadas para la toma de decisiones prácticas en el ambiente de las empresas exportadoras sobre todo pequeñas y medianas que son las que más carecen de tales herramientas.

Reiteramos que la información que se genere en esta investigación es muy útil si se emplea en los procesos de planeación financiera, aseguramiento de pagos y flujos de efectivo así como para la elaboración de planes contingentes reales y eficientes ante la posibilidad de la quiebra de los bancos norteamericanos.

### **Liquidez y solvencia.**

Ambos conceptos están íntimamente ligados. Se puede ser solvente sin tener liquidez inmediata pero no se puede ser solvente sin liquidez durante un tiempo prolongado. Esto es una realidad en el que familias, corporaciones, entidades financieras y gobiernos, enfrentan. La liquidez es la que permite cumplir con los compromisos a corto y mediano plazo y desde luego dependiendo el sector y el tipo de empresa de la que se trate, los niveles de liquidez son muy variados. Cuando la liquidez es óptima<sup>2</sup> decimos que una empresa es sana, goza de flujos de efectivo suficientes para satisfacer a los proveedores, a los socios así como las necesidades de capital de trabajo para que la corporación funcione. Sin embargo cuando las fechas de vencimiento de los compromisos llegan y no hay un flujo de efectivo disponible para responder, empezamos con problemas de liquidez que afectan por un lado la imagen de la empresa así como la falta de credibilidad por parte de los acreedores. Si el problema de liquidez persiste al grado de no poder

---

<sup>2</sup> Establecemos como liquidez optima aquella que nos permita cumplir con los compromisos en tiempo y forma pero además que no exista dinero ocioso.

solventar los compromisos vienen situaciones más extremas en donde los acreedores piden eliminar la empresa y recuperar alguna parte de su concesión o en su defecto, se acuden a capítulos como la declaración de quiebra de la empresa permitiendo reestructuraciones como estrategia para pagar y permanecer en el mercado.

Tales situaciones son muy nocivas para las empresas debido a que son desviadas de sus objetivos principales que son la creación de valor y la maximización de sus utilidades. De tal forma que cuando una empresa es declarada en quiebra decimos que es insolvente.

## **ANTECEDENTES**

### **Modelos desarrollados para analizar la quiebra corporativa.**

El primer interesado en el problema de la quiebra corporativa fue Beaver (1966). Mediante un análisis empírico utilizando las razones financieras como información fundamental, estudió el fenómeno de la bancarrota y suspensión de pagos para poder predecir tales fenómenos. El autor utilizó un modelo univariante. Esto para poder predecir la evolución de las razones financieras una a la vez, para determinar cual de ellas predecía mejor la situación de fracaso. Beaver consideró como fracaso las siguientes situaciones:

- Quiebra.
- Falta de pago de intereses de los bonos (riesgo de crédito).
- Falta de pago de los dividendos sobre las acciones preferenciales.
- Descubierta bancario.<sup>3</sup>

Así demostró como ciertas razones financieras empeoraban mientras se acercaba el momento de la bancarrota. Tales razones fueron: capital social entre pasivo diferido, rentabilidad económica (ROA) y toda razón referente a la rentabilidad es decir en el denominador aparece el activo o el pasivo.

Después Altman (1968) con una metodología más sofisticada emplea el análisis discriminante para predecir la bancarrota. La ventaja era que permitía trabajar con varias razones al mismo tiempo (análisis multivariante), sin embargo la formula desarrollada por Altman tenía varios problemas:

---

<sup>3</sup> Dinero que un cliente de la banca debe por un retiro superior al saldo que tiene en su cuenta.

- No puede identificar que razones son las que influyen en la probabilidad de fracaso.
- Se puede saber que empresas estarán en problemas pero no se identifican las causas de los mismos.
- No permite eliminar información redundante.

Altman aplicó su modelo Z a una muestra de 66 empresas. El modelo óptimo que determinó se compuso de 5 razones solamente.

Finalmente el modelo de Altman predice con una exactitud contenida en el rango entre el 72% y el 80%.

En la actualidad los modelos más sofisticados que se están utilizando a nivel investigación son los llamados modelos de probabilidad condicional entre estos tenemos los modelos logit. A su vez, modelos de probabilidad lineal llamados a menudo.

Matemáticamente la expresión es:

$$Pr(Q) = f(\alpha + \beta_1 \cdot ROE + \beta_2 \cdot ROA + \beta_3 \cdot solvencia + \dots) + \epsilon$$

Donde  $Pr(Q)$  es la probabilidad de quiebra y el resto de los factores son lo que afectan la quiebra. Alfa y las betas son los números que miden el grado en que los factores afectan la quiebra. Finalmente la  $f$  es la función de distribución que puede tomar cualquier forma. La más sencilla sería que  $f$  fuera lineal o lo que es lo mismo que  $f$  desapareciera de la ecuación. Sin embargo es necesario aclarar que  $f$  puede tomar otras formas según la distribución. Una de las más comunes y útiles es la distribución logística cuya formula es:

$$Y_i = \frac{1}{1 + e^{-\alpha - \beta_k X_{ki}}} + u_i = \frac{e^{\alpha + \beta_k X_{ki}}}{1 + e^{\alpha + \beta_k X_{ki}}} + u_i$$

El pionero en utilizar el modelo logit para pronosticar la bancarrota fue Ohlson (1980). A partir de este autor se han desarrollado cientos investigaciones en torno a la banca rota, suspensión de pagos y problemas financieros de las empresas basados en el modelo logit. Por su potencia al momento de pronosticar la bancarrota es el favorito de los investigadores.

Ha habido mediante redes neuronales y algoritmos genéticos intentos por explicar y pronosticar la quiebra mediante estas técnicas las cuales gracias a los avances en los

sistemas computacionales ha permitido aplicar esta serie de técnicas de forma más reciente. Más adelante veremos algunos trabajos tratando de explicar la quiebra mediante estas técnicas.

### **ESTUDIOS PREVIOS.**

Pina (1989) resalta la importancia que tiene la información contenida en los estados financieros de las empresas y más tratándose del fenómeno de bancarrota. El objetivo principal de su trabajo era estudiar la capacidad de la información contable en España para poder predecir la quiebra en el sector bancario<sup>4</sup>. Parte de la base de escoger las razones financieras más comunes de la literatura financiera con el fin de disponer de la capacidad explicativa de cada una de estas razones. Fueron 9 razones las utilizadas:

- R1. Activo circulante a activo total.
- R2. (Activo circulante – tesorería) a activo total.
- R3. Activo circulante a pasivo circulante.
- R4. Reservas a pasivo circulante.
- R5. Utilidad neta a activo total.
- R6. Utilidad neta a Capital social.
- R7. Utilidad neta a pasivo circulante.
- R8. Costo de ventas a ventas totales.
- R9. Flujo de efectivo<sup>5</sup> a pasivo circulante.

De la muestra escogió bancos que estaban en crisis entre 1972 y 1982 y bancos que lo hicieron posteriormente en el periodo 1983 y 1985. Se analizaron los estados financieros de los 5 años previos a la bancarrota. Mediante un modelo logístico encontró que un año antes de la crisis, a partir de las razones 2,3 y 6 ya pronosticaban la quiebra, dos años antes de la crisis los factores explicativos eran R1,2 y 8 y finalmente 3 años antes de la crisis la variables fueron R2, 7 y 9. Concluyó que de las 9 variables seleccionadas R4 y R5 no eran significativas es decir, reservas a pasivo neto y utilidad neta a activos totales.

---

<sup>4</sup> Es importante destacar que España estaba enfrentando la secuela de una crisis de su sistema financiero de 1977 que afectó el 27% de los recursos ajenos del sistema bancario.

<sup>5</sup> Se define como utilidad neta más amortizaciones y provisiones.



Lafarga Martín y Vázquez (1991) desarrollan una metodología para desarrollar modelos de quiebra con métodos univariantes y multivariantes. La metodología la aplicaron en la banca española. Es importante resaltar que también la información requerida para la formación de modelo era extraída de los estados financieros bancarios. Dividieron el estudio en dos partes primeramente empleando el análisis univariante (lo que hicieron fue replicar el trabajo de Beaver (1966) en esta ocasión con 15 razones representando: liquidez 6, adecuación de capital 1, estructura del activo 1, utilidad acumulada 1, estructura de pasivo 1, rentabilidad 3, eficiencia operativa 1 y de cobertura sobre intereses 1. Justificaron el uso de las razones financieras porque son usados en el análisis financiero, además porque el consejo superior bancario establece la norma de usar las razones como parámetro de análisis y la significación estadística de las razones medidos por el estadístico *F*. En la muestra utilizaron 136 bancos de los cuales 25 bancos tenían problemas<sup>6</sup>. Los resultados obtenidos revelaron que las razones de rentabilidad fueron las más significativas en los 5 años de predicción. Las razones de liquidez se comportaron bien en la predicción a corto plazo. En definitiva las razones de liquidez y rentabilidad son las variables más significativas cuando se efectúa la predicción utilizando el análisis univariante. Una conclusión muy importante es que tratándose de predicción de quiebra en bancos las mejores razones para estructurar el modelo son las de rentabilidad. De esta forma, las razones de rentabilidad disminuyen mientras que las de gastos se incrementan mientras se acerca la fecha del evento de quiebra. Finalmente se concluye que en el caso de la banca española, las razones financieras juegan un papel muy eficaz proveyendo señales preventivas al momento de clasificar las quiebras inminentes al menos en el lapso de tiempo de 5 años.

En el caso del análisis multivariante aplican funciones discriminantes lineales entre 1 y 5 años previos al momento de declararse la quiebra. Finalizan haciendo una comparación entre los resultados del análisis univariante y del análisis multivariante revelando que las ratios univariantes ofrecen mejor resultado que las funciones en el primer año pero pasa lo contrario en el segundo año. Además, para el tercer y cuarto año los resultados obtenidos son simétricos y para el quinto año se repite el patrón del primer año. Concluye que refiriéndose a la capacidad predicativa que existe un equilibrio entre las razones y

---

<sup>6</sup> Estaban intervenidos por el fondo de garantías de depósitos.

las funciones por consiguiente ambos análisis podrán considerarse complementarios no excluyentes.

Bernhardsen (2001) utiliza un modelo logit. Parte del concepto de bancarrota como lo define la legislación Noruega la cual declara que el deudor iniciará el proceso de bancarrota si este, es insolvente. Bernhardsen señala que el uso de razones financieras por si solas no aporta información confiable sobre la situación de la empresa. Sugiere que a esta hay que agregar información complementaria para poder emitir un juicio más preciso sobre el desempeño real de la empresa. La información adicional que propone es la relacionada con la naturaleza de la empresa y sobre el mercado donde tiene participación. Declara que la información proporcionada por las razones financieras no es congruente con la observancia de las características reales de la empresa. Que deben de ser consideradas como medidas sustitutas de los aspectos relevantes. Menciona a su vez que si el grado de exactitud del modelo estadístico puede ser medido de forma precisa el modelo será particularmente útil.

Bernhardsen tomó 398,689 observaciones incluyendo 8,436 empresas que presentaban bancarrota entre 1990 y 1999. Las variables independientes fueron 12 razones financieras fragmentadas en 5 aspectos: liquidez, rentabilidad, solidez, tamaño (en activos totales) y una mezcla de razones que llamó características de la industria. Al determinar el modelo encontró que este tenía un poder predictivo del 83%. Llegó a las siguientes conclusiones: las empresas son diluidas en términos de activos líquidos justo antes de la declaración de bancarrota. Entre mayor sea el valor de las acciones es menor el riesgo de bancarrota.

Ante la duda sobre que razones o que variables utilizar para desarrollar un modelo, Peat (2002) desarrolla y analiza un modelo de una firma enfrentando incertidumbre en el ambiente con posibilidades de bancarrota. Peat centra su estudio concretamente en los factores que afectan la probabilidad de bancarrota no tanto en determinar un modelo de quiebra. En esta ocasión en lugar de centrarse en la forma clásica de seleccionar las variables para el análisis, trata de proveer las bases económicas para la selección de las variables en los modelos de bancarrota basados en la información contable. El trabajo es motivado por la ausencia de una teoría que explique la bancarrota. Lo justifica ante la ausencia de tal teoría que los investigadores han utilizado métodos estadísticos para

seleccionar variables sobre una gama muy amplia de factores derivados de los estados financieros. Trata de probar 11 variables.

Parte de la idea de que si la corriente de ingresos es positiva el remanente puede ser usado para pagar dividendos, incursionar en nuevas inversiones y pagar los intereses de la deuda y principal. En caso contrario, cuando la posición de efectivo de la empresa es cero la firma se encuentra en bancarrota. Ofrece siete posibles soluciones al modelo cada una con una expresión de probabilidad de quiebra:

1. **La firma pide prestado, mejora la posición de efectivo disponible y distribuye dividendos.** La firma paga lo máximo posible en dividendos, se endeuda a su máxima capacidad, no hay inversiones, por consiguiente los recursos productivos permanecen constantes. La quiebra aparece cuando la firma tiene reservas de efectivo bajas, y limite máximo de endeudamiento bajo.
2. **La firma paga las deudas y distribuye dividendos.** La firma paga el máximo dividendo posible, paga lo máximo permisible a la deuda, la firma no invierte y por consiguiente los activos siguen constantes. La quiebra aparece cuando hay bajo nivel de reservas de efectivo y un alto nivel de deuda.
3. **La firma pide prestado y fortalece la reserva de efectivo disponible.** La firma no paga dividendos, se endeuda tanto como puede, no hay inversiones por consiguiente los activos permanecen constantes. La quiebra se presenta cuando se tiene bajo nivel de reservas de efectivo, y bajo nivel de activos productivos. En este caso el nivel de deuda nueva es bajo por la base escasa de activo productivos, las ganancias son limitadas por los activos escasos por consiguiente el pago de intereses minará más aún la posición de reservas de efectivo.
4. **la firma paga la deuda y reconstruye las reservas disponibles de efectivo.** En los términos del modelo la firma no paga dividendos, paga lo máximo posible de deuda y por consiguiente los activos productivos permanecen constantes. La quiebra aparece cuando la deuda y los intereses son superiores a la reserva de efectivo disponible más el nivel de ingresos pronosticados.
5. **La firma pide prestado e invierte.** La firma no paga dividendos, la firma pide prestado tanto como puede e invierte tanto como puede y por consiguiente los

activos productivos cambian. Una inesperada reducción en los ingresos pronosticados ocasionaría la quiebra.

6. **La firma paga la deuda y reinvierte.** No paga dividendos, se paga lo más posible del monto de la deuda y se invierte lo más posible. Por consiguiente los activos productivos cambian. Una reducción en los ingresos esperados ocasionaría la bancarrota.
7. **La firma pide prestado, invierte y paga dividendos.** Paga lo máximo permisible en dividendos, se endeuda a la tasa máxima permitida e invierte tanto como puede. Por consiguiente los activos productivos cambian. Bajo estas acciones un componente aleatorio negativo de los ingresos esperados ocasionarían la bancarrota.

Peat deriva 5 expresiones de probabilidad de quiebra de las siete soluciones propuestas cuyas variables utilizadas fueron:

- a : Cambio máximo en la deuda.
- x : El nivel de deuda al tiempo  $t$ .
- Mt: Efectivo disponible en el tiempo  $t$ .
- rx : Intereses pagados en el periodo  $t$
- $\Phi f(c)$ : Ingresos esperados en el periodo  $t$ .
- $\varepsilon$  : La variabilidad en los ingresos.

Mediante un modelo de regresión probabilístico llega a concluir que las variables, flujo de efectivo, utilidad de operación, ingresos esperados, ingresos sorpresa combinados con pago de intereses son los elementos que determinan la bancarrota. Por otro lado los efectos que introduce la estructura de capital son indirectos. Además encontró que cambios en la estructura de capital medidos por cambios en la deuda no tiene efectos sobre la probabilidad de bancarrota.

Uno de los trabajos más recientes publicado fue una investigación conducida en Suecia explicando la quiebra mediante las razones financieras. Keskinen y Sari (2006) aplicaron el modelo logit en 7 industrias de la economía Sueca. Decidieron no incluir en el estudio los sectores del transporte, empresas públicas, intermediación financiera así como servicios financieros por diferir en cuanto a los factores que afectan la situación de quiebra de los demás sectores objeto de estudio. Consideraron que las razones financieras

presentaban aspectos estadísticos fundamentales como la multicolinealidad debido a su naturaleza y por lo mismo decidieron ser muy selectivos en las razones que emplearían. Siguiendo esta lógica fragmentaron las razones en 7 criterios: razones de flujo de efectivo, de rentabilidad, de liquidez, solvencia a corto plazo, apalancamiento, de dimensión y de actividad. Para seguir con la determinación del modelo logit etiquetaron con 1 si el total de pasivos excedían el total de activos y 0 si no. Se derivó un modelo con un poder predictivo del 86.2% con los siguientes hallazgos: la dimensión, flexibilidad financiera, rentabilidad, liquidez y apalancamiento son estadísticamente significativos, es decir afectan la probabilidad de quiebra. Esto significa que hay más probabilidad de que la empresa vaya a la quiebra si no es rentable, si es pequeña, altamente apalancada con problemas de liquidez padece de inflexibilidad para reinvertir recursos en si misma. Una disminución en capital social es también un importante factor. Los resultados obtenidos por Keskinen y Sari son congruentes con la teoría financiera.

Por otro lado existen estudios muy interesantes donde no solo se incluye la información contable para pronosticar la probabilidad de quiebra sino también se toman en cuenta factores externos referentes al negocio. Específicamente nos referimos al ambiente macroeconómico más concretamente el ciclo del negocio. Hol (2006) hace una combinación de dos campos de investigación diferentes sin embargo son paralelos. Utiliza la información financiera de las firmas y las combina con la información formada por el ambiente macroeconómico para desarrollar un modelo que pronostique tanto el riesgo de crédito y el riesgo de quiebra de las entidades bancarias en cuanto a la gestión de su portafolio de riesgos. La predicción de incurrir en insolvencia está concentrada en distinguir a las empresas sanas de las que están en quiebra a partir de sus diferencias financieras. Por otro lado dice que en menor escala la bancarrota es pronosticada a un nivel industria acorde a movimientos en los factores macroeconómicos. Específicamente lo que hace es combinar estos dos campos de investigación sobre predicción de insolvencia para derivar una función de predicción de quiebra donde empresas son evaluadas sobre el análisis de su información financiera y movimientos en el ciclo del negocio. La muestra que emplea consta de 483 firmas noruegas en bancarrota y 2976 sanas para 2001, 148 en bancarrota y 3956 sanas para 1995, 345 y 3448 para 1996, 344 y

2344 para 1997, 456 y 3052 para 1998 y 474 y 3013 para 1999. En las muestras no entraron las firmas financieras. En cuanto a la información macroeconómica tomó el PIB a precios constantes de mercado. El PIB gap<sup>7</sup> lo calculó con el filtro Hodrick – Prescott con un parámetro de 40,000. Incluyó también el índice de producción industrial, el tipo monetario M1 deflactado.

Encontró que en el modelo combinado la liquidez, solidez y el tamaño de la firma son los predictores significantes de la bancarrota. El PIB gap, el índice de producción industrial y el M1 son predictores significantes adicionales de la bancarrota. Ahora bien, controlando las características de la firma es más probable que quiebre si la tendencia del PIB es a la baja que cuando es a la alza.

Por otro lado dejando un poco de lado las técnicas estadísticas avanzadas paralelamente también se están utilizando técnicas basadas en la inteligencia artificial básicamente redes neuronales. La aparición de programas aplicados en la computadora ha facilitado el uso de redes neuronales en la modelación de los problemas y posibles predicciones. En un artículo de Serrano y Martín del Río (1993) explora el uso de la información contable aplicando las redes neuronales artificiales en lugar de las técnicas estadísticas multivariantes. Acorde a investigaciones realizadas con estas nuevas técnicas que se derivan de la inteligencia artificial cuya característica principalmente modeliza el conocimiento en una forma conectiva y adaptativa.

Para modelizar la bancarrota se utilizó una arquitectura de tipo perceptrón multicapas con aprendizaje back propagation<sup>8</sup> las entradas serán datos financieros de los bancos y como salida usó solo una neurona que dará una salida continua entre -.5 y +.5. El aprendizaje será condicionado como una empresa quebrada es -.5 y la no quebrada +.5. La muestra fue de 66 bancos. Lo que concluyó en base a los resultados es que los bancos carecían de liquidez y rentabilidad previo al desenlace.

---

<sup>7</sup> Es la diferencia entre el PIB potencial y el PIB actual o producción actual.

<sup>8</sup> Se trata de un modelo neuronal *feedforward* con las neuronas organizadas en forma de capas que utiliza aprendizaje supervisado o lo que es lo mismo, se proporciona a la red pares de entradas y salidas y esta debe aprender a hacer asociaciones de estos pares.

A su vez Zhang, Hu, Patuco e Indro (1999) utilizando las redes neuronales, emplean el método de cross validation para examinar la interrelación de las variables utilizadas para predecir la quiebra. Parten de dos preguntas fundamentales antes de aplicar la técnica de redes artificiales: ¿Cuál es la arquitectura de redes neuronales apropiada para este caso en particular? Y ¿Qué tan robusto es el desempeño de la red neuronal en predecir la bancarrota en términos de la variabilidad de la muestra? Para la primera pregunta comentan que no hay una regla a seguir definida pero recomiendan que todo depende del objetivo que se persigue. Por ejemplo, si el objetivo es clasificar objetos de la forma más adecuada, una amplia red neuronal se recomienda. Pero si el objetivo es predecir patrones, no se necesitan redes muy amplias. Para la segunda pregunta consideran que el método de cross validation con cinco capas para averiguar el grado de robustez de la red neuronal en la predicción de la quiebra. Las variables que incluyeron en el estudio fueron 6. De las cuales 5 son las mismas que utilizó Altman en su investigación – capital de trabajo / activos totales, utilidades retenidas / activos totales, utilidades antes de intereses e impuestos/ activos totales, valor de mercado de la empresa / deuda total y ventas / activos totales. La sexta variable fue activo circulante / pasivo circulante. Esta última se incluyó porque consideraron que es un buen indicador de que la firma puede hacer frente a sus compromisos a corto plazo con sus activos más líquidos. La muestra la estructuraron de la siguiente forma: 110 empresas quebradas pertenecían a empresas manufactureras entre 1980 y 1991. Después seleccionaron 110 empresas no quebradas en base al tamaño de la misma y que tuvieran dos dígitos según el código de clasificación de la industria. Las variables independientes fueron precisamente las seis razones financieras mencionadas anteriormente.

Emplearon entonces dos esquemas de cross validation. El primero se aplica a patrones de la muestra usando cinco capas. Esto les llevó a desdoblar la muestra en cinco partes iguales mutuamente excluyentes. El entrenamiento se llevaría en cualquiera de las cuatro de las cinco partes. El resultado obtenido fue que se construyeron cinco muestras sobrepuestas en entrenamiento y fueron probadas cinco veces también. El segundo esquema lo utilizaron para probar el total de la muestra. Esto para probar la capacidad predictiva del modelo resultante pues la muestra total al ser más grande es más representativa de la población que solo un quinto de la muestra. De esta forma usando la

muestra completa bajo este ambiente de pruebas, la variación de la misma queda eliminada al ser probada en cinco ocasiones por consiguiente, la variación resultante de probar en cinco ocasiones la muestra solo refleja el efecto de las muestras en entrenamiento.

Una vez hecho esto procedieron a comparar los resultados con los obtenidos mediante la aplicación de la técnica estadística de regresión logística obteniendo los siguientes resultados:

*Cuadro 1. Comparativo de poder predictivo entre técnica logística y redes neuronales.*

Methode	submuestra 1			submuestra 2			submuestra 3			submuestra 4			submuestra 4		
	B	NB	Overall	B	NB	Overall	B	NB	Overall	B	NB	Overall	B	NB	Overall
Neural network	15	20	35	20	16	36	20	17	37	18	17	35	17	17	34
	68.18	90.91	79.55	90.91	72.73	81.82	90.91	77.27	84.09	81.82	77.27	79.55	77.27	77.27	77.27
Logistic Regression	18	16	34	17	17	34	17	19	36	18	17	35	16	17	33
	81.82	72.73	77.27	77.27	77.27	77.27	77.27	86.36	81.82	81.82	77.27	79.55	72.73	77.27	75

B stands for bankruptcy groups. BN stands for no bankruptcy groups.

Concluyendo que efectivamente las técnicas estadísticas son buenas sin embargo, si los supuestos estadísticos no se cumplen, tales técnicas no son adecuadas y sus resultados serían muy inapropiados. Además las redes neuronales por su capacidad flexible de modelación no lineal aporta estimaciones más exactas haciendo una clasificación mucho mejor que los métodos tradicionales.

Finalmente Tsai y Wu (2008) reconocen que las redes neuronales multicapas perceptron enseñadas bajo el esquema de algoritmos de aprendizaje tipo back propagation es la técnica más utilizada para la toma de decisiones ante problemas financieros. A su vez resaltan la superioridad de tal técnica comparada con los modelos estadísticos tradicionales. Su estudio se centra en investigar el desempeño de un unclasificador como línea de base para compararla con múltiple clasificadores y múltiples clasificadores múltiples usando redes neuronales basadas en tres bases de datos distintas. A través de la comparación del unclasificador como parámetro de benchrmark en términos medios de exactitud en la predicción, el desempeño de los multclasificadores tuvieron un desempeño no muy aceptable en las tres bases de datos. Sin embargo en cuanto a la probabilidad de que cometan errores de tipo I y errores de tipo II no había gran diferencia por lo que da igual cualquiera de estos tres tipos de clasificadores. Y concluyen que al momento de diseñar la arquitectura de la red neuronal para predecir la



quiebra, es mucho mejor considerar estos tres tipos de clasificadores para tomar la decisión financiera óptima.

### **Conclusiones de estudios anteriores**

Como podemos observar, son varios los factores que afectan directamente el desempeño de una corporación que mal manejados, pueden desencadenar la quiebra. Entre los estudios que hemos revisado encontramos repetidamente los factores de liquidez, rentabilidad y solvencia como los determinantes clave.

Al final de cuentas la información proporcionada por las razones financieras es la parte medular de los datos utilizados en el desarrollo de los modelos de quiebra tanto en las firmas financieras como de otros sectores productivos.

Las técnicas más utilizadas son la univariante y las multivariantes. Entre estas últimas está el análisis discriminante, los modelos logit y probit. Según sea el modelo es la capacidad predictiva sin embargo, se recomienda tomar en cuenta que según la técnica empleada para desarrollar el modelo no son excluyentes sino complementarias debido a la peculiaridad que cada una ofrece en su esencia le dan particularidad propia a cada modelo desarrollado por las distintas técnicas.

Aplicando modelos univariantes para un modelo de predicción de quiebra bancaria las razones de rentabilidad son las que mejor explican la quiebra.

Se ha encontrado también que las razones que tienen efecto directo sobre el fenómeno de bancarrota son las razones de rentabilidad, liquidez y solvencia y un efecto indirecto las de endeudamiento.

Es importante recalcar que las empresas presentan una dilución de sus activos más líquidos previo a la bancarrota.

Un hallazgo más es que entre mayor sea el valor de mercado de las acciones menor es la probabilidad de quiebra.

Se descubrió también que entre más pequeña es la empresa, que no sea rentable, altamente apalancada, con problemas de liquidez y falta de flexibilidad para reinversiones, mayor es el riesgo de bancarrota.

Por otro lado, se ha cuestionado también la forma intuitiva en la que se selecciona la información de entrada para la formación de modelos como son en este caso las razones financieras pues no hay una base teórica para establecer la rigidez de este proceso por lo que da mayor flexibilidad en el proceso metodológico – empírico. Sin embargo, se propone también que este proceso de selección de razones sea con bases económicas. De esta manera se trata de ahorrar pasos en el proceso de selección de las variables como pudiese ser el empleo de algún análisis factorial para seleccionar las variables.

Después vienen otras aportaciones donde se combina la información contable con información del entorno macroeconómico y del ciclo económico donde se desenvuelve la empresa. Arrojando que la liquidez, solidez y tamaño de la empresa son los factores fundamentales ante la posibilidad de quiebra y de los factores externos son el PIB gap, la oferta monetaria de tipo M1 y el comportamiento del índice de producción industrial.

Finalmente se aplica una rama de la inteligencia artificial denominada redes neuronales para modelar la quiebra y efectivamente los factores significativos son liquidez, rentabilidad y solvencia donde manejados de forma deficiente se presenta la posibilidad de quiebra. Los modelos de redes neuronales artificiales son según los autores más exactos y poderosos que las técnicas estadísticas tradicionales sin descartar que también tenga desventajas sobre todo de clasificación errónea de variables durante el proceso de procesamiento de los datos. También será importante tomar en cuenta para el diseño en la arquitectura de la Red neuronal el tipo de clasificadores para poder tomar la decisión adecuada siendo estos los unclasificadores, los múltiples clasificadores y múlticlasificadores múltiples, siendo los mejores para predecir la quiebra los unclasificadores.

## **Metodología**

### **Muestra**

La muestra se seleccionó de la siguiente forma: 110 bancos quebrados y 50 bancos con buena salud financiera. Estos últimos bancos se seleccionaron del Nasdaq bank index cotizando en la bolsa de valores de Nueva York. La técnica de muestreo utilizada fue el muestreo aleatorio simple para asegurar que los bancos que forman la población tuvieran la misma probabilidad de ser seleccionados. Solo serán bancos norteamericanos los componentes de la muestra. La información de los bancos quebrados se sacó de la base de datos de la Office of General Counsel of Securiry Exchange Comisión.

### **Variables.**

Las variables independientes se dividieron en criterios de liquidez, calidad del crédito, solvencia, rentabilidad y eficiencia.

Liquidez: Caja y banco central/ activo total, prestamos / depósitos, Prestamos / activo total.

Calidad del crédito: reservas para insolvencia / activo total, utilidad antes de impuestos + reservas / provisiones, Provisiones / activo total medio.

Solvencia: capital social / activo total, capital social / activo total medio

Rentabilidad: ROE, ROA, margen de intermediación / activos totales medios, utilidad de operación / activos totales medios.

Eficiencia: Gastos de operación / utilidad de operación, activos netos (activo total – perdidas – acciones en cartera), capital social neto (capital social – perdidas – acciones en cartera), créditos otorgados, ingresos totales / activo total medio, utilidad bruta / activo total medio, utilidad antes de impuestos / activo total medio, ingresos neto de servicios / utilidad bruta e intereses pagados en el periodo.

### **Técnica estadística utilizada**

Se utilizará regresión logística por poder predictivo y exactitud al momento de desarrollar el modelo explicativo del a quiebra bancaria. El criterio de clasificación de los bancos para poder utilizar regresión logística es: bancos quebrados 1, bancos no quebrados 0. Así tenemos la clasificación binaria.

### **Software para procesar datos.**

Para realizar el análisis y procesamiento de los datos se utilizará el paquete estadístico statgraphics versión 5.0 plus.

Una vez hecho el análisis se procederá a su interpretación así como la evidencia del problema planteado al principio y la comprobación de la hipótesis de esta investigación a continuación plasmada:

### **Hipótesis de la investigación.**

“Los bancos norteamericanos están atravesando por problemas serios de liquidez y deficiencia en la recuperación de créditos otorgados presentando un alto riesgo de bancarrota”.

Después se procederá a aplicar el modelo desarrollado con las variables significativas a los valores de 25 bancos para ver su probabilidad de quiebra y evidenciar tanto el problema como la hipótesis.

Finalmente pasaremos a la revisión del cumplimiento de los objetivos primario y secundarios así como las conclusiones y recomendaciones finales.

### **Modelo desarrollado**

El modelo optimizado que contiene las variables significativas que explican la quiebra bancaria es el siguiente:

#### **Variables:**

Logistic Regression

Dependent variable: PROBLEM

Factors:

IG/ATM

MF/ATM

PNS/MO

ME/ATM

### Parámetros del modelo:

Estimated Regression Model (Maximum Likelihood)

Parameter	Standard Estimate	Estimated Error	Odds Ratio
CONSTANT	28.6718	58.7334	
IG/ATM	-3.36487	4.39383	0.0931418
MF/ATM	-6.52285	7.73365	0.000582724
PNS/MO	-1.678222	0.878218	0.374548
ME/ATM	10.23887	8.21638	8323.08

### Analysis of Deviance

Source	Deviance	Df	P-Value
Model	34.3318	3	0.0000
Residual	0.0612478	20	1.0000
Total (corr. )	34.3930	23	

### Poder predictivo del modelo:

Percentage of deviance explained by model = 99.8636

Adjusted percentage = 71.0863

### Valoración de las variables pruebas de chi cuadrada y valor p:

Likelihood Ratio Tests

Factor	Chi-Square	Df	P-Value
IG/ATM	8.7054	1	0.0063
MF/ATM	10.6943	1	0.0004
PNS/MO	09.5797	1	0.0078
ME/ATM	22.6095	1	0.0000

### Ecuación del modelo optimizado:

PROBLEM =  $\exp(\eta) / (1 + \exp(\eta))$

where

$\eta = 28.6718 - 3.36487 \cdot \text{IG/ATM} - 52285 \cdot \text{MF/ATM} - 1.678222 \cdot \text{PNS/MO} + 10.23887 \cdot \text{ME/ATM}$

### Transformación de la ecuación:

1

---

$$1 + \exp[-(28.6718 - 3.36487 \text{IG/ATM} - 52285 \text{MF/ATM} - 1.678222 \text{PNS/MO} + 10.23887 \text{ME/ATM})]$$

**Interpretación de los resultados.**

El modelo optimizado fue construido con 4 variables las que explican la quiebra en las firmas bancarias. Tales variables son:

- Ingresos totales / activo total medio.
- Margen de intermediación / activo total medio
- Producto neto en servicios / utilidad bruta
- Utilidad bruta / activo total medio

Las conclusiones que se puedan sacar del modelo general son bastante aceptables debido a que el valor P del análisis de varianza es mucho menor a .05 que fue el nivel de significancia seleccionado. Además, el poder predictivo del modelo es del 99.86% por lo que es bastante bueno y confiable. Las 4 variables son estadísticamente significativas al presentar un valor P inferior a .05 por lo que aportan información adecuada al modelo.

**Prueba del modelo.**

Se aplicó la ecuación del modelo desarrollado a las razones financieras de 25 bancos seleccionados aleatoriamente y estos son los resultados:

*Cuadro: probabilidad de quiebra de 25 bancos norteamericanos seleccionados al azar.*

BANCO	PODER PREDICTIVO DEL MODELO	PROBABILIDAD DE QUIEBRA
XXXXXXXXXX	99.86%	78%
XXXXXXXXXX	99.86%	69%
XXXXXXXXXX	99.86%	77%
XXXXXXXXXX	99.86%	89%
XXXXXXXXXX	99.86%	76%
XXXXXXXXXX	99.86%	55%
XXXXXXXXXX	99.86%	88%
XXXXXXXXXX	99.86%	45%
XXXXXXXXXX	99.86%	88%
XXXXXXXXXX	99.86%	78%
XXXXXXXXXX	99.86%	67%
XXXXXXXXXX	99.86%	92%
XXXXXXXXXX	99.86%	96%
XXXXXXXXXX	99.86%	76%
XXXXXXXXXX	99.86%	78%
XXXXXXXXXX	99.86%	67%
XXXXXXXXXX	99.86%	66%
XXXXXXXXXX	99.86%	69%
XXXXXXXXXX	99.86%	74%
XXXXXXXXXX	99.86%	67%
XXXXXXXXXX	99.86%	89%
XXXXXXXXXX	99.86%	94%
XXXXXXXXXX	99.86%	94%
XXXXXXXXXX	99.86%	96%
XXXXXXXXXX	99.86%	96%

### **Conclusiones y recomendaciones.**

Se determinó un modelo mediante la técnica estadística de regresión logística para encontrar la probabilidad de quiebra de los bancos norteamericanos. Sen encontró en tal modelo que solo 4 variables de las originalmente contempladas son significativas y explican de forma muy precisa la quiebra bancaria en Estados Unidos. Las variables son Ingresos totales / activo total medio, Margen de intermediación / activo total medio, Producto neto e servicios / utilidad bruta y Utilidad bruta / activo total medio.

Estas variables son las que recogen el desempeño de la cartera vencida, de los ingresos obtenidos por diversas fuentes y el nivel de eficiencia. Por lo que los bancos están atravesando severos problemas de liquidez y de recuperación de cartera. Esto ha impactado directamente en sus ingresos incrementando de sobremanera el grado de riesgo de que presenten la quiebra ante las autoridades financieras de Estados Unidos.

Se tomó una submuestra de 25 bancos para probar el modelo y se determinó que efectivamente el nivel de riesgo promedio es de 77% que los bancos se declaren en bancarrota. El nivel más bajo y el más alto fueron 45% y 96% respectivamente.

Los objetivos que se plantearon fueron cumplidos pues se desarrollo exitosamente un modelo de quiebra bancaria para las instituciones financieras norteamericanas, se evidencia que aplicando estas herramientas estadísticas se pueden tomar mejores decisiones en los negocios y los resultados obtenidos son realmente preocupantes por lo que se creará conciencia por el uso de herramientas cuantitativas que complementen la intuición del hombre de negocios que esta última ya no es suficiente para la toma de decisiones eficaz.

Finalmente podemos evidenciar claramente el problema que planteamos al inicio de esta investigación y la comprobación cabal de la hipótesis planteada.

Las entidades bancarias en Estados Unidos tienen alto riesgo de presentar quiebra.

Recomendamos a los hombres de negocios sobre todo los que tienen algún nexo con las instituciones bancarias norteamericanas que vigilen el desempeño de tales instituciones. Si tienen cuentas de ahorro, de negocios o reciben transferencias bancarias de algún banco americano se preparen ante el riesgo que presentan estos bancos por la falta de liquidez y solvencia.

El modelo desarrollado les servirá para que lo apliquen a sus procesos de toma de decisiones y de planeación estratégica sobre todo a las empresas exportadoras mexicanas.

Por ultimo hacemos hincapié en la necesidad de seguir ahondando en el tema de la quiebra bancaria y corporativa en Estado Unidos pues al parecer la crisis llegó para llegar y las empresas mexicanas deben de tomar en cuenta esto.



## Bibliografía.

1. Beaver, W. H. "*Financial ratios as predictors of feilure*", empirical Research in Accounting: Selected Studies, suplements to V. 4 of *Journal of accountant research*: 71 – 111, 1966.
2. Altman, E. "*financial ratios, discriminant Analysis and predition of corporate bankruptcy*" *journal of finance*: 589 – 609. 1968.
3. Ohlson, James. (1980), "*Financial Ratios and Probabilistic Prediction of Bankruptcy*", *Journal of Accounting Research*, Spring 80, Vol. 18, Issue 1.
4. Kesinkilic, Tugba. Sari, Gunes "*Probabilistic prediction o bankruptcy with financial ratios. An empirical study on Swedish market*" School of business, economics and Law, Goteborg University, Thesis No. 2006-9, supervisor Flood Lennart, Goteborg Sweden, 2006.
5. Bernhardsen, Eivind. "*A model of Bankruptcy prediction*" Working paper financial analysis and structure department, Research department, Norges Bank, Oslo 2001.
6. Peat, Maurice J. "*factor affecting the probability of bankruptcy*", working paper No. 130. School of business and economics, University of technology Sidney, 2003.
7. Pina Martinez, Vicente. "*la información contable en la predicción de la crisis bancaria 1977- 1985*". *Revista española de financiación y contabilidad*. Vol. XIX, No. 58. pp. 309 – 338. 1989.
8. Laffarga Briones J.; Martín Marín J. L.; Vázquez Cueto M.J.: "*La predicción de la quiebra bancaria: el caso español*", *Revista española de financiación y contabilidad*. Vol. XXI, No. 66. pp. 151 – 166. 1991.
9. Hol, Susan. "*The influence of the business cycle on bankruptcy probability*", Discussion papers No. 466, Statistics Norway, research department, 2006.
10. Cinca Serrano, Carlos. Martín del Río, Bonifacio. "*Predicción de la quiebra bancaria mediante el empleo de redes neuronales artificiales*", *Revista española de financiación y contabilidad*. Vol. XXIII, No. 74. pp. 3153 – 176. 1993.
11. Zhang Guoqiang, Hu Y. Michael. Patuo Eddy B. Indro C. Daniel, "*Artifical neural networks in bankruptcy predition: General framework and cross – validation analysis*", *European Journal of Operational Research*, 116, pp. 16 – 32. 1999.

12. Tsai Fong Chih. Wu Jhen Whei. *“Using neural network ensembles for bankruptcy prediction and credit scoring”* Expert Systems With Applications, 34. pp. 2639 – 2649. 2008.