

**TRABAJO DE INVESTIGACION PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRO EN ECONOMÍA
CENTRO DE ESTUDIOS ECONÓMICOS
EL COLEGIO DE MÉXICO**

***DETERMINANTES DE LAS CALIFICACIONES
DE CRÉDITO***

JOSÉ JAIME ARANA CORONADO

PROMOCIÓN 1991-1993

NOVIEMBRE DE 1998

ASESOR: CARLOS MANUEL URZÚA MACÍAS

AGRADECIMIENTOS

- A mi esposa **Roxana** por el apoyo que siempre me ha brindado.
- A mi hijo **David**, por ser la fuente de mi motivación para alcanzar mayores metas.
- Al profesor **Carlos Manuel Urzúa Macías** por los conocimientos transmitidos durante la Maestría, así como por el apoyo en la realización del presente trabajo.
- A la institución **El Colegio de México**, a la cual le manifiesto un gran aprecio y orgullo.

RESUMEN

En el presente trabajo se lleva a cabo la aplicación de un proceso econométrico con el objeto de determinar cuales son las razones financieras que explican las calificaciones de riesgo de crédito asignadas por las Agencias Calificadoras a las emisiones de deuda de empresas mexicanas, y las cuales fueron emitidas entre diciembre de 1996 y diciembre de 1997.

Así, se plantearon dos modelos, un modelo Probit Ordenado y un modelo lineal Múltiple.

En el primer modelo la variable dependiente (calificación de crédito) es tratada de forma cualitativa. Otra característica importante al usar el modelo Probit Ordenado, es que el riesgo marginal implícito es diferente en cada calificación de crédito, por lo que, dicho riesgo sigue un orden en función de la calificación.

Por el contrario, en el modelo de Regresión Lineal Múltiple la variable dependiente es cuantitativa (contrario al modelo Probit Ordenado) y el riesgo marginal de crédito es el mismo para cada una de las calificaciones.

Como resultado se obtuvo que, el modelo Probit Ordenado presentó un mejor comportamiento con el objeto de explicar las calificaciones de crédito, respecto al modelo Lineal múltiple.

INDICE	PAGINA
1) INTRODUCCCION	01
2) ANTECEDENTES	03
3) MARCO TEORICO	10
3.1) Modelo de Regresión Lineal Múltiple	10
3.2) Modelo Logit Multinomial versus Modelo Probit Ordenado	12
3.3) Comportamiento del fenómeno	19
4) ASPECTOS METODOLOGICOS CONSIDERADOS EN EL PLANTEAMIENTO DEL MODELO	23
4.1) Variables Dependiente	23
4.2) Razones financieras (var. independientes o explicativas).	24
4.3) Comportamiento de las variables	26
4.4) Planteamiento de los Modelos	26
5) RESULTADOS	29
6) CONCLUSIONES	39
7) BIBLIOGRAFIA	41
ANEXO A1	43
ANEXO A2	44
ANEXO B	45
ANEXO C	46

DETERMINANTES DE LAS CALIFICACIONES DE CRÉDITO

1) INTRODUCCION

En recientes años las calificaciones de crédito (el riesgo establecido por una agencia calificadora de riesgo de crédito respecto de la emisión de deuda bursatilizada por parte de empresas privadas) se ha incrementado de manera importante¹. Cabe mencionar que, uno de los requisitos para emitir títulos de deuda a través de la Bolsa Mexicana de Valores es que dicha emisión se encuentre calificada por una empresa calificadora de reconocido prestigio y que dicha emisión sea valorada con grado de inversión.²

Como un medio de financiamiento para las empresas, éstas emiten títulos de deuda (títulos de crédito) los cuales son vendidos a los grandes inversionistas por medio de la bolsa mexicana de valores. Estos títulos de deuda se pueden clasificar en 3 tipos dependiendo de su plazo: deuda de corto plazo (papel comercial, el cual es emitido generalmente a un plazo de un año), deuda de mediano plazo (pagaré de mediano plazo o pagaré financiero, el cual es emitido a un plazo de 1 a 3 años) y deuda de largo plazo (obligaciones o bonos a largo plazo, las cuales generalmente son emitidos a plazos de 3 a 5 años). Dichos títulos devengan de forma periódica el principal e intereses respecto del monto emitido. El agente económico al invertir en tales instrumentos, no nada más tiene que comparar el rendimiento que le ofrece dicha inversión respecto de inversiones alternas, sino también, tendrá que valorar el riesgo de crédito, es decir, la probabilidad de que la empresa que emitió dichos títulos al enfrentar dificultades para solventar los pagos de la emisión de dicha deuda, no sólo no le sea posible pagar el rendimiento pactado en la inversión, sino adicionalmente el principal de dicha deuda (el monto inicialmente prestado a la empresa).

¹ Véase Anuario Bursátil de la Bolsa Mexicana de Valores. Con base en dicha referencia las fuentes de financiamiento más importantes del mercado bursátil utilizados por el sector privado son las emisiones de acciones y las emisiones de deuda. Para 1993, el monto total de financiamiento fue de 11,266 millones de dólares, donde las emisiones de deuda representaron el 60.2%. Para los tres años posteriores el financiamiento bursátil disminuiría de manera importante, sin embargo, el monto sigue siendo significativo; para 1996 representó un monto de 2,001 millones de dólares.

² Lo que indica que el riesgo de crédito implícito de la emisión no es significativo, por lo que se recomienda adquirirla.

Bajo la consideración de que el agente económico no dispone de la información suficiente y oportuna con el objeto de llevar a cabo un análisis confiable respecto del riesgo de la emisión de deuda en la cual considera invertir, una alternativa es considerar la información ofrecida por las empresas calificadoras.

Sin embargo, a pesar de conocer la calificación, no necesariamente implica que refleje el riesgo de crédito implícito en la emisión de deuda de que se trate. Las empresas calificadoras enfatizan la importancia de los juicios subjetivos en el análisis que se lleva a cabo para la determinación de la calificación de la emisión³. Independiente de dicho aspecto, diversos autores han llevado a cabo el desarrollo de modelos estadísticos los cuales buscan determinar y predecir las calificaciones de riesgo de emisiones de bonos con base en información de empresas corporativas de países desarrollados.

De esta manera, la presente investigación sugiere la siguiente hipótesis:

Que las calificaciones respecto de emisiones de deuda de empresas las cuales cotizan en la Bolsa Mexicana de Valores y, que son dadas a conocer por las empresas calificadoras Standard & Poor's y Duff and Phelps pueden ser explicadas por un pequeño número de variables (razones financieras), las cuales permiten establecer una diferenciación del nivel de riesgo que cada una de las categorías o calificaciones de deuda implícitamente enfrenta. La verificación de dicha hipótesis, implica que la calificación es un buen elemento a considerar por el inversionista para determinar invertir en la compra de emisión de deuda.

Con el objeto de comprobar la hipótesis de trabajo, primeramente se dará a conocer algunos antecedentes respecto a investigaciones similares, a continuación el marco teórico sobre los modelos a desarrollar, posteriormente se establecerá la metodología tanto del manejo de la información como del modelo a utilizar y finalmente se darán a conocer los resultados y conclusiones.

³ Véase Standard and Poor's pp. 30; y Duff and Phelps de México, S.A. de C.V. pp. 167, 169, 171, 173, 175 y 177.

2) ANTECEDENTES

De los primeros antecedentes que se tienen respecto al tema, es el trabajo desarrollado por Horrigan (1966), quién mediante el uso de un modelo de regresión lineal múltiple estimó y predijo las calificaciones de riesgo asignada a las emisiones de bonos corporativos, tanto de aquellas nuevas emisiones como de las que cambiaron de calificación, y para lo cual se valió del uso de razones financieras (como variable explicativa). Considerando un total de 200 observaciones todas ellas de empresas pertenecientes al sector industrial, estableció 9 categorías respecto de la variable dependiente (calificación). Concluyó que las variables independientes significativas del modelo fueron: subordinación⁴, total de activos, capital de trabajo/ventas, valor neto de los bonos /deuda total y utilidad neta de operación/ventas). Dichas variables permitieron predecir el 58% de las calificaciones de la empresa calificadora Moody's, y el 52% de las calificaciones de la empresa calificadora Standard and Poor's. El modelo presentó una R^2 del 65%.

Otro modelo desarrollado es el de West (1970). El modelo plantea explicar las calificaciones de las emisiones de los bonos emitidos por las empresas privadas por medio de una función exponencial, en la que, la variable independiente, variabilidad de las ganancias, se encuentra elevada respecto de otras variables independientes. Para estimar dicho modelo, se linealizó la función en términos de los parámetros. Igual que Horrigan, consideró 9 categorías (calificaciones) respecto de la variable dependiente que en éste modelo quedó expresada en términos de logaritmos. El modelo presentó una R^2 de 71%. Las variables independientes relevantes del modelo fueron el logaritmo de la variabilidad de las ganancias, periodo de solvencia, valor en libros de la relación (empresa/deuda) y valor de mercado de la emisión de los bonos. Cabe mencionar que en éste modelo las observaciones consideradas no provinieron de un sector económico en particular.

⁴ Dicha variable se estableció como dicotómica. Se debe entender por Subordinación como el carácter legal que deberá de cumplir la emisión de que se trate, en éste caso se establece como prioridad el pago de la deuda emitida respecto de otras obligaciones que enfrente la empresa (o como una alternativa de pago que las emisiones de dicho bono puedan convertirse en acciones de la empresa, y el tenedor pase a ser dueño de parte del capital de la empresa).

En estos dos casos la variable dependiente fue tratada como una escala de intervalos, es decir, que el riesgo marginal es el mismo independientemente de la calificación que enfrente el bono. Otro aspecto importante, es que al comparar las variables independientes entre modelos, éstas fueron totalmente diferentes, la razón es que West enfocó su modelo con el objeto de determinar las variables que se consideran en el proceso de la toma de decisiones por parte de aquellos quienes califican los bonos, y no de establecer las variables optimas que permitieran predecir el riesgo de crédito, como en el caso del modelo de Horrigan.

El procedimiento denominado Análisis de Discriminación Múltiple fue otra alternativa para desarrollar funciones de carácter predictivo respecto de las calificaciones de los bonos. Al considerar las diferentes categorías (calificación de riesgo) en la variable dependiente, el procedimiento busca formar grupos de información con características a fines, a los cuales, se les asigna una función para posteriormente estimar sus correspondientes parámetros. Para conformar dichos subconjuntos (grupos de información), como uno de los criterios a utilizar es maximizar la razón suma cuadrada de las desviaciones del subconjunto respecto de la suma cuadrada de las desviaciones del conjunto.

De esta manera, aunque dicho procedimiento al agrupar la información considera las diferentes categorías de la variable dependiente, sigue dejando de lado la naturaleza ordinal que existe en la variable dependiente.

Adicionalmente, presenta la desventaja de que requiere de fuertes supuestos de distribución para clasificar a la variable independiente.

Éste procedimiento fue aplicado por Pinches y Mingo (1973) en funciones lineales y por Atman y Kaltz (1974) en funciones cuadráticas. Respecto a Pinches y Mingo no consideraron información de algún sector económico en particular, contrario a Atman y

Kaltz quienes se centraron en información de las calificaciones de bonos de empresas del sector de la industria eléctrica.

Pinches y Mingo utilizando información de bonos que fueron emitidos entre 1967 y 1968 formaron dos subconjuntos de información. En el primero se consideraron 132 observaciones (muestra original) en el segundo 48 (muestra base). En la muestra original la R^2 fue del 69.7%, mientras que en la muestra base fue del 64.58%. Por otra parte, las variables independientes relevantes del modelo fueron la variable subordinación, tamaño de la emisión, (ingresos netos + intereses)/intereses, años de dividendos consecutivos, deuda de largo plazo/activos totales, ingresos netos/activos totales. El modelo estimado se utilizó nuevamente con el objeto de determinar su carácter predictivo, para lo cual se tomó información de emisiones de bonos de 1969. El resultado obtenido es que el 56% de los bonos fueron clasificados de forma correcta. Cabe señalar, que gran parte de los bonos clasificados de forma incorrecta se suscribieron a una determinada categoría. Al corregir este aspecto respecto a la categoría en cuestión, ocasionó que ahora las incorrectas asignaciones en los bonos se presentarán en las demás categorías.

Respecto de Altman y Kaltz, las variables independientes de mayor importancia fueron la razón de cobertura de intereses, variabilidad de las ganancias, variabilidad de la cobertura de intereses, razón ingresos/inversión, razón (gastos de mantenimiento + depreciación)/ingresos de operación. El modelo estimado por los presentes autores presentó un carácter predictivo del 76%. Uno de los inconvenientes del modelo estimado es en el sentido de que los coeficientes o parámetros presentaron signos no esperados.

Kaplan y Urwitz (1979), considerando las desventajas del procedimiento de Análisis de Discriminación Múltiple, plantearon el desarrollo de un modelo donde la calificación consideró el carácter ordinal (y por consiguiente la diferenciación del riesgo en cada categoría de riesgo). Con el objeto de mostrar el desempeño de dicho modelo se confrontó con un modelo lineal.

El modelo planteado por estos autores fue un modelo Probit Ordenado, dado que las categorías (calificaciones) de riesgo a parte de presentar un riesgo diferente, también siguen un orden. El modelo es estimado por Máxima Verosimilitud que tiene la ventaja de que los estimadores obtenidos son consistentes, asintóticamente eficientes y tienen una conocida distribución muestral. Respecto al tamaño de la muestra se consideró 120 observaciones de calificaciones de bonos correspondientes al periodo de 1971-1972, las cuales no presentaron cambios durante el periodo; y 140 observaciones respecto de calificaciones de nuevas emisiones de bonos correspondientes al sector industrial.

Con base en el carácter predictivo de los dos modelos estimados se procedió a comparar cual presentaba un mejor desempeño. El resultado obtenido es que el modelo de regresión lineal múltiple clasificó de forma correcta el 55% de las calificaciones de riesgo estimadas para dichos bonos, mientras que el modelo probit clasificó el 50% de forma correcta, por lo que dichos autores concluyeron que el modelo lineal aparenta una mayor robustez. Señalan que una razón de considerar el uso de un modelo lineal en el caso de las calificaciones de riesgo en bonos se sustenta en el hecho de que las categorías o el intervalo de escalas estimadas mediante el modelo probit, muestran una secuencia de intervalos casi iguales, lo que indica que la magnitud del riesgo de crédito de cada categoría es similar. Respecto a las variables independientes que resultaron significativas fueron las siguientes: variable subordinación; total de activos; el valor beta, como una medida de variabilidad del valor de mercado de los bonos.

En el caso del estudio realizado por Ederigton (1985), también lleva a cabo el planteamiento de dos modelos, 1) un modelo lineal y, 2) un modelo probit ordenado. Como resultado de su estudio mostró que el modelo Probit Ordenado presentó un mejor comportamiento respecto al modelo lineal. En su modelo consideró un tamaño de muestra mayor al utilizado al de Kaplan y Urwitz. Dicho autor señala que las inferencias obtenidas con modelos probit ordenados son más adecuados que aquellos modelos lineales en los que se usa mínimos cuadrados.

A diferencia de los trabajos anteriores los cuales se enfocaron a las emisiones de bonos de empresas corporativas, Richard Cantor y Frank Packer (1996) centran su estudio en determinar cuales son los indicadores económicos que explican las calificaciones de riesgo asignada a las emisiones de deuda de los Gobiernos Centrales de países desarrollados y subdesarrollados. Dichos autores parten de un número determinado de indicadores económicos (ingreso percapita, crecimiento del producto interno bruto, tasa de inflación, balance fiscal del gobierno, balance de la cuenta corriente, deuda externa, nivel de desarrollo económico y comportamiento histórico respecto al cumplimiento de dicho país en el pago de su deuda externa).

En dicho análisis, se plantearon varios modelos econométricos: lineal múltiple, logarítmico, exponencial y Probit Ordenado. En el caso de éste último modelo la variable dependiente es cualitativa (se consideraron 16 categorías o calificaciones de riesgo). En tales modelos se utilizó un total de 49 observaciones.

Como resultado, se obtiene que el modelo de regresión lineal múltiple resultó considerablemente mejor respecto de los modelos no lineales (logarítmico y exponencial). Dicho modelo presentó una R^2 del 90% y un carácter predictivo del 70%. Respecto del modelo Probit Ordenado no se pudo estimar los parámetros por máxima verosimilitud (no se obtuvo convergencia hacia algún resultado). De acuerdo a los autores, lo anterior fue debido al gran número de categorías (variable dependiente) y pocas observaciones para cada categoría.

De acuerdo a lo referido en esta sección, se destaca lo siguiente:

1. Respecto a las variables independientes. Con base en los diferentes elementos vertidos por los autores no existe una razón fundamental por el cual deben de incluirse o excluirse determinadas razones financieras que serán utilizadas para estimar el modelo, sin embargo, sí es posible destacar que las razones utilizadas se suscriben a los siguientes grupos:

- Las relacionadas al tamaño de la empresa. Total de los activos, Valor en libros de la empresa, tamaño de la emisión.
- Las relacionadas a la estabilidad de la empresa. Variabilidad de las ganancias, periodo de solvencia, años de dividendos consecutivos, valor de mercado de los bonos.
- Las relacionadas a la cobertura de las obligaciones. (ingresos netos + intereses)/intereses, valor neto/deuda, valor en libros/deuda, deuda de largo plazo/activos totales.
- Las relacionadas a la rentabilidad de la empresa. Utilidad neta de operación/ventas, capital de trabajo/ventas.
- La relacionada al aspecto legal. Prioridad en el cumplimiento de las obligaciones que se derivan de la emisión de deuda por parte de una empresa. Subordinación.

Así, ha excepción de contar con un indicador que permita señalar si la deuda emitida por empresas mexicanas presenta o no el carácter de subordinada, en el presente trabajo a desarrollar se consideran razones financieras de los anteriores grupos señalados, lo cual no indica que sea exactamente la misma razón financiera a las utilizadas por los autores antes citados.

Cabe señalar que, respecto de las posibles fuentes de información sobre razones financieras de las empresas mexicanas, generalmente se dan a conocer un número pequeño de ellas, lo que reduce la posibilidad de usar las mismas razones financieras establecidas por tales autores.

2. Con relación a los modelos vertidos por los autores más recientes, teóricamente están de acuerdo, que dado el fenómeno que se busca explicar (las calificaciones de riesgo, variable cualitativa, así como la forma funcional del modelo) el uso de modelos Probit Ordenados serían los más adecuados, sin embargo, en la práctica se han presentado diferentes resultados al comparar dichos modelos con los de regresión lineal múltiple. El tamaño de la muestra ha resultado ser un elemento significativo para estimar modelos

Probit Ordenados, como es el caso, de los trabajos llevados a cabo por Kaplan y Urwitz, Ederigton, y Richard Cantor y Frank Packer.

En el presente trabajo se consideró un tamaño de muestra de 122 observaciones, donde a excepción de aquellas observaciones calificadas con mayor grado de riesgo (mxCC y mxD para Standard & Poor's, y MDD y MD para Duff and Phelps), las demás consideraron un tamaño de muestra lo suficientemente significativo (mayor a 3 observaciones) que permita estimar un modelo Probit Ordenado y compararlo con un modelo lineal. Así, implícitamente lo que se estaría comparando, sería:

- Un modelo de regresión lineal múltiple donde se estaría suponiendo que no existe diferenciación respecto al riesgo de crédito de cada categoría, respecto de,
- Un modelo Probit Ordenado, donde se indicaría la existencia de dicha diferenciación de riesgo, y por consiguiente la necesidad de establecer un orden respecto a los niveles de riesgo.

3. Tipo de muestra. Un punto el cual no ha sido resaltado es respecto al tipo de muestra utilizada. Autores como Horrigan, Atman y Kaltz, Kaplan y Urwitz, R. Cantor y F. Parker, en sus respectivos modelos utilizan observaciones las cuales se suscriben a un sector en particular. La razón de considerar al tipo de muestra como un elemento significativo, es por el hecho, de que las mismas empresas calificadoras en su proceso de análisis destacan realizarlo de forma sectorial con el objeto de comparar información más acorde a la naturaleza del sector. Adicionalmente, sectores como el financiero presenta razones que son calculadas de forma muy particular respecto de los demás sectores. De esta manera, el estudio a desarrollar sólo se considerará información de empresas del sector industrial y comercial.

3) MARCO TEORICO

En la literatura se destaca que en el caso de problemas de elección cualitativa como pudiera ser, las preferencias en la forma de viajar entre múltiples opciones de medios de transporte, la asignación del personal de una empresa en diversas actividades laborales con base en su nivel de especialización, el tipo de seguro o cobertura a elegir por un consumidor, etc., las formas funcionales más adecuadas para modelarlos son las denominadas Logit y Probit⁵ con relación a modelos en los cuales la variable dependiente es de carácter cuantitativo, tal es el caso de los modelos lineales. Adicionalmente, éstos últimos presentan varios problemas en el proceso de estimación de sus parámetros. A continuación se destacará lo antes citado.

3.1) Modelo de Regresión lineal Múltiple.

El modelo de regresión lineal múltiple se expresa de la siguiente forma:

$y_i = \beta_0 x_{0i} + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_p x_{pi} + U_i$, donde el subíndice “i” es el número de observaciones las cuales van de 1 a n, y el subíndice “p” representa el número de variables explicativas que se encuentran en el modelo.

De manera matricial el modelo planteado es el siguiente:

$y = (1, x')\beta$, donde la variable “y” es un vector de n x 1, “x” es una matriz de n x (p+1), los parámetros “ β ” a estimar es un vector de (p+1) x 1, y U (el término el cual representa al error o residuos) es un vector de n x 1.

Sí se considera que lo que se busca representar en términos de la variable “y”, es que, el riesgo marginal de cada calificación sea la misma para todas las categorías, lo que se tendría que llevar a cabo es representar a dicha variable en términos de una escala, la cual, se distribuyera entre 0 y 1, y a la vez que cada categoría presente la misma magnitud:

Calificación o categoría	Probabilidad o valor asignado a la variable "Y"
mxAAA, MAAA	1
mxAA, MAA	8/9
mxBBB, MBBB	7/9
•	•
•	•
•	•
mxD, MD	1/9

En éste caso, el riesgo marginal es de 1/9. Aquí se presenta un primer problema si se considera que el fenómeno en estudio, implícitamente en cada calificación presenta un riesgo marginal diferente.

Adicional, al hecho de que el modelo lineal presente un riesgo marginal igual para todas sus categorías, es el hecho de que, la variable dependiente no es cualitativa, es decir, no se plantea estimar una probabilidad para la categoría o calificación de que se trate, en función de los valores que presentan las razones financieras respecto de dicha categoría.

Así, en el modelo lineal la variable dependiente, calificación de riesgo, se le asigna un valor cuantitativo a cada una de las categorías o calificaciones, lo que no corresponde con el fenómeno en cuestión.

Cabe señalar, que las empresas Calificadoras citadas en el presente trabajo (Standard & Poor's y Duff and Phelps) señalan que las calificaciones de riesgo en ningún momento tienen asociado un valor cuantitativo, sino que con base en las características que presenta la emisión de deuda (valor de las razones financieras, factores externos a la empresa, el

⁵ Véase Willian H. Greene. pp. 635 y 636.

riesgo moral), se le asigna una calificación la cual refleja un mayor o menor riesgo de crédito entre sus categorías.

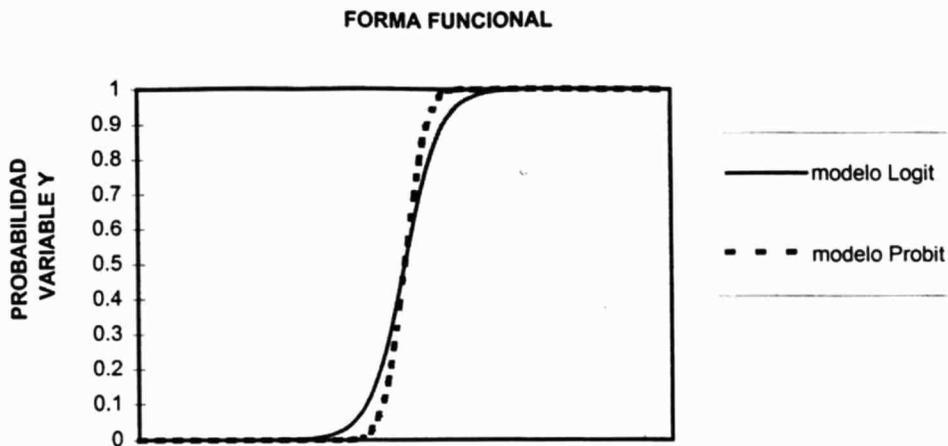
Por otra parte, en la estimación del modelo lineal se pueden presentar los problemas siguientes:

1. Los estimadores pueden no ser eficientes. Al ser un fenómeno el cual considera información de corte transversal, los residuos pueden presentar una varianza heteroscedástica, ya que dependen del valor de “y”, que a su vez ésta en función del valor que tome “x”⁶, por lo que, primeramente será necesario aplicar pruebas que permitan determinar la existencia de dicha heteroscedasticidad. En caso de estar presente, para poder estimar el modelo será necesario aplicar la técnica de Mínimos Cuadrados Ordinarios Generalizados y obtener una varianza homoscedástica.
2. La bondad de ajuste del modelo (R^2) es poco significativa, dado el fenómeno que se busca modelar.

3.2) Modelo Logit Multinomial versus Modelo Probit Ordenado.

Como ya se mencionó en el caso del modelo lineal el $\frac{\Delta y}{\Delta x}$ es constante para todas las categorías. En el caso de los modelos Logit y Probit $\frac{\Delta P(y = j)}{\Delta x}$ estará en función de la categoría que tome la variable independiente. La forma funcional de un modelo Logit y Probit se representa en la siguiente gráfica:

⁶ Véase Gujarati (1992). pp.409.



Como se aprecia en la gráfica las formas funcionales de los modelos Logit y Probit son bastante comparables, siendo la diferencia principal que la logística tiene “colas” ligeramente más planas, lo que implica que la curva normal (Probit) se acerca más rápidamente a los ejes.

Sin embargo, a pesar de que son similares respecto a la forma funcional, al plantear el modelo Logit Multinomial (es decir, que la variable dependiente tome más de dos valores) el cálculo de las probabilidades en cada una de las categorías de riesgo no considera el carácter Ordinal de la variable dependiente, contrario, al caso del modelo Probit Ordenado⁷.

Así, planteando el modelo Logit donde se considera el caso general, la variable dependiente “y” toma los valores 0, 1, 2,..., n. Dado que la variable dependiente tiene n categorías se tienen n-1 funciones logísticas.

Por otra parte, se tiene un vector de variables independientes “x” de longitud p+1, donde $x_0=1$ (valor que se designa para representar el término constante de la función). Las n-1 funciones logísticas se representan de la siguiente manera:

⁷ Véase Willian H. Greene. pp. 672.

$$g_1(x) = \ln \left[\frac{P(y = 1 / x)}{P(y = 0 / x)} \right]$$

$$= \beta_{10} + \beta_{11}x_1 + \beta_{12}x_2 + \dots + \beta_{1p}x_p$$

$$= (1, x') \beta_1$$

$$g_2(x) = \ln \left[\frac{P(y = 2 / x)}{P(y = 0 / x)} \right]$$

$$= \beta_{20} + \beta_{21}x_1 + \beta_{22}x_2 + \dots + \beta_{2p}x_p$$

$$= (1, x') \beta_2$$

-
-
-

Las probabilidades condicionales de cada categoría (o posibles valores que puede tomar “y”) son las siguientes:

$$P(y=0 / x) = \frac{1}{1 + e^{g_1(x)} + e^{g_2(x)} + \dots + e^{g_{n-1}(x)}}$$

$$P(y=1 / x) = \frac{e^{g_1(x)}}{1 + e^{g_1(x)} + e^{g_2(x)} + \dots + e^{g_{n-1}(x)}}$$

-
-
-

Se denotará a $\pi_j(x) = P(y=j / x)$ para $j= 0,1,2,\dots,n-1$; donde cada j es una función del vector de p parámetros $\beta' = (\beta_1', \beta_2', \dots, \beta_p')$. Una expresión general de la probabilidad condicional en el modelo de n categorías es:

$$P(y=j / x) = \frac{e^{g_j(x)}}{\sum_{k=0}^n e^{g_k(x)}}$$

donde el vector $\beta_0 = 0$, por lo que $g_0 = 0$

Para construir la función de verosimilitud, es conveniente formular n variables binarias asignando 0 o 1 para indicar los resultados de cada observación. Así cada variable “y” se comporta de la siguiente forma:

sí $y=0$ entonces $y_0=1, y_1=0, y_2=0,\dots, y_n=0$

sí $y=1$ entonces $y_0=0, y_1=1, y_2=0,\dots, y_n=0$

-
-
-

Cada una de las “n” categorías de “y” se comporta como una variable binaria, donde el valor de 1 se asigna cuando ocurre el evento correspondiente y el valor de 0 se asigna en el resto de las observaciones de las demás categorías. Con base en lo anterior se puede observar que no importa que valor tome “y”, siempre $\sum y_j = 1$

Así la función de verosimilitud para un tamaño de m observaciones independientes es:

$$l(\beta) = \prod_{i=1}^m \left[\pi_0(x_i)^{y_{0i}} \pi_1(x_i)^{y_{1i}} \pi_2(x_i)^{y_{2i}} \dots \pi_{n-1}(x_i)^{y_{(n-1)i}} \right]$$

Aplicando logaritmos y donde $\sum y_{ji} = 1$ para cada i , la función logarítmica de verosimilitud es:

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n y_{1i} g_1(x_i) + y_{2i} g_2(x_i) + \dots + y_{ni} g_n(x_i) - \ln(1 + e^{g_1(x_i)} + e^{g_2(x_i)} + \dots + e^{g_n(x_i)}) \dots \dots \dots (1)$$

Como se muestra, para el evento $y = j$ con el objeto de determinar $P(y=j / x)$, se establece que tomará el valor de 1, mientras que para las otras categorías $y \neq j$ se les asigna el valor de 0, lo mismo para el cálculo de las demás probabilidades. En dicho proceso, al estimar los parámetros no se tiene presente que las categorías guardan un orden, contrario a las calificaciones de riesgo, donde una calificación de riesgo MAAA seguramente tiene un menor riesgo de crédito respecto de una calificación MAA, y a la vez ésta respecto de una calificación MBBB, etc. De esta manera, dado el fenómeno a modelar no tendría sentido usar el presente modelo para estimar un comportamiento entre las calificaciones de riesgo de crédito y las razones financieras.

Por el contrario al desarrollar el modelo Probit Ordenado, no sólo se plantea una forma funcional donde cada categoría presenta un riesgo diferente, sino también permite establecer una naturaleza ordinal de las categorías.

En el presente trabajo se plantea que la variable dependiente consta de 9 categorías, de esta forma se pretende estimar la variable “y*”, al establecer el modelo:

$$y^* = (1, x')\beta + U$$

donde la variable y^* es un valor no observado. Ahora, para cada una de las categorías se establecen una serie de restricciones que deberá de cumplir y^* :

$y = 0$	si	$y^* \leq 0$
$y = 1$	si	$0 < y^* \leq \mu_1$
$y = 2$	si	$\mu_1 < y^* \leq \mu_2$
•	•	•
•	•	•
•	•	•
$y = 8$	si	$\mu_7 < y^*$

De esta manera, al ser estimados los parámetros “ μ ” y “ β ” permitirán calcular el valor de y^* , así como las probabilidades. Para poder estimar dichas probabilidades es necesario establecer el modelo Probit Ordenado. Dicho modelo surge de la función de densidad de probabilidad normal:

$$f(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-(z-\mu_i)^2/2\sigma^2}$$

y donde la función de distribución acumulada es:

$$F(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z e^{-(z-\mu_i)^2/2\sigma^2}$$

De esta manera cada valor de y^* al ser evaluada mediante la función de distribución acumulada y considerando las restricciones a cumplirse en cada una de las categorías tendrá asociada una probabilidad.

Las probabilidades de cada categoría se determinan de la siguiente forma:

$$P(y = 0) = \phi(-\beta \cdot x)$$

$$P(y = 1) = \phi(\mu_1 - \beta \cdot x) - \phi(-\beta \cdot x)$$

$$P(y = 2) = \phi(\mu_2 - \beta \cdot x) - \phi(\mu_1 - \beta \cdot x)$$

-
-
-

$$P(y = 8) = 1 - \Phi(\mu_7 - \beta \cdot x)$$

donde, $0 < \mu_1 < \mu_2 < \dots < \mu_7$

$$\Phi(t) = e^{-t^2/2}$$

$$\phi(\beta \cdot x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\beta \cdot x} \Phi(t) dt, \text{ que es la función de distribución normal estándar ya que}$$

“t” se distribuye con media igual a cero y varianza igual a 1.

De esta manera, al ser estimados los parámetros “ μ ’s” y “ β ’s” mediante un proceso iterativo (de Newton) son evaluados en la función de distribución normal estándar con el objeto de determinar las probabilidades para cada una de las categorías. La sumatoria del logaritmo natural de tales probabilidades permite obtener el valor denominado **Logaritmo de Verosimilitud**, el cual, posteriormente será utilizado para establecer las variables explicativas significativas del modelo y por consiguiente el mejor modelo.

Así la función de verosimilitud se encuentra determinada respecto de los parámetros “ μ ’s” y “ β ’s”:

$$L = L(Y | \beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{mk}, \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_7)$$

donde “Y” se define como una variable binaria, la cual en términos de la función tomará el valor de 1.

Así el Logaritmo de la función de Verosimilitud se expresa de la forma siguiente:

$$L = \ln L = \sum_{j=1}^7 \sum_{k=1}^m Y_j * \ln(\phi_{j,k} - \phi_{j-1,k})$$

Hasta aquí, se estableció como de manera teórica el modelo Probit Ordenado permitirá estimar las probabilidades, considerando tanto la existencia de un riesgo marginal diferente para cada categoría, como, el hecho de establecer un orden del riesgo marginal. Lo que falta es considerar el comportamiento del fenómeno a fin de mostrar que la función Probit Ordenada es la más adecuada para modelar a dicho fenómeno.

3.3) Comportamiento del fenómeno

Las calificaciones asignadas a la deuda emitida por las empresas (**variable dependiente de los modelos a desarrollar**), se define como la expresión de una opinión acerca de la probabilidad y riesgo relativo de la capacidad e intención de un emisor de un título de deuda de crédito colocado en el mercado de valores de México, de efectuar su pago precisamente en el plazo acordado.

En la determinación del nivel de riesgo, la agencia calificadora no expresa juicio sobre la bondad del emisor. De hecho no se califica al emisor, sino a la emisión. Una misma empresa puede llevar a cabo diversas emisiones de deuda y en cada una de ellas podrá tener diferente evaluación en función de la estructura y características individuales de cada emisión (plazo, garantías, avales, etc.). Por lo anterior, no necesariamente a todas las emisiones de una misma empresa les corresponde la misma calificación.

Adicionalmente, con el objeto de determinar el nivel de riesgo y por consiguiente la calificación, la agencia calificadora lleva a cabo un análisis tanto de elementos cuantitativos como cualitativos. Dicho análisis comprende el estudio de razones y proyecciones financieras así como el entorno económico de la empresa, su posición competitiva, desarrollo de productos, administración y estrategias, etc.

Aunque todos estos elementos intervienen en la determinación de la calificación de la emisión, finalmente los indicadores financieros de la empresa se pueden considerar como un reflejo de la actual situación económica que enfrenta la empresa, del nivel de productividad y rentabilidad de la misma, y de la manera en como se encuentran estructuradas sus obligaciones. El hecho de tener un conocimiento de los elementos ajenos a la empresa (su entorno económico), permite establecer la factibilidad de que permanezca estable o se modifique la calificación que actualmente tiene asignada la emisión. De esta

forma expresar un modelo en el que la actual calificación se encuentre en función de determinadas razones financieras es razonable.

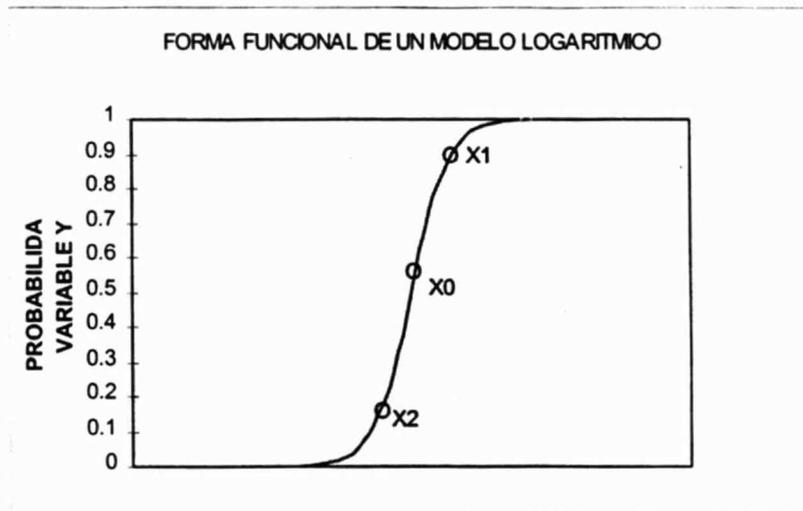
Otro aspecto importante el cual también influye en la determinación del riesgo de crédito es la solvencia moral del deudor.

El inversionista al realizar una inversión (por ejemplo, compra de títulos de deuda) en general considera dos aspectos; la solvencia económica y la solvencia moral del deudor, es decir, no nada más valora si la empresa tendrá la capacidad de generar los recursos económicos para solventar las obligaciones que haya adquirido, sino también, si el deudor tiene como prioridad cumplir con dichas obligaciones. Partiendo de que la emisión de deuda es una fuente de financiamiento importante para el deudor, éste buscará en todo momento conservar una “buena reputación” con respecto a los agentes económicos (inversionistas), con el objeto de que le sea posible seguir usando en el futuro éste medio de financiamiento.

De esta forma, a pesar de presentarse una relación entre la calificación y las razones financieras; los elementos ajenos a la empresa y la solvencia moral del deudor pueden tomar una gran relevancia, y por consiguiente, ocasionar que la calificación asignada a la emisión considere un riesgo de crédito mayor o menor al que en principio mostraría las razones financieras. Esto es a lo que lleva a establecer una probabilidad del posible riesgo de crédito que enfrenta la empresa, ya que, en la medida que las razones financieras muestren una situación financiera mejor se tendrá una mayor probabilidad de que cumpla con sus obligaciones, aún ante factores no inmersos en las razones financieras; y por el contrario, mientras más grave sea la situación financiera de la empresa menos probabilidades tendrá de cumplir sus obligaciones.

Al considerar tanto los factores ajenos a la empresa como la solvencia del deudor, la forma funcional de la probabilidad de riesgo de crédito de una emisión de deuda (variable “y”) no presenta una relación lineal, por el contrario, el incremento marginal de la probabilidad

estará en función de la variable “x” (variable explicativa). La forma funcional entre la variable “y”, y cada una de las variables explicativas se muestra en la siguiente gráfica:



Dicha gráfica puede ser subdividida en 3 regiones respecto al valor que toma la variable “x”:

- a) Cuando $x < x_2$, el $\frac{\Delta y}{\Delta x} < 1$. El valor de “x” refleja una razón financiera la cual hasta antes de x_2 se encuentra demasiado alejada del valor “ x_0 ” lo que indica que, independientemente de un buen entorno económico y solvencia moral, las razones financieras en principio ya reflejan una mala situación de la empresa de tal forma que no le permite solventar sus obligaciones y por ende, a pesar de un incremento unitario de “x” muy seguramente el cambio en la probabilidad de riesgo de crédito será poco significativo.
- b) Cuando $x_2 < x < x_1$, el $\frac{\Delta y}{\Delta x} > 1$. El valor de “x” se encuentra en un rango en el cual se encuentra muy cerca del valor “ x_0 ”, por lo que, un incremento unitario de “x” ocasionará que la probabilidad del riesgo de crédito disminuya significativamente. Dados los niveles de las razones financieras que refleja la empresa; los factores ajenos y la solvencia moral pueden influir de forma importante en la determinación del riesgo de

crédito, lo que con lleva a que ante un incremento o decremento de las razones financieras, se disminuya o incremente significativamente el riesgo de crédito.

- c) Cuando $x > x_1$, el $\frac{\Delta y}{\Delta x} < 1$. El valor de “x” refleja una razón financiera la cual muestra la solidez económica de la empresa, por lo que, ante un incremento unitario en dicha razón, no ocasionará una variación importante en la disminución del riesgo de crédito. Se puede señalar que, antes del incremento, seguramente la empresa ya presentaba una alta probabilidad de cumplir con sus obligaciones.

De esta manera, se considera que un modelo Probit Ordenado tendría la facultad de modelar de una mejor manera al fenómeno en cuestión, respecto de un modelo de Regresión Lineal.

4) ASPECTOS METODOLÓGICOS CONSIDERADOS EN EL PLANTEAMIENTO DEL MODELO.

4.1) Variable Dependiente

Cada agencia calificadora de riesgos establecen una escala de calificaciones. Dicha escala dependerá del plazo de la emisión, por lo que se tiene una escala para emisión de deuda de corto plazo y otra escala para el caso de deuda de mediano y largo plazo. Además, en cada escala se establece una serie de categorías las cuales van de la de menor riesgo a la de mayor riesgo. El presente estudio se centro básicamente en las calificaciones de emisiones de deuda de largo plazo.

Cada agencia tiene su propia metodología para determinar el riesgo en cada emisión, sin embargo, respecto de las agencias Standard & Poor's y Duff and Phelps para el caso de las emisiones de deuda de largo plazo, no presentan diferencias significativas en cuanto a los elementos establecidos en cada categoría. Lo anterior permitió establecer una similitud entre las distintas categorías de riesgo⁸:

EMPRESA CALIFICADORA	
STANDARD & POOR'S	DUFF AND PHELPS
Categorías con grado de inversión.	
mxAAA	MAAA
mxAA	MAA
mxA	MA
mxBBB	MBBB
Categorías que no cumplen con el grado de inversión.	
MxBB	MBB
mxB	MB
mxCCC	MCCC
mxCC	MDD
mxD	MD

⁸ Las categorías están señaladas de mayor calificación (menor riesgo de crédito) a menor calificación.

La razón de llevar a cabo dicha similitud es con el objeto de hacer comparable la información sobre calificación de deuda por parte de las dos agencias señaladas, para su posterior utilización en los modelos estadísticos a desarrollar en el presente trabajo.

4.2) Razones financieras (variables independientes o explicativas).

Con el objeto de resumir la situación financiera de una empresa, las agencias calificadoras de riesgos establecen determinadas razones financieras las cuales buscan medir la rentabilidad, liquidez, estabilidad o apalancamiento y productividad de dicha empresa.

Cabe señalar que en función del sector económico las razones que miden la situación financiera de una empresa son conformadas de manera diferente.⁹

El presente análisis se centro en considerar sólo empresas del sector industrial y comercial con el objeto de que los valores de los indicadores financieros sean comparables. Las razones financieras usadas en el modelo son las siguientes¹⁰:

1) activo circulante /pasivo circulante	Razón que mide la liquidez de una empresa. Activos que se espera que sean convertidos en el año en curso, comparado con las obligaciones que deben de ser pagadas en el mismo año.
2) (activo circulante - inventarios)/ pasivo circulante	Razón de liquidez que compara la relación de los activos más líquidos de la empresa con las obligaciones por vencer en el presente año. Contribuye a reflejar la flexibilidad de más corto plazo que posee una empresa para enfrentar eventualidades en su operación de mercado.

⁹ Véase Duff and Phelps de México, S.A. de C.V. pp. 167, 169, 171, 173, 175 y 177.

¹⁰ Como parte de su análisis de las diferentes emisiones de deuda, Duff and Phelps de México establece como se conforman las diferentes razones financieras de las empresas pertenecientes al sector Industrial, Comercio y Servicios. pp. 167.

3) Cuentas por cobrar * 360 / costo de ventas	Razón de liquidez que indica el periodo promedio de tiempo que se requiere para cobrar las cuentas pendientes. Normalmente se utiliza para visualizar la eficiencia de los recursos financieros.
4) Proveedores * 360 / costo de ventas	Razón de liquidez que indica el periodo promedio de tiempo que se requiere para pagar las cuentas pendientes.
5) (utilidad operativa + depreciación + amortizaciones) / (gastos financieros + deuda de corto plazo)	Razón de cobertura que mide el grado en el que el efectivo generado por la operación logra cubrir el compromiso su deuda bancaria y bursátil de corto plazo y los gastos financieros que ésta genera.
6) Utilidad neta / capital contable	Razón de rentabilidad que mide el rendimiento sobre la inversión de los accionistas de la empresa. Se refiere fundamentalmente a la productividad sobre el capital en un periodo determinado.
7) Utilidad neta / ventas netas	Razón de rentabilidad que mide el porcentaje de cada unidad monetaria de ventas que queda después de todos los gastos, incluyendo impuestos, han sido deducidos.
8) Pasivo total / capital contable	Razón de estabilidad que mide la relación entre el pasivo total y el capital contable. Si es mayor de 1 se considera que la empresa se encuentra fuertemente apalancada, por consiguiente podría presentar problemas para solventar sus deudas.
9) Costo de ventas / ventas netas	Es una razón de productividad.

4.3) Comportamiento de las variables

En éste punto se señala la relación que se espera guarde las variables explicativas respecto a la categoría de riesgo o calificación.

En cuanto al signo, la calificación guarda una relación positiva respecto de las razones 1), 2), 5), 6) y 7), y una relación negativa respecto de las razones 3), 4) y 9). Respecto a la razón 8), se esperaría tener una relación positiva cuando el coeficiente se encuentra entre un rango de 0 a 1, y cuando la razón sea mayor a 1 se espera que se presente una relación negativa.

Por otra parte, mientras más alta es la calificación asignada a la emisión de deuda por parte de una empresa, se esperaría, que dicha empresa presentará cocientes de mayor magnitud para las razones en las que se tiene una relación positiva y de menor magnitud en las razones en las que se presenta una relación negativa. Por ejemplo, si una emisión de deuda es calificada con mxAAA o MAAA, es de esperarse que el valor de la razón 5) fuese mayor respecto de la emisión de deuda con una menor calificación.¹¹

4.4) Planteamiento de los Modelos

Como un método para expresar la relación causal entre la variable calificación de riesgo de crédito y las diferentes razones financieras se plantea llevar a cabo la aplicación de un proceso econométrico, con el objeto de estimar dos tipos de modelos:

1. modelo lineal múltiple
2. modelo Probit Ordenado

Respecto del primero, la variable dependiente es de naturaleza cuantitativa, por el contrario, el modelo Probit Ordenado presenta una variable dependiente que es de naturaleza cualitativa, es decir, se le asigna un valor que tiene por objeto diferenciar cada una de las

categorías o nivel de riesgo, por lo que no expresa cuantitativamente el riesgo de crédito de la emisión.

Las variables utilizadas en cada uno de los modelos son las siguientes:

variable dependiente:

y = calificaciones de riesgo, donde dicha variable puede tomar 9 valores:

STANDARD & POOR'S	DUFF AND PHELPS	VALOR ASIGNADO	OBSERVACIONES
mxAAA	MAAA	8	4
mxAA	MAA	7	21
mxA	MA	6	18
mxBBB	MBBB	5	24
mxBB	MBB	4	25
mxB	MB	3	15
mxCCC	MCCC	2	11
mxCC	MDD	1	2
mxD	MD	0	3

Por su parte, las variables independientes son las siguientes:

x_0 = término constante, el cual toma el valor de 1

x_1 = activo circulante/pasivo circulante

x_2 = (activo circulante - inventarios) / pasivo circulante

x_3 = cuentas por cobrar * 360 / costo de ventas

x_4 = proveedores * 360 / costo de ventas

¹¹ Cabe mencionar, que en la asignación de una calificación puede deberse, en mayor medida, a la influencia de los factores externos y el riesgo moral, y en menor grado, respecto de los valores de los indicadores financieros.

$x_5 = (\text{utilidad operativa} + \text{depreciación} + \text{amortizaciones}) / (\text{gastos financieros} + \text{deuda de corto plazo})$

$x_6 = \text{utilidad neta} / \text{capital contable}$

$x_7 = \text{utilidad neta} / \text{ventas netas}$

$x_8 = \text{pasivo total} / \text{capital contable}$

$x_9 = \text{costo de ventas} / \text{ventas netas}$

Cada una de las observaciones utilizadas en los modelos se encuentran dadas a conocer en el anexo C.

5) RESULTADOS

Primeramente se darán a conocer los resultados del modelo Lineal.

El planteamiento matricial para estimar los parámetros es el siguiente:

partiendo del modelo, $y = X\hat{\beta} + u$

En cada categoría “y” se le asignó un valor, de tal forma que la magnitud del riesgo fuese la misma (1/9):

$$P(y = 0) = 1/9$$

$$P(y = 1) = 2/9$$

$$P(y = 3) = 3/9$$

•

•

•

$$P(y = 8) = 1$$

Posteriormente se llevó a cabo la regresión, donde se busca minimizar la sumatoria del cuadrado de los residuos:

$$\begin{aligned} u'u &= (y - X\hat{\beta})'(y - X\hat{\beta}) \\ &= y'y - 2\hat{\beta}'X'y + \hat{\beta}'X'X\hat{\beta} \end{aligned}$$

derivando dicha expresión respecto de $\hat{\beta}$, e igualando a cero se tiene:

$$\begin{aligned} 0 &= (X'X)\hat{\beta} - X'y \\ &= (X'X)^{-1}(X'X)\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'y \end{aligned}$$

$$\Rightarrow \hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'y$$

Así, mediante el uso del paquete estadístico RATS (Regression Analysis of Time Series) se llevó a cabo la regresión de la variable “y” respecto de las variables X1, X2, X3, X4, X5, X6, X7, X8 y X9 (véase anexo A1), donde los parámetros correspondientes a la constante y las variables X4 (proveedores * 360/costo de ventas), X5 ((utilidad operativa + depreciación + amortizaciones) / (gastos financieros + deuda de corto plazo)) y X9 (costo de ventas / ventas netas) resultaron significativos:

Dependent Variable CAL - Estimation by Least Squares

Usable Observations	122	Degrees of Freedom	118
Centered R**2	0.286495	R Bar **2	0.268356
Uncentered R**2	0.932487	T x R**2	113.763
Mean of Dependent Variable		0.6329690346	
Std Error of Dependent Variable		0.2054702100	
Standard Error of Estimate		0.1757514457	
Sum of Squared Residuals		3.6448513370	
Regression F(3,118)		15.7936	
Significance Level of F		0.00000001	
Durbin-Watson Statistic		0.322564	

Variable	Coefficientes	Std Error	T-Stat	Significancia
1. Constant	0.975805301	0.095924705	10.17262	0.00000000
2. X4	-0.000706069	0.000217229	-3.25034	0.00150234
3. X5	0.044563788	0.014890709	2.99272	0.00336811
4. X9	-0.479585309	0.121074830	-3.96107	0.00012811

En la columna “Significancia” se muestra como los parámetros correspondientes a la constante y las variables X4, X5 y X9 son significativos. Adicionalmente, el modelo en su conjunto también resultó ser significativo al presentar un “F” estadístico del 15.7936.

Cabe señalar que los signos presentados por los coeficientes (o parámetros) fueron los esperados.

Antes de analizar el grado de ajuste del modelo, primeramente se determinará la existencia de heteroscedasticidad, y para lo cual básicamente se aplicaron tanto la Prueba de Goldfeld - Quandt como la de White.

En el caso de la Prueba de Goldfeld - Quandt, implícitamente se supone que en caso de existir heteroscedasticidad en el modelo esta puede ser determinada al ordenar las observaciones en función de la variable explicativa, la cual, se encuentra relacionada con la varianza de los residuos, para posteriormente dividir en dos la muestra y eliminar un número “d” de observaciones ubicadas en medio del ordenamiento antes citado.

En el presente estudio se contó con un total de 122 observaciones, donde se eliminaron d = 20 observaciones, por lo que en la primera muestra se consideraron 52 observaciones y 50 en la segunda.

En cada muestra se llevó a cabo el proceso de regresión lineal, determinándose la Suma de Cuadrados de los Residuos (SCR), con el objeto de establecer el estadístico $\frac{SCR_2}{SCR_1}$ el cual se distribuye como un estadístico “F” con $((N-d-4)/2)$ grados de libertad tanto para el numerador como para el denominador. De esta manera, se rechaza la hipótesis nula de existencia de varianza homoscedástica si el estadístico calculado es mayor que el valor crítico de la distribución “F”.

En el presente trabajo los valores correspondientes a los grados de libertad y la SCR fueron los siguientes:

	VALORES	
	GRADOS DE LIBERTAD	SCR
REGRESION 1	48	0.33179
REGRESION 2	47	0.45972

La “F” calculada presentó un valor de 1.40508 menor el valor crítico de la distribución “F” con un nivel de significancia del 10%, por lo que se acepta la existencia de una varianza homoscedástica.

En el caso de la Prueba de White, se plantea el estadístico que resulta de multiplicar el número de observaciones por el Coeficiente de Determinación (R^2) obtenido en el modelo. Dicho modelo se distribuye como una χ^2_{n-1} con “n” menos un grado de libertad, determinado por el número de variables independientes (se considera a la constante). El estadístico de White presentó un valor de 4.0567 el cual resultó menor al valor crítico χ^2_{n-1} con 3 grados de libertad, por lo que nuevamente se confirma la existencia de una varianza homoscedástica.

Así, se considera que los coeficientes estimados son consistentes, eficientes e insesgados.

Respecto de la salida del paquete estadístico antes mostrada, a parte de dar a conocer la significancia de cada uno de los parámetros también se calcula la R^2 , la cual, presentó un valor de 0.29 por lo que muestra que el modelo presenta un bajo nivel de ajuste respecto de la variación en la variable dependiente.

Otra medida que permite establecer el desempeño del modelo estimado, y a su vez, la posterior comparación de los dos modelos, es la clasificación de las “y” estimadas con base en su correspondiente categoría.

En el siguiente cuadro se muestra la clasificación de dichas probabilidades estimadas mediante el modelo lineal múltiple:

		CLASIFICACION DE LOS VALORES DE ESTIMADOS DE “Y”, CORRESPONDIENTES A LAS CATEGORIAS								
		8	7	6	5	4	3	2	1	0
CATEGORIAS DEL MODELO	RANGO									
8	8/9 a 1	0								
7	7/9 a 8/9	2	4	2		1	1			
6	6/9 a 7/9	2	7	6	9	10	1	1		
5	5/9 a 6/9		9	10	9	6	9	6		
4	4/9 a 5/9		1		6	7	3	4	2	
3	3/9 a 4/9					1	0			2
2	2/9 a 3/9						1	0		1
1	1/9 a 2/9								0	
0	0 a 1/9									0
VALORES CLASIFICADOS CORRECTAMENTE		0	4	6	9	7	0	0	0	0
VALORES CLASIFICADOS INCORRECTAMENTE		4	17	12	15	18	15	11	2	3

El cuadro anterior se interpreta de la forma siguiente; en el caso de los valores de “y” estimados correspondientes a la categoría “j” se clasifican en función de los rangos que se dan a conocer de forma vertical, si dicho valor estimado de “y” presenta un valor el cual no corresponde al rango de dicha categoría, se interpretará como una incorrecta clasificación por parte del modelo, por ejemplo, la categoría j=8 presenta 4 observaciones, en las que, 2 de ellas se clasificaron en la categoría 7 y las otras 2 en la categoría 6, por lo que el modelo no clasificó de forma correcta ninguna observación.

De esta forma, el modelo Lineal Múltiple de las 122 valores estimados clasificó de forma correcta 26 (valores correspondientes a la diagonal), es decir, el 21% del total de la muestra, lo que indica que el modelo presenta un “pobre” desempeño con el objeto de predecir las calificaciones de riesgo asociadas las razones financieras. (En el anexo A2, se da a conocer la salida de los valores “y” observados y sus correspondientes “y” estimados).

Sí se considera que el riesgo marginal no es el mismo, y por consiguiente, que debe de utilizarse los rangos determinados con base al modelo Probit Ordenado se tiene también que, sólo 26 de los valores estimados de “y” son clasificados de forma correcta.

Respecto del modelo Probit Ordenado, antes de proceder a dar los resultados correspondientes a la estimación de los parámetros, es necesario dar a conocer un estadístico que permita establecer el mejor modelo.

En la literatura se señala el estadístico denominado como **desviación (D)**¹², el cual juega el mismo papel que la suma cuadrada de los residuos en el caso de la regresión lineal. El estadístico **D** propone lo siguiente:

$$D = -2 \ln[\text{Valor de verosimilitud del actual modelo} - \text{Valor de verosimilitud del modelo saturado}]$$

¹² Véase David W. Hosmer and Stanley Lemeshow (1989) pp.14-15.

donde, el actual modelo parte de comparar, por ejemplo, aquel en donde sólo se considere a la constante, respecto de un modelo en el que se incluya todas las variables explicativas (modelo saturado).

La razón de establecer en dicho estadístico menos dos veces el logaritmo, es porque permite compararlo con la distribución llamada Ji - cuadrada χ^2_{n-1} , con n-1 grados de libertad (incluyendo a la constante).

Así, si se quiere establecer la significancia respecto a cada uno de los parámetros de las variables independientes inmersas en el modelo, lo que se plantea es calcular el estadístico **D**, y el cual se comparará con el valor crítico de la distribución χ^2_{n-1} con un grado de libertad (diferencia respecto del modelo en que se incluye la variable independiente y el modelo que la omite).

Un estadístico alternativo para establecer la significancia de los parámetros correspondientes a las variables independientes, es el de Wald:

$$w = \frac{\hat{\beta}_i}{SE(\hat{\beta}_i)}$$

D. W. Hosmer y S. Lemeshow citan a Hauck y Donner¹³, para señalar que, éstos últimos examinaron el desempeño de la prueba de significancia usando el estadístico de Wald, y sobre el cual, concluyeron que presenta un mal comportamiento ya que se comporta como una variable aleatoria la cual sigue una distribución normal. Así, al realizar la prueba de hipótesis $H_0: \hat{\beta} \neq 0$, ésta en algunos casos se rechaza cuando dicho estimador realmente es significativo.

¹³ Hosmer and Stanley Lemeshow. Op. cit. pp.17

Una vez establecido el estadístico que permitió identificar el mejor modelo, se procedió a la estimación de los parámetros mediante el procedimiento de Máxima Verosimilitud (los parámetros son calculados por el proceso iterativo de Newton). Primeramente, se calculó el Logaritmo de Verosimilitud donde sólo se incluyó a la constante, y posteriormente, se agregó una variable independiente a la vez. Los resultados se muestran a continuación¹⁴:

Variables que intervienen en el modelo	Logaritmo de verosimilitud	Estadístico D	
		Respecto a la constante	Respecto al modelo constante, X5, X9
Constante	239.83276		
Constante, X1	no converge		
Constante, X2	236.58786	6.4897907	
Constante, X3	no converge		
Constante, X4	no converge		
Constante, X5	230.22442	19.21667	
Constante, X6	no converge		
Constante, X7	no converge		
Constante, X8	no converge		
Constante, X9	229.65864	20.348226	
Constante, X5, X9	224.37037	30.924775	
Constante, X2, X5, X9	223.69933	32.266848	1.3420738

Del cuadro anterior, se muestra que el mejor modelo es aquel que incluye la constante y las variables X5 ((utilidad operativa + depreciación + amortizaciones) / (gastos financieros + deuda de corto plazo)) y X9 (costo de ventas / ventas netas). Cuando se agrega la variable X2 el estadístico “D” resultante es 1.3420738 (valor que resulta de comparar el Logaritmo de verosimilitud del modelo que presenta la constante y variables X2, X5 y X9, respecto del modelo que contiene a la constante y variables X5 y X9) el cual es menor al valor crítico χ_1^2 con un grado de libertad, por lo que el parámetro correspondiente a dicha variable no es significativo. Por otra parte, al evaluar el modelo establecido con respecto al modelo en

¹⁴ Para la estimación del modelo, se llevó a cabo por medio de una hoja de calculo en Excel - Windows.

el cual sólo incluye a la constante, el estadístico **D** es 30.9247 el cual resulta mayor al valor crítico χ^2_2 con 2 grado de libertad, por lo que dicho modelo es significativo.

Los parámetros del modelo estimado son los siguientes:

VARIABLES	COEFICIENTES	VALOR MEDIO DE LA VARIABLE
CONSTANTE	3.82503429528371	1
X5	0.292599004762894	1.0104445
X9	-2.43662419110534	0.6759987
μ_1	0.389294412821483	
μ_2	1.24703152875875	
μ_3	1.74853369232415	
μ_4	2.36169032709971	
μ_5	2.90731026712727	
μ_6	3.39869879472392	
μ_7	4.52858198995422	

Cabe señalar que los parámetros estimados presentaron los signos esperados.

Con el objeto de mostrar el desempeño del modelo estimado se procedió a establecer los rangos, para lo cual primeramente se tiene que establecer los valores estimados de las siguientes funciones:

FUNCIONES	Valores estimados	Valores estimados valuados en la función de densidad normal estándar
$-\beta x$	-2.4735346	0.0066892
$\mu_1 - \beta x$	-2.0842402	0.0185691
$\mu_2 - \beta x$	-1.2265031	0.1100048
$\mu_3 - \beta x$	-0.7250009	0.2342257
$\mu_4 - \beta x$	-0.1118443	0.4554734
$\mu_5 - \beta x$	0.4337756	0.6677743
$\mu_6 - \beta x$	0.9251642	0.8225598
$\mu_7 - \beta x$	2.0550474	0.9800629

Así, los rangos para cada categoría son los siguientes:

Categoría	Rango de probabilidades
0	0 - 0.0066892
1	0.0066892 - 0.0185691
2	0.0185691 - 0.1100048
3	0.1100048 - 0.2342257
4	0.2342257 - 0.4554734
5	0.4554734 - 0.6677743
6	0.6677743 - 0.8225598
7	0.8225598 - 0.9800629
8	0.9800629 - 1

De acuerdo con los anteriores rangos, un valor predicho del modelo de la categoría 8 (del menor nivel de riesgo) debería estar en el rango de probabilidad de 0.9800629 - 1. De esta forma, de un total de 122 probabilidades estimadas, 60 de ellas correspondieron en sus respectivas categorías, lo que representa que el modelo tiene un porcentaje de predicción del 49%; a pesar de que éste es bajo, presenta un mejor comportamiento respecto al modelo lineal múltiple (las probabilidades estimadas se encuentran en el anexo B).

Cabe señalar, que si en el modelo lineal se estandarizan las variables explicativas en términos de un valor “Z”, el cual, se distribuye como una normal con media cero y varianza igual a 1, es posible comparar los parámetros del modelo estimado con los del modelo Probit Ordenado.¹⁵ Así, la salida del modelo lineal con las variables estandarizadas es la siguiente:

Dependent Variable CAL - Estimation by Least Squares

Usable Observations	122	Degrees of Freedom	118
Centered R**2	0.286495	R Bar **2	0.268356
Uncentered R**2	0.932487	T x R**2	113.763
Mean of Dependent Variable			0.6329690346
Std Error of Dependent Variable			0.2054702100
Standard Error of Estimate			0.1757514457
Sum of Squared Residuals			3.6448513370
Regression F(3,118)			15.7936
Significance Level of F			0.00000001
Durbin-Watson Statistic			0.322564

¹⁵ Véase R. S. Pindyck y D. L. Rubinfeld (1991), pp. 275.

Variable	Coefficientes	Std Error	T-Stat	Pr	Significancia

1. Constant	0.632969035	0.015911788	39.77988		0.00000000
2. X4	-0.052935534	0.016286159	-3.25034		0.00150234
3. X5	0.051485827	0.017203665	2.99272		0.00336811
4. X9	-0.068762521	0.017359603	-3.96107		0.00012811

Al respecto, es posible observar que los parámetros del modelo Probit Ordenado son relativamente más importantes para cada una de las variables X5 y X9, respecto del modelo lineal (variables que se encuentran presentes en los dos modelos).

6) CONCLUSIONES

En la presente investigación se mostró que un modelo el cual considera una función Probit Ordenada presentó un mejor comportamiento para tratar de explicar las calificaciones de riesgo de crédito (variable cualitativa) en función de determinadas razones financieras, comparado con un modelo lineal. Lo anterior implica que:

- 1) las calificaciones de riesgo de crédito implícitamente presentan tanto un riesgo marginal diferenciado como un ordenamiento respecto a dicho riesgo, y que,
- 2) la variable dependiente (en éste caso la calificación de riesgo de crédito) es más correcto modelarla como variable cualitativa (cuando se usa modelos Probit Ordenados), que modelarla como variable dependiente cuantitativa.

Con relación a las variables que resultaron significativas en el modelo Probit Ordenado:

X5 ((utilidad operativa + depreciación + amortizaciones) / (gastos financieros + deuda de corto plazo))

X9 (costo de ventas / ventas netas)

1) presentan una mayor importancia en la predicción de las calificaciones de riesgo cuando dichas variables son modeladas a través de modelos Probit Ordenados respecto de modelos Lineales.

2) se muestra que tales razones generadas a partir de los rubros del estado de resultados tienen mayor capacidad para explicar las calificaciones de riesgo de crédito, respecto de razones financieras las cuales se conforma de los rubros del balance, como el caso de las razones representadas por las variables X1 (razón de liquidez), X2 (razón de liquidez) y X8 (razón de estabilidad). La razón de esto podría explicarse a partir de que los rubros del estado de resultados son flujos que muestran de forma clara los ingresos y los gastos de la empresa, y por consiguiente, evidencian si una empresa actualmente se encuentra financieramente bien o no; mientras que los rubros de balance son cuentas que en general indican la distribución de los recursos y obligaciones de la empresa, lo que no garantiza si tal distribución permite evidenciar del todo una buena o mala situación financiera.

Así, se muestra que con el objeto de explicar las calificaciones de riesgo de crédito (considerando una diferenciación respecto de dicho riesgo) en el caso de las emisiones de deuda por parte de empresa mexicanas, debe incluirse en el análisis, tanto razones de cobertura de las obligaciones que enfrenta la empresa (X5) como de productividad (X9).

BIBLIOGRAFIA

1. Altman, E., and Katz, S. (1976). Statistical bond rating classification using financial and accounting data In Michael Schiff and George Sorter (eds.).
2. Bolsa Mexicana de Valores (1996). Anuario Bursátil de la Bolsa Mexicana de Valores.
3. Cantor, Richard, and Frank Packer (1996). "Determinants and Impact of Sovereign Credit Ratings". Federal Reserve Bank of New York. Economic Policy Review.
4. Doan, A. Thomas (1994). Regression Analysis of Time Series.
5. Duff and Phelps de México, S.A. de C.V. (1997). Perfil de Calificaciones. 1er trimestre de 1997.
6. Ederington, Louis (1985). "Classification Models and Bond Ratings". Financial Review 4. No. 20. (november): 237-262.
7. Greene, Willian H. (1993). Econometric Analysis. Prentice Hall International Editions, 2ª edición.
8. Gujarati, N. Demodar (1992). Econometria. Mc Graw Hill, 2ª edición.
9. Horrigan, J. O. 1966. The determination of long-term credit standing with financial ratios. Empirical Reserch in Accounting 1966, Journal of Accounting Research 4: pp. 44-62
10. Hosmer, D. W., and Stanley Lemeshow (1989). Applied Logistic Regression. Ed. John Wiley & Sons, Inc.
11. Judge, George G., R. Carter Hill, William E. Griffiths, Helmut Lütkepohl, and Tsoung - Chao Lee (1988). Introduction to the Theory and Practice of Econometrics. Ed. John Wiley & Sons, Inc.: pp. 785-794.
12. Kaplan Robert, and Gabriel Urwitz (1979). "Statistical Models of Bond Rattings: a Methodological Inquiry". Journal of Business 52, No. 2: 231-261.
13. Pinches, G., and Mingo, K. (1973). A multivariate analysis of industrial bond ratings. Journal of Financial 28 (March): 1-18.
14. Pindyck, Robert S. And Rubinfeld, Daniel L. (1991). Econometric Models & Economic Forecasts, Mc Graw Hill, 3ª edición.
15. Standard & Poor's, Calificadora de Valores (1997). Calificaciones y Comentarios. Volúmenes: julio de 1997 y octubre 1997.

16. Standard & Poor's, Calificadora de Valores (1998). Calificaciones y Comentarios. Vol: abril de 1998.
17. West, R. R. (1970). An alternative approach to predicting corporative bond ratings. *Journal of Accounting Research* 7, abril: pp. 159-168.

ANEXO A1

En el presente anexo se da a conocer el resultado de la regresión lineal de la variable "y" respecto de las variables independientes x1 x2 x3 x4 x5 x6 x7 x8 x9

Dependent Variable CAL - Estimation by Least Squares

Usable Observations	122	Degrees of Freedom	112
Centered R**2	0.322002	R Bar **2	0.267520
Uncentered R**2	0.935847	T x R**2	114.173
Mean of Dependent Variable	0.6329690346		
Std Error of Dependent Variable	0.2054702100		
Standard Error of Estimate	0.1758517940		
Sum of Squared Residuals	3.4634715851		
Regression F(9,112)	5.9102		
Significance Level of F	0.00000099		
Durbin-Watson Statistic	0.413247		

Variable	Coeficientes	Error Estándar	T-Statístico	Significancia

1. Constant	0.943290563	0.103370081	9.12537	0.00000000
2. X1	-0.010447317	0.008565256	-1.21973	0.22512880
3. X2	0.036273068	0.019990558	1.81451	0.07227589
4. X3	0.000020074	0.000025761	0.77924	0.43748272
5. X4	-0.000720097	0.000224967	-3.20089	0.00178303
6. X5	0.043288784	0.015959270	2.71245	0.00773311
7. X6	-0.004039824	0.022545700	-0.17918	0.85811713
8. X7	0.008823158	0.033624203	0.26240	0.79349128
9. X8	0.000014646	0.000010973	1.33481	0.18464424
10. X9	-0.434348149	0.130988672	-3.31592	0.00123170

Aquí se muestra como los parámetros de las variables x4, x5 y x9 son significativos a un nivel de significancia del 5% respecto del estadístico "t"

ANEXO A2

n	"y" observada	"y" estimada	n	"y" observada	"y" estimada	n	"y" observada	"y" estimada
1	1.000000000000	0.7037157572893	43	0.777777777778	0.6853500316322	85	0.555555555555	0.7398698366636
2	1.000000000000	0.7219653462207	44	0.666666666667	0.5984366960094	86	0.555555555556	0.5070658458320
3	1.000000000000	0.8651723931332	45	0.666666666667	0.6571564645378	87	0.555555555556	0.5524778269662
4	1.000000000000	0.8425474853189	46	0.666666666667	0.6767815151405	88	0.555555555556	0.6835172871334
5	0.888888888889	0.7122309029786	47	0.666666666667	0.7228005119683	89	0.555555555556	0.7534615376329
6	0.888888888889	0.5026109028221	48	0.666666666667	0.7378702511866	90	0.555555555556	0.7842363288588
7	0.888888888889	0.6712095675659	49	0.666666666667	0.5492756653651	91	0.555555555556	0.6094543951859
8	0.888888888889	0.6174321096997	50	0.666666666667	0.6202888334476	92	0.555555555556	0.6608143509850
9	0.888888888889	0.6149074667282	51	0.666666666667	0.6400864426116	93	0.444444444444	0.5753783644115
10	0.888888888889	0.6513761221732	52	0.666666666667	0.4969741104588	94	0.444444444444	0.5890103551667
11	0.888888888889	0.6731270102694	53	0.666666666667	0.5339781491121	95	0.444444444444	0.5890103551667
12	0.888888888889	0.7489814246216	54	0.666666666667	0.5602635964422	96	0.444444444444	0.7480290544566
13	0.888888888889	0.8316538653318	55	0.666666666667	0.5032453584117	97	0.444444444444	0.6598502778734
14	0.888888888889	0.8035044572739	56	0.666666666667	0.4635187911354	98	0.444444444444	0.2617289808211
15	0.888888888889	0.6511050362685	57	0.666666666667	0.4755414063406	99	0.444444444444	0.5437802970548
16	0.888888888889	0.7016778135549	58	0.666666666667	0.5826098454123	100	0.444444444444	0.5378990507388
17	0.888888888889	0.7151430284586	59	0.666666666667	0.6469237721621	101	0.444444444444	0.6005641032957
18	0.888888888889	0.7971455339044	60	0.666666666667	0.6872320834268	102	0.444444444444	0.6502990788198
19	0.888888888889	0.7245559318887	61	0.666666666667	0.5903941967656	103	0.444444444444	0.5898754127059
20	0.888888888889	0.7543290115190	62	0.666666666667	0.6717287735531	104	0.444444444444	0.6222935267879
21	0.888888888889	0.5779461345718	63	0.666666666667	0.6933800709109	105	0.444444444444	0.5665244164404
22	0.888888888889	0.6126920594863	64	0.666666666667	0.6533264799761	106	0.444444444444	0.8326896037829
23	0.888888888889	0.6433107533175	65	0.666666666667	0.6795443372280	107	0.333333333333	0.5155951070041
24	0.888888888889	0.8379352920842	66	0.666666666667	0.7298869751419	108	0.333333333333	0.5129937826024
25	0.888888888889	0.6878016422814	67	0.666666666667	0.7392980467785	109	0.333333333333	0.5481662310404
26	0.777777777778	0.5611440953229	68	0.555555555556	0.5364699974576	110	0.333333333333	0.5337792026499
27	0.777777777778	0.6202124288778	69	0.555555555556	0.6159445204219	111	0.333333333333	0.5918285338455
28	0.777777777778	0.6504974003097	70	0.555555555556	0.5773703534993	112	0.333333333333	0.6113513091594
29	0.777777777778	0.7116437931260	71	0.555555555556	0.5454421493142	113	0.333333333333	0.6695900014760
30	0.777777777778	0.6906736240231	72	0.555555555556	0.5427063217558	114	0.333333333333	0.6601718799026
31	0.777777777778	0.7101585528602	73	0.555555555556	0.3996660605924	115	0.333333333333	0.6628242497985
32	0.777777777778	0.5974113874389	74	0.555555555556	0.5408586543977	116	0.333333333333	0.5798777059578
33	0.777777777778	0.6063415255042	75	0.555555555556	0.6281694943609	117	0.333333333333	0.5952182517037
34	0.777777777778	0.7169683874723	76	0.555555555556	0.6884084399300	118	0.222222222222	0.4735016489348
35	0.777777777778	0.6332099644799	77	0.555555555556	0.7152376320887	119	0.222222222222	0.4738332292196
36	0.777777777778	0.5950044544365	78	0.555555555556	0.7073097342577	120	0.111111111111	0.3461432077460
37	0.777777777778	0.7891418984654	79	0.555555555556	0.7408061109119	121	0.111111111111	0.3814757345099
38	0.777777777778	0.7544947795303	80	0.555555555556	0.7447876614451	122	0.111111111111	0.2666967069014
39	0.777777777778	0.8167359606573	81	0.555555555556	0.7207651335146			
40	0.777777777778	0.6660368406790	82	0.555555555556	0.6034497019389			
41	0.777777777778	0.5776274549344	83	0.555555555556	0.4924853790358			
42	0.777777777778	0.6608143509850	84	0.555555555556	0.7233814550480			

ANEXO B

CATEGORIA DE RIEGO	PROBABILIDAD ESTIMADA						
8	0.9963497	6	0.7325538	5	0.6537122	3	0.3706281
8	0.99626	6	0.8227775	5	0.6272244	3	0.3474048
8	0.9996844	6	0.8183642	5	0.6163259	3	0.3474048
8	0.9994757	6	0.8846459	4	0.5241588	3	0.1099807
7	0.9675367	6	0.8858171	4	0.3357635	3	0.265076
7	0.968123	6	0.716117	4	0.3343232	3	0.3834629
7	0.8666427	6	0.8523386	4	0.332355	3	0.3608604
7	0.8946036	6	0.6551797	4	0.6707606	3	0.2097805
7	0.9608501	6	0.5461045	4	0.5140396	3	0.2284137
7	0.9931075	6	0.6259222	4	0.5266308	3	0.2242796
7	0.9758473	6	0.4753022	4	0.5464878	2	0.1771957
7	0.9895335	5	0.6010468	4	0.7101029	2	0.094395
7	0.9709178	5	0.5941136	4	0.901589	2	0.1879356
7	0.9735082	5	0.6469903	4	0.625767	2	0.0093601
7	0.975693	5	0.631856	4	0.315991	2	0.3462219
7	0.8607868	5	0.4255659	4	0.3295646	2	0.3621116
7	0.8329621	5	0.5626267	4	0.3235541	2	0.1078378
7	0.8829641	5	0.5538814	4	0.2292413	2	0.2257651
7	0.9631436	5	0.5150856	4	0.2639509	2	0.2005158
7	0.9636378	5	0.4785275	4	0.2733854	2	0.185188
7	0.9645731	5	0.7497749	4	0.3053707	2	0.0127091
7	0.9191209	5	0.7262306	4	0.2899256	1	0.0074669
7	0.9682302	5	0.7117666	4	0.5609243	1	0.0120223
7	0.9516999	5	0.8665609	4	0.2211294	0	0.0176041
7	0.9953903	5	0.8652653	4	0.2413476	0	0.0176155
6	0.900291	5	0.8475667	4	0.7111459	0	0.1015179
6	0.870432	5	0.8886495	4	0.7229246		
6	0.5624497	5	0.9270049	4	0.3600934		
6	0.8037079	5	0.7993752	3	0.1043495		
6	0.8444348	5	0.7033502	3	0.0805131		
6	0.8480032	5	0.6531036	3	0.2106634		
6	0.8265042	5	0.6067887	3	0.2172339		

ANEXO C

AGENCIA CALIFICADORA	PERIODO DE LA CALIFICACION	EMPRESA	AC/PC	ACI/PC	C X C*360/VN	PRO*360/CV	U/OP+D+A / GF+D.C.P.	UN/CC	UN/VN	PT/CC	CV/VN	CALIFICACION DE RIESGO DE CREDITO (LARGO PLAZO)
STANDARD & POOR'S	6/97	BIMBO	1.00	0.07	27.51	63.65	0.18	0.04	0.04	0.50	0.49	mxAAA
STANDARD & POOR'S	9/97	BIMBO	1.32	0.18	19.08	35.75	0.17	0.06	0.04	0.47	0.49	mxAAA
STANDARD & POOR'S	3/97	TELMEX	1.30	0.64	273.30	0.00	2.34	0.04	0.25	0.38	0.45	mxAAA
STANDARD & POOR'S	6/97	TELMEX	1.40	0.72	139.45	0.00	1.95	0.07	0.22	0.43	0.46	mxAAA
STANDARD & POOR'S	9/97	COPAMEX	2.77	1.73	77.69	41.91	1.99	0.13	0.14	0.97	0.67	mAA
STANDARD & POOR'S	3/97	FAR-BEN	1.13	0.09	38.20	176.75	0.16	0.03	0.03	1.08	0.74	mxAA
DUFF AND PHELPS	12/96	FAR-BEN, S.A. DE C.V.	1.20	0.35	9.48	49.20	1.51	0.18	0.06	1.00	0.70	MAA-
DUFF AND PHELPS	3/97	FAR-BEN, S.A. DE C.V.	1.13	0.32	10.78	51.67	0.45	0.15	0.05	1.03	0.71	MAA-
STANDARD & POOR'S	3/97	GCARSO	1.03	0.29	25.88	150.89	1.53	0.07	0.13	1.58	0.67	mxAA
STANDARD & POOR'S	6/97	GCARSO	0.93	0.18	145.13	92.71	1.27	0.13	0.11	2.03	0.66	mxAA
STANDARD & POOR'S	9/97	GCARSO	1.36	0.49	86.51	53.04	1.20	0.35	0.25	1.43	0.66	mxAA
STANDARD & POOR'S	3/97	GMEXICO	8.79	5.43	169.16	159.62	3.01	0.38	0.27	4.17	0.52	mxAA+
STANDARD & POOR'S	6/97	GMEXICO	9.02	5.78	91.33	65.18	3.57	0.07	0.25	0.35	0.54	mxAA+
STANDARD & POOR'S	9/97	GMEXICO	2.19	1.36	54.80	52.41	3.04	0.00	0.01	0.51	0.56	mxAA+
STANDARD & POOR'S	3/97	PEÑOLES	3.02	1.25	164.79	133.70	1.29	0.04	0.17	0.45	0.60	mxAA+
STANDARD & POOR'S	6/97	PEÑOLES	3.70	2.46	65.27	61.95	1.20	0.08	0.17	0.86	0.59	mxAA+
STANDARD & POOR'S	9/97	PEÑOLES	3.97	2.33	60.39	40.09	1.17	0.11	0.16	0.78	0.59	mxAA+
DUFF AND PHELPS	12/96	SISTEMA ARGOS, S.A.	0.88	0.64	12.75	13.18	2.49	0.25	0.13	0.76	0.58	MAA-
DUFF AND PHELPS	3/97	SISTEMA ARGOS, S.A.	0.97	0.45	15.19	17.78	0.92	0.18	0.11	0.77	0.58	MAA-
DUFF AND PHELPS	9/97	SISTEMA ARGOS, S.A.	1.22	0.67	16.11	18.76	1.51	0.22	0.11	0.76	0.57	mAA-
STANDARD & POOR'S	3/97	TABLEX	2.69	0.69	148.31	23.51	0.56	0.01	0.03	0.23	0.85	mxAA+
STANDARD & POOR'S	6/97	TABLEX	1.96	0.61	76.37	22.35	0.83	0.03	0.05	0.39	0.80	mxAA+
STANDARD & POOR'S	9/97	TABLEX	2.19	0.70	59.06	18.70	1.02	0.05	0.07	0.34	0.76	mxAA+
STANDARD & POOR'S	9/97	TELMEX	1.54	0.78	92.43	0.00	1.77	0.11	0.22	0.44	0.45	mxAA
DUFF AND PHELPS	3/97	VITRO, S.A.	1.14	0.68	46.91	37.63	0.71	0.25	0.13	1.85	0.61	MAA-
STANDARD & POOR'S	3/97	COINSA	1.11	0.00	306.58	173.21	0.70	0.02	0.09	0.76	0.67	mxA
STANDARD & POOR'S	6/97	COINSA	1.49	0.09	142.70	85.53	0.69	0.04	0.09	1.06	0.68	mxA
STANDARD & POOR'S	9/97	COINSA	2.77	0.19	103.58	62.54	0.93	0.10	0.13	1.00	0.67	mxA
STANDARD & POOR'S	9/97	COOPEL	3.09	0.05	219.16	67.79	0.79	0.17	0.19	0.53	0.52	mxA
STANDARD & POOR'S	3/97	COPPEL	36.12	0.23	761.32	172.25	0.89	0.04	0.17	0.41	0.52	mA
DUFF AND PHELPS	12/96	EMBOTELLADORA DEL NAYAR, S.A. DE C.V.	3.89	0.68	1.19	5.82	1.14	0.09	5.02	0.37	0.69	MA
DUFF AND PHELPS	03/97	EMBOTELLADORA DEL NAYAR, S.A. DE C.V.	5.47	1.11	10.51	2.17	0.10	0.06	0.34	0.34	0.56	MA
DUFF AND PHELPS	12/96	LAMOS REVESTIMIENTOS, S.A. DE C.V.	2.67	1.78	93.52	72.82	0.55	-0.02	-0.02	0.90	0.73	MA-
DUFF AND PHELPS	3/97	LAMOS REVESTIMIENTOS, S.A. DE C.V.	2.95	1.87	51.01	54.06	0.79	0.00	-0.01	0.84	0.76	MA-
DUFF AND PHELPS	12/96	LORETO Y PEÑA POBRE, S.A. DE C.V.	0.63	0.48	80.35	55.82	1.77	0.29	0.20	1.31	0.62	MA-
DUFF AND PHELPS	3/97	LORETO Y PEÑA POBRE, S.A. DE C.V.	0.62	0.49	81.57	66.71	0.43	0.18	0.14	1.23	0.66	MA-
STANDARD & POOR'S	3/97	MINERA DEL NORTE	2.18	0.14	135.80	278.67	1.65	0.06	0.31	0.55	0.54	mA
DUFF AND PHELPS	12/96	MINERA DEL NORTE, S.A. DE C.V.	2.50	0.56	32.94	70.25	2.33	0.23	0.30	0.49	0.50	MA-
DUFF AND PHELPS	3/97	MINERA DEL NORTE, S.A. DE C.V.	2.18	0.61	33.95	69.67	1.92	0.22	0.31	0.55	0.54	MA-
DUFF AND PHELPS	9/97	MINERA DEL NORTE, S.A. DE C.V.	2.34	0.41	16.58	67.81	3.03	0.21	0.30	0.54	0.51	MA-

STANDARD & POOR'S	6/97	SANBORN	1.01	0.08	8.03	106.34	0.28	0.05	0.06	0.82	0.52	mxA
STANDARD & POOR'S	3/97	SANBORN	1.08	0.11	16.59	234.59	0.39	-0.01	-0.04	0.82	0.52	mxA+
STANDARD & POOR'S	6/97	VITRO	1.66	0.16	88.70	73.58	0.63	0.10	0.07	2.59	0.61	mxA
STANDARD & POOR'S	9/97	VITRO	1.53	0.22	58.48	46.60	0.82	0.22	0.12	2.04	0.61	mxA
STANDARD & POOR'S	3/97	AHMSA	1.15	0.06	228.71	258.77	3.91	0.06	0.27	1.29	0.77	mxBBB+
STANDARD & POOR'S	6/97	AHMSA	1.54	0.16	124.30	101.47	2.71	0.10	0.19	1.46	0.77	mxBBB+
STANDARD & POOR'S	9/97	AHMSA	1.51	0.12	80.16	78.27	2.80	0.12	0.15	1.50	0.77	mxBBB+
DUFF AND PHELPS	12/96	C/R MEXICANA, S.A. DE C.V.	0.91	0.60	72.70	61.15	1.67	0.20	0.12	0.94	0.59	MBBB
DUFF AND PHELPS	3/97	C/R MEXICANA, S.A. DE C.V.	2.40	1.66	59.46	60.38	1.94	0.17	0.10	0.01	0.59	MBBB
DUFF AND PHELPS	3/97	GRUPO COSTAMEX, S.A. DE C.V.	2.40	2.13	96.32	nd	0.76	nd	0.00	0.73	0.16	MBBB-
STANDARD & POOR'S	3/97	ICA	1.01	0.51	510.15	139.66	1.13	0.01	0.03	1.65	0.79	mxBBB+
STANDARD & POOR'S	6/97	ICA	1.01	0.53	233.03	55.47	1.33	0.02	0.06	1.73	0.78	mxBBB+
STANDARD & POOR'S	9/97	ICA	0.97	0.26	160.20	37.12	1.45	0.05	0.08	1.40	0.78	mxBBB+
DUFF AND PHELPS	12/96	INGENIEROS Y CONTRATISTAS, S.A. DE C.V.	1.51	1.30	178.07	12.11	1.49	nd	-0.26	3.42	0.83	MBBB
DUFF AND PHELPS	3/97	INGENIEROS Y CONTRATISTAS, S.A. DE C.V.	1.28	1.19	192.71	14.70	0.20	nd	-0.10	3.70	0.95	MBBB
STANDARD & POOR'S	3/97	PARGO	1.41	0.13	157.35	111.60	0.07	0.00	0.00	0.69	0.84	mxBBB+
STANDARD & POOR'S	6/97	PARGO	1.66	0.19	75.44	59.88	0.12	0.00	0.00	0.75	0.84	mxBBB+
STANDARD & POOR'S	9/97	PARGO	1.26	0.14	13.85	41.08	0.30	0.01	0.00	0.87	0.83	mxBBB+
DUFF AND PHELPS	12/96	PROTEXA CONSTRUCCIONES, S.A. DE C.V.	0.71	0.62	45.25	68.01	0.30	0.04	0.01	4.32	0.91	MBBB-
DUFF AND PHELPS	3/97	PROTEXA CONSTRUCCIONES, S.A. DE C.V.	0.67	0.50	155.33	64.45	0.00	-0.03	-0.05	4.86	0.97	MBBB-
STANDARD & POOR'S	3/97	TRIBADE	1.13	0.01	6421.88	201.57	0.93	0.02	0.22	2.05	0.83	mxBBB-
STANDARD & POOR'S	3/97	APASCO	2.63	1.38	227.26	124.39	1.51	0.01	0.10	0.32	0.78	BBB
STANDARD & POOR'S	6/97	APASCO	1.54	0.72	85.81	67.02	1.80	0.02	0.10	0.30	0.75	BBB
STANDARD & POOR'S	9/97	APASCO	1.48	0.65	59.09	37.77	2.14	0.04	0.11	0.27	0.75	BBB
STANDARD & POOR'S	3/97	FEMSA	1.04	0.26	119.17	174.11	0.31	0.03	0.06	1.27	0.58	BBB
STANDARD & POOR'S	6/97	FEMSA	1.79	0.07	54.59	77.32	0.38	0.06	0.06	1.29	0.56	BBB
STANDARD & POOR'S	9/97	FEMSA	1.51	0.45	35.64	53.38	0.45	0.13	0.08	1.23	0.55	BBB
STANDARD & POOR'S	9/97	GRUMA	2.93	0.88	36.29	26.80	0.28	0.04	0.03	0.74	0.66	BBB
STANDARD & POOR'S	3/97	PEPSIGX	0.44	0.05	82.69	122.93	0.38	0.04	0.16	0.57	0.47	BBB
STANDARD & POOR'S	6/97	PEPSIGX	1.21	0.59	37.11	53.52	0.33	0.07	0.13	0.82	0.47	BBB
STANDARD & POOR'S	9/97	PEPSIGX	1.13	0.67	17.77	41.49	0.35	0.11	0.14	0.77	0.46	BBB
DUFF AND PHELPS	12/96	EL SURTIDOR DE OBSERVATORIO, S.A. DE C.V.	3.38	1.37	35.85	83.71	0.40	-0.10	-0.01	7.18	0.83	MBB
DUFF AND PHELPS	3/97	EL SURTIDOR DE OBSERVATORIO, S.A. DE C.V.	4.26	1.62	43.22	71.64	1.10	0.14	0.01	0.08	0.75	MBB

DUFF AND PHELPS	12/96	SINGER MEXICANA, S.A. DE C.V.	1.10	0.77	142.33	132.96	0.26	0.09	-0.07	17.67	0.66	MBB-
DUFF AND PHELPS	3/97	SINGER MEXICANA, S.A. DE C.V.	1.17	0.82	165.36	67.75	0.07	0.07	-0.08	18.61	0.66	MBB-
DUFF AND PHELPS	3/97	TRITURADOS BASALTICOS Y DERIVADOS S.A. DE C.V.	1.13	1.12	1605.47	50.39	0.04	-0.02	-0.55	0.98	0.83	MBB
DUFF AND PHELPS	9/97	TRITURADOS BASALTICOS Y DERIVADOS S.A. DE C.V.	2.21	0.00	2997.93	70.86	-1.22	-0.02	-0.10	1.19	0.98	mBB
STANDARD & POOR'S	9/97	BUFETE	1.53	0.09	233.92	93.10	1.39	1.02	0.07	15.01	0.90	BB
STANDARD & POOR'S	3/97	CEMEX	1.18	0.27	201.34	185.49	1.76	0.05	0.22	1.62	0.62	BB
STANDARD & POOR'S	6/97	CEMEX	1.23	0.30	98.06	91.96	1.63	0.09	0.19	1.63	0.62	BB
STANDARD & POOR'S	12/97	CEMEX	1.23	0.31	61.04	57.35	1.70	0.48	0.21	4.61	0.62	BB
STANDARD & POOR'S	3/97	GIDUSA	19.78	0.75	280.03	124.27	2.97	0.07	0.30	1.28	0.65	BB
STANDARD & POOR'S	6/97	GIDUSA	2.58	0.91	136.27	50.87	2.71	0.13	0.27	1.23	0.67	BB
STANDARD & POOR'S	9/97	GIDUSA	3.79	0.71	91.06	37.15	2.72	0.18	0.26	1.14	0.68	BB
STANDARD & POOR'S	9/97	HYLSAMX	1.51	0.55	52.96	37.93	3.10	0.16	0.17	1.13	0.76	BB
STANDARD & POOR'S	7/97	IUSACEL	14.80	7.87	46.03	273.53	0.01	-0.01	-0.02	0.68	0.37	BB
STANDARD & POOR'S	3/97	TLEVISA	2.05	0.35	419.16	235.63	-0.10	-0.02	-0.07	2.06	0.65	BB
STANDARD & POOR'S	6/97	TLEVISA	3.98	0.56	146.49	108.06	3.02	0.32	0.77	1.02	0.65	BB
STANDARD & POOR'S	9/97	TLEVISA	2.63	0.43	76.04	72.58	2.67	0.40	0.64	0.95	0.63	BB
STANDARD & POOR'S	3/97	TMM	1.25	0.58	211.49	94.28	0.35	0.02	0.03	2.58	0.87	BB
STANDARD & POOR'S	9/97	TMM	1.13	0.47	59.32	24.26	0.13	-0.01	-0.01	2.95	0.86	BB
STANDARD & POOR'S	3/97	TTOLMEX	5.60	0.04	118.67	67.77	2.07	0.01	0.15	0.23	0.70	BB
STANDARD & POOR'S	6/97	TTOLMEX	5.98	0.13	59.02	34.05	2.84	0.77	0.26	3.99	0.68	BB
STANDARD & POOR'S	9/97	TTOLMEX	6.08	0.10	37.66	25.21	3.14	0.07	0.27	0.21	0.65	BB
STANDARD & POOR'S	3/97	VITRO	1.14	0.11	187.63	150.51	0.74	0.07	0.11	2.57	0.61	BB
STANDARD & POOR'S	6/97	VITRO	1.66	0.16	88.70	73.58	0.63	0.10	0.07	2.59	0.61	BB
DUFF AND PHELPS	12/96	CONTROLADORA PYASA, S.A. DE C.V.	0.07	0.07	40.85	129.82	nd	0.12	0.63	1.59	1.03	MB
DUFF AND PHELPS	3/97	CONTROLADORA PYASA, S.A. DE C.V.	0.13	0.13	305.20	149.73	nd	0.01	0.06	1.86	1.65	MB
DUFF AND PHELPS	12/96	FORMEX-YBARRA, S.A. DE C.V.	0.77	0.66	62.34	78.66	0.09	-1.79	-0.15	14.26	0.73	MB
DUFF AND PHELPS	3/97	FORMEX-YBARRA, S.A. DE C.V.	0.69	0.55	66.18	75.57	0.15	-0.10	-0.02	24.10	0.71	MB
DUFF AND PHELPS	9/97	FORMEX-YBARRA, S.A. DE C.V.	0.69	0.55	66.18	75.57	0.15	-0.10	-0.02	24.10	0.71	mB
DUFF AND PHELPS	12/96	PRODUCTO DE MEXICO, S.A. DE C.V.	1.26	0.96	217.48	39.38	2.51	0.45	-0.07	0.82	0.65	MB
DUFF AND PHELPS	3/97	PRODUCTO DE MEXICO, S.A. DE C.V.	1.29	0.99	239.02	35.52	0.44	0.44	-0.03	0.81	0.65	MB
STANDARD & POOR'S	3/97	SINGER	1.10	0.02	591.10	519.77	-0.25	0.00	-0.08	0.00	0.70	mB
DUFF AND PHELPS	3/97	SINGER MEXICANA, S.A. DE C.V.	1.24	0.02	193.35	136.93	-0.25	-0.58	-0.08	6.41	0.68	mB
STANDARD & POOR'S	3/97	ELEKTRA	2.09	0.14	517.52	254.68	0.63	0.05	0.14	0.80	0.60	B
STANDARD & POOR'S	6/97	ELEKTRA	2.49	0.24	156.57	149.68	0.56	6.86	0.12	44.68	0.61	B

STANDARD & POOR'S	9/97	ELEKTRA	1.97	0.19	10.35	84.20	0.50	0.13	0.11	0.71	0.60	B
STANDARD & POOR'S	3/97	TRIBASA	0.46	0.14	305.60	183.04	2.32	0.00	0.03	1.36	0.75	B
STANDARD & POOR'S	6/97	TRIBASA	4.77	0.82	176.73	112.00	1.97	0.00	0.02	1.48	0.76	B
STANDARD & POOR'S	9/97	TRIBASA	1.43	0.04	1,009.90	86.82	1.14	-0.63	-1.21	2.98	0.83	B
STANDARD & POOR'S	9/97	TVAZTCA	3.87	1.59	114.35	105.84	1.82	0.45	0.42	2.23	0.31	B
DUFF AND PHELPS	12/96	ALUMINIO CONESA, S.A. DE C.V.	0.35	0.20	71.84	41.38	0.11	-2.96	-0.16	32.46	0.91	MCCC
DUFF AND PHELPS	3/97	ALUMINIO CONESA, S.A. DE C.V.	0.31	0.18	58.52	35.25	0.00	0.00	-0.07	-82.27	0.91	MCCC
DUFF AND PHELPS	12/96	AUTOMOVILISTICA CENTRAL, S.A. DE C.V.	1.29	1.16	43.81	28.63	nd	0.00	-0.07	-7.26	0.88	MCCC
DUFF AND PHELPS	3/97	AUTOMOVILISTICA CENTRAL, S.A. DE C.V.	1.20	1.00	52.50	33.59	nd	0.00	0.00	-6.34	0.87	MCCC
DUFF AND PHELPS	12/96	AUTOMOVILISTICA DE HIDALGO, S.A. DE C.V.	1.37	1.33	1426.13	15.16	nd	0.00	-2.70	-2.33	0.79	MCCC
DUFF AND PHELPS	3/97	AUTOMOVILISTICA DE HIDALGO, S.A. DE C.V.	1.21	1.18	718.30	41.85	nd	0.00	-5.30	-2.71	0.72	MCCC
DUFF AND PHELPS	12/96	CENTRO ECATEPEC, S.A. DE C.V.	1.32	1.23	315.33	39.09	nd	0.00	-0.25	-3.35	0.86	MCCC
DUFF AND PHELPS	3/97	CENTRO ECATEPEC, S.A. DE C.V.	1.13	0.99	84.09	83.04	nd	0.00	-0.30	-2.67	0.87	MCCC
DUFF AND PHELPS	12/96	GRUPO SIDEK, S.A. DE C.V.	0.16	0.12	78.34	159.57	nd	0.00	-0.70	-12.68	0.61	MCCC
DUFF AND PHELPS	3/97	GRUPO SIDEK, S.A. DE C.V.	0.18	0.13	108.17	231.60	0.03	0.00	0.46	-12.64	0.55	MCCC
STANDARD & POOR'S	3/97	SEDEGU	0.99	0.02	165.11	105.70	0.63	0.02	0.06	0.88	0.82	mxCCC
STANDARD & POOR'S	6/97	SEDEGU	0.58	0.03	88.96	45.83	0.73	0.04	0.07	0.86	0.80	mxCCC
STANDARD & POOR'S	9/97	SEDEGU	0.62	0.05	58.00	31.39	0.86	0.08	0.08	0.84	0.79	mxCCC
STANDARD & POOR'S	3/97	SITUR	0.16	0.01	696.38	306.02	1.74	-0.12	0.78	-5.92	0.35	mxCCC
STANDARD & POOR'S	6/97	SITUR	0.17	0.02	285.59	158.92	0.48	-0.07	0.13	-7.76	0.47	mxCCC
DUFF AND PHELPS	12/96	SITUR DESARROLLOS TURISTICOS, S.A. DE C.V.	0.11	0.09	138.06	67.75	nd	0.00	-3.15	-6.44	0.67	MCCC
DUFF AND PHELPS	3/97	SITUR DESARROLLOS TURISTICOS, S.A. DE C.V.	0.13	0.12	359.77	114.34	0.01	-0.09	0.86	-7.28	0.49	MCCC
DUFF AND PHELPS	12/96	SITURBE, S.A. DE C.V.	0.27	0.25	41.90	205.98	nd	0.00	-4.26	12.03	0.67	MCCC
DUFF AND PHELPS	3/97	SITURBE, S.A. DE C.V.	0.75	0.24	36.07	249.50	nd	-	4.00	-	0.76	MCCC
STANDARD & POOR'S	6/97	SYNKRO	0.22	0.00	114.12	88.76	-0.39	0.11	-0.17	375.06	17012.57	mxCCC
STANDARD & POOR'S	9/97	SYNKRO	1.02	0.02	83.05	60.23	-0.03	-0.05	-0.03	-2.28	0.66	mxCCC
STANDARD & POOR'S	3/97	OLIMEX	0.61	0.01	855.78	14.09	-0.76	0.08	-0.12	0.95	0.70	mxCCC
STANDARD & POOR'S	9/97	OLIMEX	0.61	0.01	215.60	9.86	-0.88	0.28	-0.13	-3.90	0.96	MxCC
STANDARD & POOR'S	3/97	CANADA	0.37	0.00	75.89	96.32	-1.86	0.00	-0.20	-	1.00	mxD
STANDARD & POOR'S	6/97	CANADA	0.30	0.00	53.29	139.65	-1.21	0.00	-0.14	16737.19	-3.35	mxD
STANDARD & POOR'S	9/97	CANADA	0.25	0.00	24.60	76.82	-3.45	0.00	-0.21	-2.56	1.04	mxD