

Revista de Administración, Finanzas y Economía (Journal of Management, Finance and Economics), vol. 3, núm. 1 (2009), pp. 84-102.

Títulos con respaldo de activos de tarjetas de crédito como instrumentos de transferencia de riesgo de crédito

Víctor Hugo Lemus Pacheco*

Recibido 10 de septiembre 2008, Aceptado 30 de marzo 2009

Resumen

Esta investigación propone un índice que determina a aquellas instituciones que debieran transferir su riesgo de crédito de su cartera de tarjeta de crédito a través de los títulos con respaldo de activos. Se recurre a los modelos de predicción de insolvencia desarrollado por Robert Altman (1968) y al Análisis Discriminante y a partir de las razones financieras y la salud financiera de las instituciones bancarias se logra caracterizar la cartera de tarjeta de crédito de las instituciones bancarias en México.

Abstract

This paper proposes an index for determining those banking institution in Mexico that should transfer their credit card portfolios risk credit through Asset Back-Securities (ABSs). This is done recurring to models for predicting insolvency developed by Robert Altman (1968) and Discriminant Analysis. As of financial ratios and financial health of banking institutions this research is able to characterize the credit card portfolio of banking institutions in Mexico.

Clasificación JEL: C23, G32

Palabras clave: Transferencia de Riesgo de Crédito, Productos Derivados, Tarjeta de Crédito, Análisis Discriminante

1. Introducción

En México, la cartera vencida de las tarjetas de crédito ha estado en aumento en los últimos años¹. Se desarrolla un modelo que permita caracterizar el comportamiento de la cartera de tarjeta de crédito (TDC) de los bancos relacionando esta variable con otras razones financieras del banco. El marco de referencia es semejante al de E. Altman (1968), G. Springate (1978) y J. Fulmer (1984), quienes obtuvieron diversos modelos para pronosticar instituciones con mayor probabilidad de quiebra.

* Laborando actualmente en Banco de México, vhlemus@banxico.org.mx Tel. 5227 8746.

¹ Inclusive actualmente se encuentra por encima del límite de 6% señalado como umbral en los organismos internacionales de la banca.

La Transferencia de Riesgo de Crédito (CRT por sus siglas en inglés Credit Risk Transfer) ha tenido mayor divulgación en los últimos años debido al crecimiento de nuevos instrumentos tales como los derivados de crédito, los cuales permiten obtener la seguridad de garantizar el pleno cumplimiento de la cartera de crédito por medio del pago de una prima, logrando inicialmente reducir sus requisitos de reservas requeridas, las cuales pueden ser utilizadas a su vez para otorgar una mayor cantidad de préstamos o para mejorar su situación de liquidez, no obstante que el banco sigue siendo el propietario del activo riesgoso.

Se propone que una institución transfiera su riesgo de crédito mediante los títulos con respaldo de activos (ABS por sus siglas en inglés Asset-Back Securities). Los beneficios de estos instrumentos incluyen: la reducción de riesgos, el financiamiento de nuevos activos y la diversificación del portafolio. Esto ha sido abordado ampliamente por autores como GreenbaumThakor (1987), LockwoodRutherfordHerrera (1996), Wolfe (2000), Murray (2005).

El trabajo está organizado en cinco secciones que describen el mercado de CRT, sus principales características y la valuación de los instrumentos para la CRT, la problemática actual en el mercado mexicano de tarjetas de crédito que incentiva a crear un índice que agrupa a aquellas instituciones que debieran transferir su riesgo de crédito de su cartera de TDC a través de Títulos con Respaldo de Activos.

2. Transferencia de Riesgo de Crédito

La CRT tiene el potencial de facilitar importantes y útiles cambios en el perfil de riesgo de las instituciones financieras y en la forma en que manejan sus riesgos. Cada vez más bancos trabajan de forma tal, que los préstamos no se reflejan en la hoja de balance sino hasta el vencimiento; los bancos ven las exposiciones de crédito como un instrumento negociable. Al igual que el progreso de los derivados ha mejorado la administración de los riesgos de mercado de los bancos, también el desarrollo de los mercados de CRT parecen estar ligados a los avances en la administración del riesgo crédito del banco y de la relación riesgo/rendimiento, donde el énfasis cambia de la administración de exposiciones individuales a una visión más dinámica de portafolios de crédito.

Existen varios estímulos para que los bancos se involucren en la operación de la CRT y es difícil evaluar su importancia relativa, pero entre los principales estímulos se tiene la regulación de arbitraje, los costos de fondeo y la administración de riesgo de crédito de portafolios.

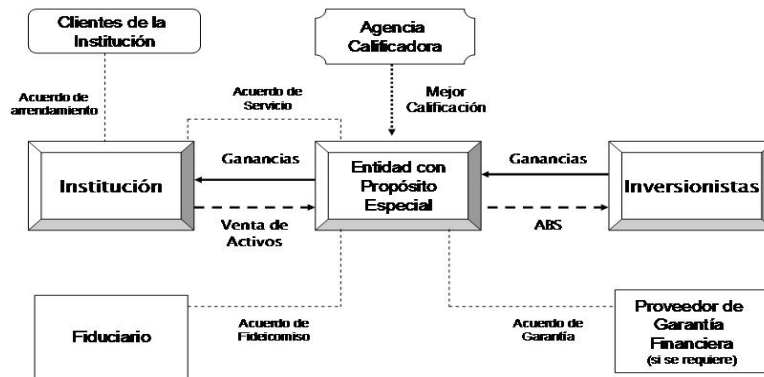
La CRT posee riesgo por si mismo. La CRT puede alterar la relación entre prestatarios, prestamistas y vendedores de protección que potencialmente dan origen al riesgo moral, conflictos de interés e información asimétrica, esto es, se pueden reducir los incentivos del prestamista para monitorear al prestatario, Gorton y Pennachi (1995); el prestamista puede tener el incentivo de sustituir activos de menor calidad por activos que están por vencer, Duffee y Zhou (2001); el prestamista puede comprar protección en contra de la voluntad del prestatario o sin informarle; el prestamista que ha comprado protección sobre un préstamo puede tener el incentivo de desencadenar prematuramente un evento de crédito; el vendedor de protección puede retrasar un pago, negarse a pagar, o litigar la reclamación cuando un evento se presenta; quien transfiere del riesgo tiene mejor información de la solvencia de su prestatario y puede aprovechar esto al momento de la transferencia de riesgo para exagerar la calidad del crédito de

las exposiciones transferidas por lo cual el vendedor de protección puede estar enfrentándose con los problemas de selección adversa.

3. ABS como instrumento de Transferencia de Riesgo de Crédito

Un derivado de crédito es un instrumento financiero cuyo valor es derivado de la calidad de crédito de una obligación tal como un préstamo o un bono de una entidad de referencia que usualmente es un tercero, aunque también puede ser una de las partes de la transacción. Una institución que utiliza derivados de crédito, puede transferir el riesgo crédito, reteniendo el título legal y por tanto la relación con sus clientes. Los Asset-Back Securities (ABS) es el nombre general que se le da a una amplia variedad de instrumentos financieros que dan a los inversionistas la reclamación sobre los pagos del principal e intereses generados por un grupo de préstamos. El proceso de *securitización* comienza cuando un prestamista crea una *entidad con propósito especial*² y transfiere la propiedad de los préstamos que son similares en clase, vencimiento, tasas de interés y en su probabilidad de incumplimiento. La propiedad de las acciones en la entidad con propósito especial pueden ser vendidos a inversionistas o alternativamente, el banco puede retener la propiedad pero emite títulos que prometen a los inversionistas el pago de intereses y del principal después de que sean recaudados de los prestatarios.

Figura 1
AssetBack Securities



4. Valuación de los derivados crediticios

La valuación de los derivados crediticios está todavía en desarrollo, debido a que no existe un modelo teórico suficientemente robusto que, a diferencia de los modelos para valorar derivados financieros tradicionales, permita obtener su valor razonable, por lo tanto, los derivados crediticios se apoyan en los modelos

² Un SPV (por sus siglas en inglés Special Purpose Vehicle) se utiliza para apalancar el capital de los inversionistas y es típicamente utilizado por los compradores de protección crediticia. El propósito de un SPV es obtener una mayor diversificación sobre un portafolio y poder administrar el riesgo crediticio.

de riesgo de crédito los cuales se han desarrollado siguiendo dos aproximaciones básicas:

1. Modelos estructurales: Se caracterizan porque tratan de obtener la probabilidad de impago de un modelo sobre el valor de la empresa. El marco de referencia de estos modelos son los supuestos teóricos del modelo de valoración de opciones financieras de Black&Scholes (1973) y, especialmente, de Merton, quien aplicó las técnicas de valuación de opciones para evaluar el capital de una empresa. Por extensión, el precio de un derivado crediticio, cuyo activo subyacente sea la deuda de la empresa, puede ser tratado en algunas circunstancias como si fuese una opción sobre esa deuda.

A partir de estos modelos se han desarrollado otras ideas, por ejemplo, Brennan y Schwartz (1979) llevaron a cabo su enfoque de la teoría de fijación de precios de riesgo crédito ampliando el argumento de Merton mediante tasas de interés estocásticas y específicamente examinan el tema de la fijación de precios de los bonos convertibles. Nielsen, Saá-Requejo y Santa-Clara (1993) modelaron el incumplimiento que ocurre cuando el valor de una empresa cae por debajo de una frontera estocástica, la cual es una aproximación de los pasivos de la empresa. Longstaff y Schwartz (1994) desarrollaron un enfoque para valorar deuda corporativa que incorpora riesgo de incumplimiento y riesgo de tasas de interés.

2. Modelos reducidos. El impago se modela como un fenómeno exógeno, en contraposición con la aproximación anterior. Estos modelos utilizan los diferenciales entre los rendimientos de los bonos con riesgo de crédito y el bono libre de dicho riesgo. En este sentido, el precio de un derivado crediticio obtenido a partir de estos modelos es coherente con los datos del mercado sobre el riesgo de crédito de los bonos que se esté negociando en él. En estos modelos, el esfuerzo teórico se centra en modelizar el proceso estocástico a cuya realización se asocia el impago.

Entre los modelos más importantes tenemos los siguientes: Jarrow, Lando y Turnbull (1997) presentan un modelo simple para valorar deuda con riesgo que explícitamente incorpora la clasificación de crédito de una empresa como indicador de su probabilidad de incumplimiento. Duffie y Singleton (1994) presentan un enfoque de la estructura de plazos de los bonos y otras reclamaciones contingentes que son sujetas a riesgo de incumplimiento tratado como un evento imprevisible gobernado por un proceso de tasa de riesgo. Este enfoque se distingue por la parametrización de pérdidas al incumplimiento en términos de la reducción fraccionada en el valor de mercado que ocurre al incumplimiento. El modelo de crédito de Das y Tufano (1996) es una extensión del modelo JLT, el cual también utiliza calificaciones crediticias de los bonos para caracterizar la probabilidad de incumplimiento. La extensión del modelo de DT se centra en el pago bajo incumplimiento.

5. El negocio de las Tarjetas de Crédito

En los últimos años, la competencia en la industria de tarjetas de crédito en México ha sido intensa. El mercado de las tarjetas de crédito ha crecido signi-

ficativamente en los últimos 6 años³, incrementándose las cuentas por cobrar de la cartera vigente en 141% anualmente⁴. Sin embargo, también el crecimiento de la cartera vencida de las tarjetas de crédito se ha manifestado en los últimos años. Entre febrero de 2007 y el mismo mes de 2008, la cartera vencida en tarjetas de crédito creció 55% en términos realesanualmente⁵.

En febrero de 2008, el crédito otorgado por la banca comercial a través de tarjetas creció 27.8% en términos reales respecto al mismo mes del año anterior, al pasar de 221 mil 299 millones de pesos a 282 mil 826 millones, según cifras del Banco de México⁶.

El índice de morosidad, es decir el índice que mide la cartera vencida como porcentaje de la cartera total, fue 7.54% en febrero de 2008, superando el límite tolerado por los organismos internacionales de la banca⁷.

Los bancos han desarrollado mecanismos para el otorgamiento de sus créditos, sin embargo, no solo se les otorga tarjetas de crédito a la población, sino que se les otorgan líneas de crédito fuera del alcance de los titulares de dichas tarjetas en caso de ejercer sus líneas de crédito.

Hasta marzo de 2008, de acuerdo con cifras de Banco de México se tienen en circulación 18.8 millones de plásticos en circulación⁸ y si un porcentaje considerado de estos plásticos fueron otorgados de manera poco seria, habría un aumento considerable en el índice de morosidad.

Las instituciones han incrementado sus riesgos al entregar plásticos a clientes que ya tenían. Cuando se analizan los seis bancos principales en México, encontramos que la cartera vencida de tarjetas en Scotiabank Inverlat llegó a 9% en marzo de 2008, cuando en el mismo mes de 2005 se ubicó en 3%. En tres años, la morosidad también se disparó en Banorte y BBVA Bancomer, que pasaron de 3% y 4% respectivamente en 2005 a 6% en marzo de 2008; mientras que Santander y HSBC pasaron de 2% y 4% a 5% y 9% respectivamente. Destaca el caso de Banamex que en el mismo periodo pasó de 4% a 15%⁹.

Finalmente, otro de los grandes problemas por el cual el titular de una TDC incumple es la falta de cultura financiera: se tiene desconocimiento de las diversas comisiones que los bancos cobran a los clientes; por ejemplo, muchos

³ Periodo Enero 2002 - Enero 2008.

<http://www.banxico.org.mx/sistemasdepago/estadisticas/SPdeBajoValor/SPdeBajoValor.html>

⁴ Cifras de la Comisin Nacional Bancaria y de Valores informan que las cuentas por cobrar de la cartera vigente en enero 2002 eran de \$41 mil millones, mientras que a enero de 2008, esta cifra aumentó a \$316 mil millones de pesos.

⁵ <http://www.banxico.org.mx/SieInternet/consultarDirectorioInternetAction.do?accion=consultarCuadro&idCuadro=CF34&locale=es>

⁶ <http://www.banxico.org.mx/SieInternet/consultarDirectorioInternetAction.do?accion=consultarCuadro&idCuadro=CF249&locale=es>

⁷ Desde septiembre de 2007, el Índice de Morosidad ha estado por encima del 6%.

⁸ Banco de México reporta que en promedio se utilizan en el año 2007, 17.9 millones de tarjetas al trimestre, cifra 17.4% mayor al año anterior y 32.4% mayor al año 2005.

⁹ No obstante, en el sistema se registran casos más preocupantes, como los de GE Money y Banregio, que tienen una morosidad de 18.7% y 9.6% respectivamente.

clientes desconocen que existe una alta tasa de interés moratoria¹⁰, sobre el cobro de penalizaciones¹¹, las altas comisiones por realizar retiros con TDC en cajeros automáticos¹² pues algunos usuarios optan por la liquidez en sus bolsillos endeudándose a través de compras con sus tarjetas de crédito, es decir, aun contando con efectivo, prefieren hacer uso de sus tarjetas de crédito¹³.

6. Implementación de ABSs de Tarjetas de Crédito como instrumentos de CRT

A través de la Minería de Datos, se obtiene un indicador que establece un parámetro que identifica cuando una institución bancaria debiera recurrir a securitizar su cartera de TDC.

Se seleccionaron un total de veinticuatro razones financieras de los siguientes siete bancos en México: Banamex, Scotiabank, HSBC, Inbursa, BBVA Bancomer, Santander y Banorte. Las razones financieras corresponden a información trimestral del periodo comprendido entre marzo del año 2001 (1T 2001) y marzo de 2008 (1T 2008)¹⁴. Cabe destacar que estas siete instituciones generan en promedio el 90% de la operación de la banca múltiple en México por lo cual se considera una muestra representativa.

El índice de morosidad en TDC es la variable dependiente. La elección de las variables independientes incluye una variable dicotómica que refleja el comportamiento del índice de morosidad de las instituciones. Esta variable se define como 0 (cero) cuando el nivel de la variable dependiente es bajo y 1 (uno) en caso contrario. Esta variable se define periodo a periodo por lo cual la definición de nivel alto o bajo dependerá del comportamiento ante el sistema en cada periodo de cada institución. Esto permitirá definir de forma mas precisa un modelo de predicción del índice de morosidad en TDC.

Inicialmente se definen dos paneles de bancos; el primer panel especifica a aquellos bancos que tienen un alto índice de morosidad en TDC y el segundo, por consiguiente, agrupa a aquellos bancos que no tienen problema en el rubro en cuestión. Se realizaron cinco series de observaciones de la cartera vencida en TDC para analizar el comportamiento de estos bancos en el último trimestre, en el último año, en los últimos dos años, en los últimos cinco años y el histórico disponible; HSBC tiene el mayor índice de morosidad en TDC, seguidos por Banamex y Scotiabank. Inbursa presenta periodos en que su índice de morosidad en TDC es alto y otros en donde es bajo.

Adicionalmente se tiene un segundo criterio para formar los paneles, esto es, se considera que en el Panel 1 deben estar las instituciones que presentan un índice de morosidad en TDC mayor a 6% ya que es el índice que el Fondo Monetario Internacional ha aconsejado no exceder. Este segundo criterio permitió definir con más precisión a los dos paneles pues Inbursa se encontraba entre los

¹⁰ La tasa moratoria se ubica entre 1.5 veces y 3 veces la tasa ordinaria.

¹¹ Por pago tardío, por falta de pago (penalizaciones distintas a la tasa moratoria), sobre-giro.

¹² Los bancos en México cobran el 7% del monto retirado en promedio.

¹³ En marzo de 2008, la diferencia entre la tasa que cobran los bancos por el crédito y la tasa que pagan a los ahorradores, llegó a su nivel más alto desde enero de 2001.

¹⁴ El Anexo 1 detalla cada una de las razones financieras empleadas.

dos paneles si se consideraba solo el primer criterio. De tal forma que se tienen los siguientes paneles:

Panel 1: Bancos con mayor índice de morosidad en TDC (Banamex, Scotiabank y HSBC) y,

Panel 2: Bancos que no presentan problemas en su cartera vencida de TDC (Inbursa, BBVA Bancomer, Santander y Banorte). De las variables independientes inicialmente consideradas, se encontró que las variables Clientes que pagaron el mínimo TDC y Clientes que pagaron el saldo total TDC tienen un alto grado de dependencia entre ellas. Se cuenta con un total de 203 datos y dado que el Panel 1 tiene un banco menos que el Panel 2, 87 de los datos son del Panel 1 y el restante, es decir, 116 son del Panel 2.

La razón cobertura de cartera vencida presenta la mayor desviación estándar considerando la muestra total. Debe destacarse que el Panel 2 tiene una desviación estándar 5 veces mayor a la desviación estándar del Panel 1. Esto significa que los bancos con menos problemas en su cartera vencida de TDC tienen criterios menos equivalentes para cuantificar el importe del crédito que se estima irrecuperable.

Tabla 1
Estadísticos de grupos

	Panel 1		Panel 2		Total	
	Media	Desv. Est.	Media	Desv. Est.	Media	Desv. Est.
ServDeu	0.016	0.014	0.014	0.012	0.015	0.013
RendSobInv	0.010	0.010	0.011	0.009	0.011	0.009
RazCirc	2.897	0.863	2.215	0.723	2.507	0.854
RendSobCap	0.090	0.112	0.098	0.073	0.095	0.092
PasaAct	0.892	0.043	0.848	0.109	0.867	0.090
CVTotSin PagV	0.943	0.047	0.936	0.053	0.939	0.051
CVTotCon PagV	0.019	0.023	0.036	0.045	0.029	0.038
IndMoroT	0.038	0.037	0.028	0.034	0.032	0.036
CVSinPag VTDC	0.903	0.087	0.939	0.039	0.923	0.067
CVConPag VTDC	0.034	0.059	0.021	0.031	0.027	0.045
Variable D.	0.701	0.460	0.345	0.477	0.498	0.501
ProvPrev	0.471	0.151	0.365	0.167	0.410	0.169
ClasCart CredG	0.036	0.020	0.023	0.020	0.029	0.021
TasInt	0.428	0.086	0.451	0.131	0.441	0.114
RgoCred	0.198	0.048	0.253	0.093	0.230	0.082
EficOpe	0.059	0.010	0.037	0.014	0.046	0.017
EstPrev	1.495	0.410	2.989	2.368	2.349	1.953

Tabla 1 (Continuación)
Estadísticos de grupos

	Panel 1		Panel 2		Total	
	Media	Desv. Est.	Media	Desv. Est.	Media	Desv. Est.
MIN	0.062	0.023	0.052	0.023	0.057	0.023
ROE	0.134	0.396	0.170	0.125	0.155	0.275
ROA	0.016	0.025	0.019	0.020	0.018	0.023
CtesPagMin	0.801	0.090	0.753	0.082	0.774	0.088
LinCred	0.163	0.072	0.125	0.065	0.141	0.071

La Razón de Circulante es la segunda razón financiera que presenta la mayor desviación estándar del total de los datos. Sin embargo, esta característica se presenta en cada uno de los Paneles. Para designar tipificaciones por grupos se recurre a las funciones de clasificación (Tabla 2).

Los coeficientes para “Clientes que pagan el mínimo”, “Líneas de crédito”, “Clasificación de la Cartera de Crédito”, son mayores para la función de clasificación de Panel 1, lo que significa que las instituciones que otorgan mayores líneas de crédito y las instituciones que más reciben solo el pago mínimo o cuya clasificación de la cartera de crédito es más alta tienen menos posibilidad de reducir su índice de morosidad de TDC.

Tabla 2
Funciones discriminantes lineales de Fisher

	Panel 1	Panel 2
Cartera Vigente Total con Pagos Vencidos	-14.923	31.589
Clasificación Cartera de Crédito	554.276	487.567
Clientes que pagan el mínimo	237.545	209.105
Eficiencia operativa	-371.584	-960.558
Líneas de crédito	152.493	128.881
Pasivos a Activos	211.074	264.970
Razón Circulante	9.750	6.437
Rendimiento sobre el capital	5.490	-3.531
Rendimiento sobre la inversión	428.851	589.567
Constante	-215.089	-196.169

Similarmente, las instituciones con menor Cartera Vigente Total con Pagos Vencidos y Razón de Pasivos a Activos tienen mayor probabilidad de reducir su índice de morosidad de TDC.

La correlación es el grado en el que las variables se alteran simultáneamente. Se dice que existe una correlación positiva (valor igual a 1) cuando éstas se mueven en la misma dirección y si lo hacen en direcciones contrarias (valor

igual a -1), entonces se dice que hay una correlación negativa. Por lo anterior, se considera la suma de los valores absolutos de cada una de las variables. La variable independiente eficiencia operativa representa la mayor correlación con las demás variables, sin embargo, analizando el comportamiento de esta variable solo se observa que únicamente su mayor correlación es con la variable Pasivos a Activos, sin embargo, en consideración a los parámetros explicados anteriormente, no representa problema para eliminar esta variable.

En la Tabla 3, la “M” de Box prueba el supuesto de igualdad de las matrices de covarianzas entre los grupos:

Tabla 3
Resultados de la prueba de Box

M de Box		682.071
F	Aprox.	11.735
	gl1	55
	gl2	111,059.1
	Sig.	0.000

Los logaritmos de los determinantes son una medida de la variabilidad de los grupos. Mientras más alejados de cero se encuentren corresponden a grupos más variables. Las diferencias en los logaritmos de los determinantes indican grupos que tienen diferentes matrices de covarianza (Tabla 4).

Adicionalmente a las medidas para revisar la contribución de los predictores individuales a los modelos de discriminante, el procedimiento del Análisis de Discriminante provee de las tablas de autovalores y la lambda de Wilks para ver que tan bien el modelo discriminante en general ajusta los datos.

Tabla 4
Logaritmos de los discriminantes

Panel	Rango	Logaritmo del determinante
1	10	-58.292
2	10	-58.742
Intra-grupos combinada	10	-55.156
Los rangos y logaritmos naturales de los determinantes impresos son los de las matrices de covarianza de los grupos		

La Tabla 5 provee información referente a la eficacia para cada función discriminante. Esta tabla presenta los autovalores de las funciones canónicas discriminantes, que miden las desviaciones de las puntuaciones discriminantes entre grupos respecto a las desviaciones dentro de los grupos. El autovalor de una función se interpreta como la parte de variabilidad total de la nube de puntos proyectada sobre el conjunto de todas las funciones atribuible a la función. Si su valor es grande, la función discriminará mucho. En cuanto a las correlaciones

canónicas, éstas miden las desviaciones de las puntuaciones discriminantes entre grupos respecto a las desviaciones totales sin distinguir grupos. Si su valor es grande (próximo a uno) la dispersión será debida a las diferencias entre grupos y por lo tanto la función discriminará mucho.

Tabla 5
Autovalores de las funciones canónicas discriminantes

Función	Autovalor	% de varianza	% acumulado	Correlación canónica
1	4.788a	100%	100%	0.910
^a Se ha empleado la primera función discriminante canónica en el análisis.				

Los resultados muestran que la función discriminará mucho debido que la función tiene un valor grande y además el valor de la correlación canónica es cercana a uno.

Adicionalmente, la Tabla 6 contrasta la homoscedasticidad del modelo mediante el estadístico M de Box, cuyo p-valor cero impide aceptar la hipótesis nula de igualdad de covarianzas. El p-valor del cuadro lambda de Wilks certifica la significatividad del eje discriminante, con lo que su capacidad explicativa será buena, es decir, separan bien grupos.

Tabla 6
Lambda de Wilks de las funciones canónicas discriminantes

Contraste de las funciones	Lambda de Wilks	Chi-cuadrado	gl	Sig.
1	0.173	344.130	10	0.000

Para evaluar la contribución de cada variable al modelo, se tiene la prueba de igualdad de medias de los grupos, los coeficientes de la función discriminante y la matriz de estructura.

La prueba de igualdad de medias (Tabla 7) de los grupos mide cada variable independiente potencial antes de que el modelo sea creado. Cada prueba exhibe los resultados del análisis de varianza en un sentido para la variable independiente utilizando la variable de agrupación como factor. Si el valor de significancia es mayor que 0.10, la variable probablemente no contribuye al modelo.

La Lambda de Wilks es otra medida de una variable potencial. Los valores más pequeños indican que la variable es mejor para discriminar entre grupos.

La razón “Pasivos a Activos” es una variable que discrimina entre grupos y además es significativa. De igual manera, otra variable candidata es la “Cartera vigente con pagos vencidos de TDC”, que presenta un alto valor para la lambda de Wilks y es totalmente significativa. Otras variables que discriminan entre grupos y contribuyen al modelo, ya que su significancia es de cero son las “Provisiones preventivas” y la “Clasificación de la Cartera de Crédito”.

Tabla 7
Pruebas de igualdad de las medias de los grupos

	Lambda W	F	gl1	gl2	Sig.
Servicio de la deuda	0.996	0.747	1	201	0.389
Rendimiento sobre la inversión	0.995	0.981	1	201	0.323
Razón Circulante	0.843	37.480	1	201	0.000
Rendimiento sobre el capital contable	0.998	0.434	1	201	0.511
Pasivos a Activos	0.942	12.431	1	201	0.001
Cartera Vigente Total sin pagos vencidos	0.995	1.064	1	201	0.304
Cartera Vigente Total con pagos vencidos	0.949	10.805	1	201	0.001
Cartera Vigente con pagos vencidos TDC	0.981	3.918	1	201	0.049
VarDicotómica	0.927	15.819	1	201	0.000
Cartera Vigente sin pagos vencidos TDC	0.979	4.320	1	201	0.039
Cartera Vigente con pagos vencidos TDC	0.876	28.551	1	201	0.000
Provisiones preventivas	0.903	21.707	1	201	0.000
Clasificación Cartera de Crédito	0.905	21.063	1	201	0.000
Tasas de interés	0.990	2.085	1	201	0.150
Riesgo de crédito	0.889	25.068	1	201	0.000
Eficiencia operativa	0.565	154.847	1	201	0.000
Estimaciones preventivas	0.856	33.869	1	201	0.000
MIN	0.953	9.966	1	201	0.002
ROE	0.996	0.846	1	201	0.359
ROA	0.996	0.794	1	201	0.374
Clientes que pagan el mínimo	0.927	15.840	1	201	0.000
Líneas de crédito	0.926	15.951	1	201	0.000

Los coeficientes estandarizados permiten comparar la medición de las variables en diferentes escalas. Los coeficientes con valores absolutos grandes corresponden a variables con mayor habilidad de discriminación (Tabla 8).

Tabla 8
Coefficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas

	Función
	1
Rendimiento sobre la inversión	-0.344
Razón Circulante	0.592
Pasivos a Activos	-1.070
Cartera Vigente Total con pagos vencidos	-0.393
Variable Dicotómica	-0.679
Clasificación Cartera de Crédito	0.308
Eficiencia operativa	1.717
ROE	0.565
Clientes que pagan el mínimo	0.551
Líneas de crédito	0.365
Correlaciones intra-grupo combinadas entre las variables discriminantes y las funciones discriminantes canónicas tipificadas. Variables ordenadas por el tamaño de la correlación con la función. ^(a) Variable no utilizada en el análisis.	

La matriz de estructura mostrada en la Tabla 9 muestra la correlación de cada variable predictora con la función discriminante. El orden en la matriz de estructura es la misma que la sugerida por la prueba de igualdad de las medias y es similar a la tabla de coeficientes estandarizados.

Tabla 9
Matriz de estructura

	Función
	1
Cartera Vigente con pagos vencidos TDC	0.172
Cartera Vigente con pagos vencidos TDC (a)	-0.010
Cartera Vigente sin pagos vencidos TDC (a)	-0.117
Cartera Vigente Total con pagos vencidos	-0.105
Cartera Vigente Total sin pagos vencidos (a)	0.058
Clasificación Cartera de Crédito	0.147
Clientes que pagan el mínimo	0.128
Eficiencia operativa	0.401
Estimaciones preventivas (a)	-0.200
Variable Dicotómica	0.027
Líneas de crédito	0.128
MIN (a)	0.115
Pasivos a Activos	0.113
Provisiones preventivas	0.194

Tabla 9 (Continuación)
Matriz de estructura

	Función
	1
Razón Circulante	0.197
Rendimiento sobre el capital contable (a)	-0.047
Rendimiento sobre la inversión	-0.031
Riesgo de crédito (a)	-0.124
ROA (a)	0.032
ROE	-0.029
Servicio de la deuda (a)	0.063
Tasas de interés	-0.097

La Tabla 10 muestra la función en el *centroide* de los grupos, la cual dan una idea de cómo la función discrimina a los grupos. Si las medias de los grupos en la función son muy parecidas, la función no discrimina los grupos. Se observa que la discriminación es buena tal y como ya había asegurado anteriormente la lambda de Wilks.

Tabla 10
Funciones en los centroides de los grupos

Panel	Función
	1
1	2-514
2	-1.886

Adicionalmente, la Tabla 11 muestra los coeficientes de la función canónica discriminante cuya ecuación es:

Tabla 11
Coefficientes de las funciones canónicas discriminantes

Panel	Función
	1
Rendimiento sobre la inversión	-36.528
Razón Circulante	0.753
Pasivos a Activos	-12.250
Cartera Vigente Total con pagos vencidos	-10.572
Variable Dicotómica	1.443
Clasificación Cartera de Crédito	15.162
Eficiencia operativa	133.865
ROE	2.050
Clientes que pagan el mínimo	6.464
Líneas de crédito	5.367
(Constante)	-3.986

$$Z = -36.528RendSobInv + 0.753RazCirc - 12.250PasaAct - 10.572 \\ CVTotConPagV + 1.443D + 15.162ClasCarCred + 133.865EficOpe \\ + 2.050ROE + 6.464CtesPagMin + 5.367LinCred - 3.986$$

Tabla 12
Estadísticos de las variables del modelo^{a,b,c}.

Paso	Variable	Estadístico Lambda de Wilks	Estadístico F Exacto	Significancia
1	EficOpe	0.565	154.847	0.000
2	Variable D.	0.427	134.005	0.000
3	PasaAct	0.331	134.225	0.000
4	RazCir	0.272	132.225	0.000
5	CVTotConPagV	0.243	122.978	0.000
6	ROE	0.221	115.173	0.000
7	RendSobInv	0.204	108.780	0.000
8	CtesPagMin	0.189	104.366	0.000
9	ClasCartCredG	0.182	96.319	0.000
10	LinCred	0.173	91.927	0.000
^a El número máximo de pasos es 44. ^b F parcial mínima para ingresar es 3.84 ^c F parcial máxima para eliminar es 2.71				

La Tabla 12 muestra los criterios estadísticos por lo cual las variables fueron consideradas. Como se observa en la última columna, cada una de ellas son estadísticamente significativas; presentan las mayores estadísticas multivariadas parciales F (F pequeña aconsejará no seleccionar la variable, pues su aporte a la discriminación de los grupos no sería importante) y finalmente, el estadístico lambda de Wilks también resultan ser los mayores.

Para contrastar los resultados obtenidos, la Tabla 13 resume los estadísticos de las variables restantes que no fueron incluidas en el modelo resultante. Los tres criterios que se consideraron son los siguientes tres:

1. Presentan una tolerancia baja pues su aportación a la discriminación de grupos está ya contemplada en las variables seleccionadas.
2. El estadístico multivariado parcial F está por debajo del valor mínimo requerido.
3. El estadístico lambda de Wilks de cada una de estas variables es menor al estadístico de las variables seleccionadas.

Tabla 13
Variabes que no entran al modelo

Paso	Variable	Tolerancia	F para entrar	Lambda de Wilks
	ServDeu	0.274	0.743	0.172
	RendSobCap	0.216	0.494	0.172
	CVTotSinPagV	0.393	0.256	0.173
	IndMoroT	0.805	0.257	0.173
10	CVSinPagTDC	0.812	0.021	0.173
	CVConPagTDC	0.811	1.173	0.172
	ProvPrev	0.359	0.852	0.172
	TasInt	0.555	0.742	0.172
	RgoCred	0.316	0.692	0.172
	EstPrev	0.216	0.124	0.173
	MIN	0.463	0.062	0.173
	ROA	0.265	2.225	0.171

Finalmente, la tabla de clasificación muestra los resultados del modelo discriminante. De las variables utilizadas para crear el modelo, 113 de los 116 datos fueron clasificados correctamente, es decir, 97% de los casos fueron correctamente agrupados.

Tabla 14
Clasificación de resultados^{a,b}

		Miembro del grupo de predicción			Total
		Panel	1	2	3
Original	Conteo	1	84	3	87
		2	3	113	116
	%	1	96.6	3.4	100
		2	2.6	97.3	100
Validación cruzada	Conteo	1	84	3	87
		2	5	111	116
	%	1	96.6	3.4	100
		2	4.3	95.7	100
^(a) 97.0% de los casos agrupados originalmente son correctamente clasificados					
^(b) 96.1% de los casos agrupados con validez cruzada son correctamente clasificados					

Al llevar a cabo la validación cruzada se obtuvo que el 96.1% de los datos están clasificados correctamente. Como se puede observar, los resultados son satisfactorios. La Tabla 14 muestra lo descrito anteriormente.

6.1 Interpretación de resultados

Para interpretar los resultados de acuerdo a la función discriminante obtenida se evalúan las variables a través del tiempo tanto de las instituciones que participaron en los paneles, como de otras nueve instituciones de las que se dispone información de los últimos cinco trimestres.

Tabla 15

Evaluación de la función discriminante en el tiempo

BANCO	1T 2007	BANCO	2T 2007	BANCO	3T 2007
Bajío	-8.69	Bajío	-8.66	Bajío	-8.57
Inbursa	-4.44	Inbursa	-3.73	Inbursa	-3.68
BBVA B.	-3.57	Mifel	-3.71	BBVA B.	-3.66
Santander	-3.14	BBVA B.	-3.66	Mifel	-2.77
Banjercito	-2.15	Afirme	-3.60	Afirme	-2.55
Invex	-1.74	Santander	-2.94	IXE	-2.00
Afirme	-1.52	Banorte	-1.59	Banorte	-1.66
IXE	-1.35	Banjercito	-1.14	Santander	-1.66
Banorte	-1.15	IXE	-1.14	Banjercito	-0.97
Mifel	-1.11	Invex	-0.22	HSBC	-0.23
Scotiabank	1.08	Scotiabank	0.67	Banregio	1.23
Banregio	1.37	Banregio	1.31	Scotiabank	1.40
HSBC	1.50	HSBC	1.93	Banamex	2.46
Banamex	2.21	Banamex	2.32	American E.	12.04
American E.	11.41	American E.	11.01	Azteca	19.95
Azteca	20.86	Azteca	19.46	Invex	22.68

Tabla 15 (Continuación)

Evaluación de la función discriminante en el tiempo

BANCO	4T 2007	BANCO	1T 2008
Bajío	-7.01	Bajío	-8.62
Inbursa	-5.79	Inbursa	-5.57
BBVA B.	-2.79	BBVA B.	-3.56
Afirme	-2.73	Santander	-2.58
Santander	-1.69	Afirme	-2.47
Banorte	-1.00	Banorte	-1.83
Banjercito	-0.88	Banjercito	-1.50
IXE	-0.72	Banregio	-1.39

Tabla 15 (Continuación)
Evaluación de la función discriminante en el tiempo

BANCO	4T 2007	BANCO	1T 2008
Banregio	-0.35	IXE	0.45
Mifel	-0.31	Mifel	1.20
Invex	1.59	Banamex	2.22
Scotiabank	2.78	Scotiabank	2.25
HSBC	3.14	HSBC	2.82
Banamex	3.68	Invex	4.02
American E.	11.76	American E.	12.00
Azteca	19.38	Azteca	23.87

La Tabla 15 muestra la evaluación de la función discriminante de los bancos para cada uno de los cuatro trimestres de 2007 (1T 2007, 2T 2007, 3T 2007 y 4T 2007), así como para el primer trimestre de 2008 (1T 2008). Los bancos son colocados en forma vertical de forma ascendente para mostrar el comportamiento de cada trimestre al evaluar la función de discriminante.

Por ejemplo, para el 4T 2007, los bancos que fueron agrupados en el Panel 1 tienen un índice mayor a 2.78 y para el 1T 2008, este mismo grupo de bancos tiene el índice mayor a 2.22. De esta forma, de acuerdo al índice promedio observado, se concluye que para $Z > 2.02$ la institución bancaria tiene problemas con la cartera de TDC y es recomendable transferir la cartera y su riesgo crédito al mercado a través de los ABS de TDC.

Se observa que existen dos bancos que tienen un índice mayor a los bancos agrupados con mayor índice de morosidad.

1. Banco Azteca: Tiene una muy alta tasa de morosidad en TDC, la calificación de su cartera de crédito irrecuperable es la mayor y tiene la mayor razón en eficiencia operativa.
2. American Express, por otro lado, es una institución con alta morosidad en TDC, es la segunda institución que ofrece las mayores líneas de crédito a sus tarjeta habientes, es la cuarta institución con calificación de su cartera de crédito irrecuperable y es la segunda mayor institución con una razón en eficiencia operativa.

Otras instituciones que en algún momento son clasificadas por la función discriminante como riesgosas en cuanto a su cartera de TDC son Invex y Banregio. En particular, la eficiencia operativa de Invex y Banregio son la tercera y quinta de todas las instituciones analizadas, Invex es el cuarto banco que recibe más pagos mínimos al saldo de sus tarjetas, Banregio es el cuarto mayor banco que entrega las mayores líneas a sus cuenta habientes y por último, la calificación de la cartera de crédito como irrecuperable de Invex es la segunda mayor.

7. Conclusiones

Se ha logrado construir un modelo que permite agrupar a través de las razones financieras a aquellas instituciones que podrían transferir su riesgo de crédito

de la cartera de TDC y específicamente esta investigación se inclina a hacerlo a través de Títulos con RespalDOS de Activos.

No obstante que el índice de morosidad en la cartera de TDC no representa un riesgo sistémico, es importante que los bancos en México tomen las medidas necesarias para que esta variable que sigue creciendo, no represente un problema mayor, teniendo en cuenta que la primera medida que las instituciones deben realizar es establecer mecanismos eficientes para otorgar una línea de crédito a través de una TDC y también como lo sugiere esta investigación, aunque en México, transferir el riesgo de crédito de activos es una práctica menor y que actualmente solo se lleva a cabo con la cartera hipotecaria, se sugiere llevar a cabo también la cobertura de la cartera de TDC a través de instrumentos para la transferencia de riesgo de crédito.

El modelo nos indica que no solo los bancos que tienen un alto índice de morosidad en la cartera de TDC utilicen estos instrumentos, sino que a través de un indicador que relacione otras razones financieras vinculadas al funcionamiento de un banco, se transfiera el riesgo de crédito.

Este trabajo de investigación promueve el estudio de los instrumentos para la transferencia de riesgo de crédito y otorga una herramienta para que las instituciones evalúen la factibilidad de implementar su uso, sin embargo, aun quedan varias líneas de investigación que enfoquen sus esfuerzos en el establecimiento de las bases legales y el desarrollo e implementación de los Títulos con RespalDOS de Activos en nuestro país.

Bibliografía

- Acharya, V., R. Das, K. Sundaram (2002). Pricing credit derivatives with rating transitions. *Financial Analysts Journal*) mayo/junio. pp. 28-44.
- Bank for International Settlement (2003, 2004 y 2005). "Credit risk transfer". Committee on the Global Financial System.
- Caparrós Ruipérez Ivaro Miguel (2000). "Derivados de crédito, nuevos instrumentos financieros para el control del riesgo". Eurobolsa Gestión de Valores.
- Dirk Baur (2006). "The effect of credit risk transfer on financial stability". Trinity College Dublin and Joint Research Centre, EU Commission.
- Duffee, G.R., and C. Zhou (2001). Credit Derivatives in Banking: Useful Tools for Managing Risk. *Journal of Monetary Economics* 48, pp. 25-54.
- Duffie, D. y N. Garleanu (2001). Risk and valuation of collateralised debt obligations. *Financial Analysts Journal*. Enero/Febrero pp. 41-59.
- Duffie D. (2007). "Innovations in Credit Risk Transfer: Implications for Financial Stability". Stanford University.
- Edward I. Altman (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*. Vol. 23, No. 4. pp. 589-609.
- Gorton, G.B., G. Pennacchi, 1995. Banks and Loan Sales: Marketing Nonmarketable Assets. *Journal of Monetary Economics*. 35, pp. 389-411
- Janet Tavakoli (2001). Introduction to Collateralized Debt Obligations. *Tavakoli Structured Finance*. Inc. pp. 1-6.
- Janet Tavakoli (2002). Introduction to Credit Derivatives Credit Default Swaps. *Tavakoli Structured Finance*. Inc. pp. 1-6.

- Janet Tavakoli, (2003). Introduction to Credit Derivatives Total Return Swaps. *Tavakoli Structured Finance*. Inc. pp. 1-6.
- John Kiff, Francois-Louis Michaud, Janet Mitchell (2002). "Instruments of Credit Risk Transfer: Effects on Financial Contracting and Financial Stability". Committee on the Global Financial System working group on Credit Risk Transfer.
- John Kiff, Ron Morrow. "Credit Derivatives". Financial Markets Department (Bank of Canada).
- Jorge A. Chan-Lau, Li Lian Ong. "The Credit Risk Transfer Market and Stability Implications for U.K. Financial Institutions". International Monetary Fund. Working paper 06/139.
- Lehman Brothers (2003). "Guide to Exotic Credit Derivatives". Risk water group. pp. 8-31.
- Philipp J. Schönbucher. *Credit Derivatives Pricing Models: Model, Pricing and Implementation*. Wiley Finance.
- Robert A. Jarrow, David Lando, Stuart M. Turnbull (1997). A Markov model for the term structure of credit spreads. *Review of Financial Studies*. 10. pp. 481-523.
- Robert C. Merton (1974). On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates. *Journal of Finance*. 29. pp. 449-70.
- Sanjiv Ranjan Das, Rangarajan K. Sundaram (1998). "A Direct Approach to Arbitrage-Free Pricing of Credit Derivatives".
- S. Das, P. Tufano (1995). Pricing Credit Sensitive Debt When Interest Rates, Credit Ratings, and Credit Spreads are Stochastic. *Journal of Financial Engineering*. 5. pp. 161-198.
- S. Wolfe (2000). Structural effects of asset-backed securitization. *The European Journal of Finance* 6. pp. 353-369..
- T.N. Nielsen, Saá-Requejo, Pedro Santa-Clara (1993). "Default Risk and Interest Rate Risk: The term structure of default spreads". INSEAD. Working paper.
- Tolk, J. (2001). "Understanding the risks in credit default swaps". Moodys Investors Service. Marzo 16.
- Viral V. Acharya, Timothy C. Johnson (2005). *Insider Trading in Credit Derivatives*. London Business School.