



**UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA
DE MÉXICO**

FACULTAD DE CIENCIAS

**ESTIMACIONES DE RESERVAS PREVENTIVAS PARA LA
CARTERA DE TARJETA DE CRÉDITO: UN ENFOQUE DE
PÉRDIDA ESPERADA.**

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

ACTUARIA

P R E S E N T A:

ALEJANDRA NATALIA ZÁRATE MORATILLA



**DIRECTOR DE TESIS:
M en C. JESÚS ALAN ELIZONDO FLORES
Abril 2011**



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Índice

Introducción	I
Capítulo 1 Antecedentes	- 1 -
Capítulo 2 Marco Teórico	- 9 -
2.1 La creación de provisiones	- 9 -
2.2 Prácticas más comunes en modelos de evaluación del crédito	- 10 -
2.3 Prácticas más comunes en validaciones de modelos cuantitativos de riesgo de crédito	- 19 -
2.3.1 Exactitud del modelo	- 19 -
2.3.2 Marco de validación para modelos cuantitativos de incumplimiento	- 20 -
2.3.3 Métricas utilizadas en el desarrollo del modelo y para la comparación del mismo	- 22 -
Capítulo 3 Diseño del ejercicio	- 25 -
3.1 Definiciones	- 25 -
3.2 Información	- 27 -
Capítulo 4 Descripción de muestra y análisis descriptivo de la base de datos	- 31 -
4.1 Definición de la muestra	- 31 -
4.2 Base de datos	- 33 -
4.3 Validación de la información	- 37 -
4.4 Construcción del Sistema	- 39 -
Capítulo 5 Análisis de regresión de variables para deducir el modelo de la Probabilidad de Incumplimiento	- 41 -
5.1 Algoritmo de Identificación de Cuentas Incumplidas	- 41 -
5.2 Análisis y selección de variables	- 42 -
5.3 Descripción de los modelos propuestos	- 44 -
5.4 Modelo Seleccionado para la estimación de la Probabilidad de Incumplimiento	- 51 -
5.5 Probabilidad de Incumplimiento para Tarjetas Inactivas	- 52 -
5.6 Análisis de Sensibilidad del Modelo Propuesto	- 52 -
Capítulo 6 Severidad de la Pérdida y Exposición al Incumplimiento	- 56 -
6.1 Severidad de la Pérdida (SP)	- 56 -
6.2 Exposición al Incumplimiento (EI)	- 58 -
Capítulo 7 Validación del Modelo	- 63 -

7.1	Estadísticos	- 63 -
7.2	Validación con muestras independientes	- 65 -
7.3	Validación considerando sólo una fecha de referencia.....	- 68 -
Capítulo 8	Análisis del riesgo por Institución	- 75 -
8.1	Incorporación de variables dummies por Institución	- 75 -
8.2	Análisis por Institución	- 76 -
Capítulo 9	Aplicación del modelo a una cartera.....	- 81 -
9.1	Base de Datos	- 81 -
9.2	Estimación de la PI.....	- 82 -
9.3	Estimación de la SP.....	- 89 -
9.4	Estimación de la EI	- 90 -
Capítulo 10	Conclusiones	- 93 -
Capítulo 11	Bibliografía y Referencias	- 95 -
Anexo 1	Primer requerimiento de información	- 97 -
Anexo 2	Código para determinar los Impagos en cada periodo (T-12 a T12)	- 99 -
Anexo 3	Código para determinar el Incumplimiento	- 103 -
Anexo 4	Variables	- 105 -
Anexo 5	Área bajo la curva ROC de cada variable.....	- 117 -
Anexo 6	Modelos de estimación de Probabilidad de Incumplimiento	- 119 -
Anexo 7	Variables del Modelo Seleccionado.....	- 125 -
Anexo 8	Variables para la Estimación de la Severidad de la Pérdida	- 131 -
Anexo 9	Resultados de la Validación del Modelo.....	- 135 -
Anexo 10	Área bajo la curva ROC de cada variable de la Institución XYZ.....	- 149 -

Índice de Gráficos

Gráfica 1-1 Tasa Compuesta de Crecimiento Anual de la cartera de créditos.....	- 5 -
Gráfica 1-2 Índice de Morosidad de la Cartera de Créditos al Consumo.....	- 5 -
Gráfica 1-3 Endeudamiento de los acreditados.....	- 6 -
Gráfica 2-1 La regresión logística.....	- 14 -
Gráfica 2-2 Curva ROC.....	- 18 -
Gráfica 2-3 Tipos de curvas ROC.....	- 18 -
Gráfica 3-1 Ejemplificación de la Exposición al Incumplimiento.....	- 27 -
Gráfica 3-2 Periodo histórico y de observación.....	- 28 -
Gráfica 4-1 Participación del Mercado de Tarjetas de Crédito.....	- 32 -
Gráfica 4-2 Diagrama de información requerida a los Bancos.....	- 34 -
Gráfica 5-1 Diagrama de los días de atraso por periodo de mora.....	- 42 -
Gráfica 5-2 Análisis de sensibilidad de Impagos consecutivos.....	- 53 -
Gráfica 5-3 Análisis de sensibilidad de Impagos históricos.....	- 53 -
Gráfica 5-4 Análisis de sensibilidad del Porcentaje de Pago.....	- 54 -
Gráfica 5-5 Análisis de sensibilidad del Porcentaje de Uso de Línea.....	- 54 -
Gráfica 5-6 Análisis de sensibilidad de la Antigüedad de la cuenta en la Institución.....	- 55 -
Gráfica 6-1 Periodo de recuperación.....	- 57 -
Gráfica 6-2 Frecuencias de recuperación.....	- 57 -
Gráfica 6-3 Relación del Porcentaje de Uso de la Línea con el factor CCF.....	- 59 -
Gráfica 6-4 Promedios de la relación del Porcentaje de Uso de la línea con el factor CCF.....	- 59 -
Gráfica 6-5 Regresión del Porcentaje de Uso de la Línea para la obtención del factor CCF.....	- 60 -
Gráfica 6-6 Análisis del Porcentaje de Uso.....	- 62 -
Gráfica 7-1 Curva de Lorenz.....	- 64 -
Gráfica 7-2 Acumulación de buenos vs malos de muestras independientes respetando la participación del mercado.....	- 66 -
Gráfica 7-3 Gini y KS muestras independientes respetando la participación del mercado.....	- 66 -
Gráfica 7-4 Acumulación de buenos vs malos de muestras independientes sin respetar la participación del mercado.....	- 67 -
Gráfica 7-5 Gini y KS muestras independientes sin respetar la participación del mercado.....	- 68 -
Gráfica 7-6 Acumulación de buenos vs malos de muestras fuera de tiempo (agosto 2006) respetando la participación del mercado.....	- 69 -
Gráfica 7-7 Gini y KS muestras fuera de tiempo (agosto 2006) respetando la participación del mercado.....	- 69 -
Gráfica 7-8 Acumulación de buenos vs malos de muestras fuera de tiempo (agosto 2006) sin respetar la participación del mercado.....	- 70 -
Gráfica 7-9 Gini y KS muestras fuera de tiempo (agosto 2006) sin respetar la participación del mercado.....	- 70 -
Gráfica 7-10 Acumulación de buenos vs malos de muestras fuera de tiempo (marzo 2007) respetando la participación del mercado.....	- 71 -
Gráfica 7-11 Gini y KS muestras fuera de tiempo (marzo 2007) respetando la participación del mercado.....	- 71 -
Gráfica 7-12 Acumulación de buenos vs malos de las muestras fuera de tiempo (marzo 2007) sin respetar la participación del mercado.....	- 72 -
Gráfica 7-13 Gini y KS de las muestras fuera de tiempo (marzo 2007) sin respetar la participación del mercado.....	- 72 -
Gráfica 8-1 Límites superiores e inferiores de los coeficientes del Impago Actual.....	- 77 -
Gráfica 8-2 Límites superiores e inferiores de los coeficientes del Impago Histórico.....	- 78 -
Gráfica 8-3 Límites superiores e inferiores de los coeficientes de la Antigüedad.....	- 78 -
Gráfica 8-4 Límites superiores e inferiores de los coeficientes del Porcentaje de pago.....	- 79 -
Gráfica 8-5 Límites superiores e inferiores de los coeficientes del Porcentaje de Uso.....	- 79 -
Gráfica 9-1 Comparación de la variable ACT.....	- 83 -
Gráfica 9-2 Comparación de la variable HIS.....	- 84 -
Gráfica 9-3 Comparación de la variable %PAGO.....	- 85 -
Gráfica 9-4 Comparación de la variable %USO.....	- 86 -
Gráfica 9-5 Comparación de la variable ANT.....	- 87 -
Gráfica 9-6 Estimación de la SP para la XYZ.....	- 89 -

Índice de Tablas

Tabla 1-1 Porcentaje de reservas que estaban presentes en la CUB para la cartera de Tarjeta de Crédito.....	- 7 -
Tabla 2-1 Tipos de errores.	- 20 -
Tabla 2-2 Costo de los errores Tipo I y Tipo II.	- 20 -
Tabla 2-3 Esquema de las técnicas de validación de las muestras.	- 21 -
Tabla 3-1 Periodo de Análisis.	- 28 -
Tabla 3-2 Ventanas analizadas.	- 29 -
Tabla 4-1 Número de cuentas por ventana.	- 33 -
Tabla 4-2 Requerimiento de información de los Bancos.	- 34 -
Tabla 4-3 Conformación de la información recibida.	- 39 -
Tabla 4-4 Conformación de la muestra del Sistema.	- 40 -
Tabla 5-1 Criterios de discriminación para el Área Bajo la Curva ROC.	- 44 -
Tabla 5-2 Criterios para la Facilidad de Cálculo de las Variables.	- 44 -
Tabla 5-3 Estimadores del modelo con la variables Impagos consecutivos.	- 46 -
Tabla 5-4 Estimadores del modelo con Impagos consecutivos e históricos en 12 meses.	- 47 -
Tabla 5-5 Estimadores del modelo con Porcentaje de pago y de uso.	- 48 -
Tabla 5-6 Estimadores del modelo combinando variables de morosidad, comportamiento del acreditado y políticas bancarias.	- 49 -
Tabla 5-7 Estimadores del modelo sin carga histórica.	- 49 -
Tabla 5-8 Estimadores del modelo <i>Stepwise</i>	- 50 -
Tabla 5-9 Estimadores del modelo seleccionado.	- 51 -
Tabla 5-10 Acreditado promedio del sistema.	- 52 -
Tabla 6-1 Porcentajes de recuperación por clase.	- 58 -
Tabla 6-2 Porcentajes de CCF.	- 60 -
Tabla 7-1 Interpretación del Estadístico KS.	- 65 -
Tabla 7-2 ABC ROC muestras independientes respetando la participación del mercado.	- 65 -
Tabla 7-3 GINI y KS muestras independientes respetando la participación del mercado.	- 66 -
Tabla 7-4 ABC ROC muestras independientes sin respetar la participación del mercado.	- 67 -
Tabla 7-5 Gini y KS muestras independientes sin respetar la participación del mercado.	- 67 -
Tabla 7-6 ABC ROC muestras fuera de tiempo (agosto 2006) respetando la participación del mercado.	- 68 -
Tabla 7-7 Gini y KS muestras fuera de tiempo (agosto 2006) respetando la participación del mercado.	- 69 -
Tabla 7-8 ABC ROC muestras fuera de tiempo (agosto 2006) sin respetar la participación del mercado.	- 70 -
Tabla 7-9 Gini y KS muestras fuera de tiempo (agosto 2006) sin respetar la participación del mercado.	- 70 -
Tabla 7-10 Resultados de las muestras fuera de tiempo (marzo 2007) respetando la participación del mercado.	- 71 -
Tabla 7-11 Resultados de las muestras fuera de tiempo (marzo 2007) sin respetar la participación del mercado.	- 72 -
Tabla 8-1 Variables incorporando “ <i>dummies</i> ” por banco.	- 75 -
Tabla 8-2 Variables del modelo propuesto.	- 76 -
Tabla 8-3 Resultados de las regresiones considerando solamente la información de cada institución.	- 77 -
Tabla 9-1 Proporción de la cartera de XYZ en comparación con la composición del Sistema.	- 81 -
Tabla 9-2 Estimadores del modelo <i>Stepwise</i> aplicado a la Institución XYZ.	- 88 -
Tabla 9-3 Comparación de coeficientes con las variables del modelo seleccionado.	- 88 -
Tabla 9-4 Porcentajes de recuperación por clase para XYZ.	- 89 -
Tabla 9-5 Porcentajes de CCF para la Institución XYZ.	- 90 -
Tabla 9-6 Estimación de la pérdida esperada para la Institución XYZ.	- 91 -
Tabla 10-1 Comparación de las áreas bajo la curva ROC.	- 94 -

Introducción

La Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV) es la entidad supervisora y reguladora en México de las Instituciones conformantes del Sistema Financiero, dentro de estas Instituciones se encuentran los Bancos. Una de las actividades importantes para poder tener un Sistema Financiero estable es el seguimiento de los riesgos que lo afectan y así establecer mitigantes de estos riesgos y que no se presenten pérdidas monetarias importantes que pongan en entredicho la operación de algunas Instituciones.

Es por este seguimiento de riesgos que la Comisión en 2009 realizó un estudio en las carteras de crédito de los Bancos con la finalidad de saber cuál era la situación de las tres principales carteras crediticias en México (comercial, vivienda y consumo). Una de las conclusiones más importantes obtenidas fue que la cartera que mostraba mayor deterioro era la de crédito al consumo y específicamente la cartera de Tarjeta de Crédito.

Al analizar a detalle cuáles eran las causas de este deterioro, se encontró entre otras cosas que existía una oferta importante de este producto lo que ocasiona un mayor apalancamiento de los acreditados relacionado con la capacidad de pago de los mismos. Asimismo se constató que la regulación no tenía la capacidad para incorporar este deterioro en la generación de reservas, con las cuales hacer frente al riesgo adquirido de la cartera. Por lo que se decidió implementar una mejora dentro de la metodología para el provisionamiento de reservas.

La Comisión al ser una entidad que establece reglas generales desarrolló un modelo estándar de generación de reservas donde se pudiera recoger de una manera más eficiente y oportuna el deterioro de la cartera de Tarjeta de Crédito. Sin embargo, al aplicar la regla a una Institución específica en la mayoría de los casos no es la que mejor describe a su cartera ya que el modelo es genérico por construcción.

Es por este motivo que existe siempre la incertidumbre de saber en qué medida la metodología estándar de provisionamiento de reservas captura el riesgo de una Institución en particular, donde algunos de los problemas que se pueden encontrar son:

- El riesgo predicho por el modelo es más alto/bajo que el de la Institución.
- No considerar riesgos idiosincrásicos del Banco.
- Que el modelo no capture eficientemente políticas de originación y seguimiento de los créditos.

El objetivo de este trabajo es analizar el funcionamiento de la metodología de reservas y su adecuación a una cartera en particular poder estudiar el impacto que tiene en las Instituciones.

Con la finalidad de estudiar la aplicación, dentro de este trabajo se pueden distinguir cinco partes fundamentales:

- En los dos primeros capítulos se plantea la situación vigente en 2009 de la cartera de Tarjeta de Crédito el marco teórico utilizado, para así obtener una sensibilidad a la situación de la cartera que evidenciaba una problemática importante en la misma.
- A continuación en cuatro capítulos se describe el desarrollo del modelo genérico basado en la pérdida esperada obtenido al considerar al Sistema Financiero en su conjunto. Para poder entender el funcionamiento de un modelo es imperante conocer desde la información utilizada hasta los resultados obtenidos.
- Las pruebas de validación del modelo para mostrar que éste se adecua a la cartera modelada y que predice al incumplimiento se encuentran en el quinto capítulo. Un modelo estadístico siempre debe ser validado para conocer que tan bien está calibrado.
- Después se realiza un análisis a grandes rasgos por Institución del modelo genérico a fin de conocer cómo se comporta dentro las diversas carteras utilizadas.
- Finalmente se muestra un análisis completo sobre una cartera en particular, objeto de este trabajo.

La realización del estudio presentado aportó importantes conclusiones que deben ser consideradas cuando una Institución decide realizar un modelo propio. Una de las principales conclusiones es que los modelos estándar pueden recoger de buena forma el riesgo de la Institución, pero siempre existen mejoras que pueden ser incorporadas para obtener un modelo que sea copia fiel del riesgo asumido.

Asimismo, una de las mayores problemáticas de las Instituciones al desarrollar un modelo propio es la disponibilidad de la información, sin embargo para el tipo de modelos presentados no se requiere de un número importante de datos. De igual manera existe una falsa idea de que los modelos entre más complejos mejores lo cual en este caso no aplica, ya que las metodologías empleadas son sencillas y de fácil aplicación.

Es importante mencionar que existe un campo amplio de modelos de medición de riesgos el cual no ha sido explorado y puede ser de gran utilidad para las Instituciones.

Capítulo 1 Antecedentes

Desde hace más de tres décadas en todas las naciones ha existido un gran interés por salvaguardar el Sistema Financiero Mundial y no es de extrañar que, dado las relaciones entre las economías es más estrecha, cualquier cambio en la economía de un país afecta en forma directa o indirecta a todas las demás economías, por lo que el trabajo de los reguladores de Instituciones Financieras ha cobrado cada vez más relevancia. Bajo esta perspectiva a finales de 1974 surgió el Comité de Basilea, conformado por los gobernadores de los bancos centrales del G10¹ para formular estándares, guías y recomendaciones acerca de las mejores prácticas de supervisión. Este comité en 1988 suscribió el Acuerdo de Capital de Basilea (Basilea I) donde se establecen recomendaciones sobre las estimaciones para requerimientos mínimos de capital para los Bancos de todo el mundo. En junio de 1999, el Comité de Basilea divulgó una primera propuesta para sustituir al Acuerdo de 1988 por otro que fuera más sensible al riesgo y que cubriese además los riesgos de crédito, mercado y operacional. Tras varias propuestas modificadas y una amplia consulta, el nuevo marco de suficiencia de capital (Basilea II) se presentó a mediados de 2004, con el fin de implementarse a finales de 2006.

Por su parte en México, la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV) como regulador de las Instituciones Financieras ha buscado siempre guiarse por las mejores prácticas en regulación, apegándose en la medida de lo posible a las recomendaciones emitidas por el Comité de Basilea, para mantener un Sistema Financiero Mexicano estable.

Una manera de garantizar que la operación bancaria sea segura y solvente es que los Bancos cuenten con capital y reservas suficientes para poder hacer frente a los diversos riesgos a los que están expuestos, ya que debido a su funcionamiento como intermediarios entre los ahorradores y los solicitantes de créditos existe un riesgo inherente de que algún acreditado incumpla sus obligaciones. Este riesgo es cubierto con capital y reservas. Dentro de los riesgos a los que están expuestos los Bancos existen aquéllos para los cuales se pueden obtener bases estadísticas para su medición, que se dividen en dos grandes grupos²:

- **Riesgos discretionales** que son aquellos resultantes de la toma de una posición de riesgo, tales como el riesgo de crédito, de liquidez y de mercado.

¹ El G10 esta conformado por once países industriales: Alemania, Bélgica, Canadá, Francia, Holanda, Italia, Japón, Los Estados Unidos de America, Suecia, Suiza, y el Reino Unido.

² CUB.

Riesgo de crédito o crediticio, se define como la pérdida potencial por la falta de pago de un acreditado o contraparte en las operaciones que efectúan las Instituciones, incluyendo las garantías reales o personales que les otorguen, así como cualquier otro mecanismo de mitigación utilizado por las Instituciones.

Riesgo de liquidez, se define como la pérdida potencial por la imposibilidad o dificultad de renovar pasivos o de contratar otros en condiciones normales para la Institución, por la venta anticipada o forzosa de activos a descuentos inusuales para hacer frente a sus obligaciones, o bien, por el hecho de que una posición no pueda ser oportunamente enajenada, adquirida o cubierta mediante el establecimiento de una posición contraria equivalente.

Riesgo de mercado, se define como la pérdida potencial por cambios en los Factores de Riesgo que inciden sobre la valuación o sobre los resultados esperados de las operaciones activas, pasivas o causantes de pasivo contingente, tales como tasas de interés, tipos de cambio e índices de precios, entre otros.

- **Riesgos no discrecionales** que son aquellos resultantes de la operación del negocio, pero que no son producto de la toma de una posición de riesgo, tales como el riesgo operacional, legal o reputacional.

Riesgo operacional, se define como la pérdida potencial por fallas o deficiencias en los controles internos, por errores en el procesamiento y almacenamiento de las operaciones o en la transmisión de información, así como por resoluciones administrativas y judiciales adversas, fraudes o robos, y comprende, entre otros, al riesgo tecnológico y al riesgo legal.

Riesgo tecnológico, se define como la pérdida potencial por daños, interrupción, alteración o fallas derivadas del uso o dependencia en el hardware, software, sistemas, aplicaciones, redes y cualquier otro canal de distribución de información en la prestación de servicios bancarios con los clientes de la Institución.

Riesgo legal, se define como la pérdida potencial por el incumplimiento de las disposiciones legales y administrativas aplicables, la emisión de resoluciones administrativas y judiciales desfavorables y la aplicación de sanciones, en relación con las operaciones que las Instituciones llevan a cabo.

Este trabajo se centra en las reservas preventivas por riesgo de crédito.

Mediante la Circular Única de Bancos (CUB), la CNBV establece las reglas a seguir por las Instituciones Bancarias para la creación de reservas o provisiones por riesgo de crédito para todas sus carteras crediticias (comercial, consumo y vivienda³).

³ En la CUB se define a la Cartera Crediticia o Cartera de Crédito:

a) De Consumo: a los créditos directos, denominados en moneda nacional, extranjera o en UDIs, así como los intereses que generen, otorgados a personas físicas, derivados de operaciones de tarjeta de crédito, de créditos personales, de créditos para la adquisición de bienes de consumo duradero y las operaciones de arrendamiento financiero que sean celebradas con personas físicas; incluyendo aquellos créditos otorgados para tales efectos a los ex-empleados de las Instituciones.

b) Hipotecaria de Vivienda: a los créditos directos denominados en moneda nacional, extranjera o en UDIs, así como los intereses que generen, otorgados a personas físicas y destinados a la adquisición, construcción, remodelación o mejoramiento de la vivienda sin propósito de especulación comercial; incluyendo aquellos créditos de liquidez garantizados por la vivienda del acreditado y los otorgados para tales efectos a los ex-empleados de las Instituciones.

c) Comercial: a los créditos directos o contingentes, incluyendo créditos puente denominados en moneda nacional, extranjera o en UDIs, así como los intereses que generen, otorgados a personas morales o personas físicas con actividad empresarial y destinados a su giro comercial o financiero; las operaciones de descuento, redescuento, factoraje y operaciones de arrendamiento financiero que sean celebradas con dichas personas morales o físicas; los créditos otorgados a fiduciarios que actúen al amparo de fideicomisos y los esquemas de crédito comúnmente conocidos como “estructurados” en los que exista una afectación patrimonial que permita evaluar individualmente el riesgo asociado al esquema. Asimismo, quedarán comprendidos

Dentro de las metodologías de provisionamiento para la generación de reservas se pueden observar dos tipos de enfoques: el contable utilizado por el IASB (Consejo de Estándares Internacionales de Contabilidad, por sus siglas en inglés, International Accounting Standards Board) instruido en el estándar número 39, donde se consideran las pérdidas observadas, es decir, las pérdidas materializadas; cabe destacar que este enfoque es el que cuenta con más adeptos y el enfoque basado en riesgos donde las provisiones se realizan al cuantificar las pérdidas probables de una cartera en un horizonte de tiempo determinado.

El enfoque contable se basa en pérdidas por deterioro del valor, que suceden si, y solo si, existe evidencia objetiva del deterioro como resultado de uno o más eventos que hayan ocurrido después del reconocimiento inicial del activo (un “evento que causa la pérdida”), y ese evento o eventos causantes de la pérdida tengan un impacto sobre los flujos de efectivo futuros estimados por lo que las pérdidas esperadas como resultado de eventos futuros (no ocurridos aún), con independencia de su probabilidad, no se reconocen. Y de acuerdo a la definición de la norma contable, los eventos que pueden causar la pérdida son:

- (a) dificultades financieras del emisor o del obligado;
- (b) incumplimientos de las cláusulas contractuales;
- (c) el prestamista, por razones económicas o legales relacionadas con dificultades financieras del prestatario, otorga a este concesiones o ventajas que en otro caso no hubiera otorgado;
- (d) sea cada vez más probable que el prestatario entre en una situación concursal o en cualquier otra situación de reorganización financiera;
- (e) la desaparición de un mercado activo para el activo financiero en cuestión, debido a dificultades financieras;
- (f) existen indicios de una disminución mensurable en los flujos de efectivo estimados futuros, incluyendo:
 - (i) cambios adversos en las condiciones de pago de los prestatarios del grupo; o
 - (ii) condiciones económicas locales o nacionales que se correlacionen con impagos en los activos del grupo.

Asimismo en algunos casos, los datos observables, requeridos para estimar el importe de la pérdida por deterioro del valor, pueden ser muy limitados o dejar de ser completamente relevantes en las actuales circunstancias. En tales casos, la entidad utilizará su juicio experto para estimar el importe de cualquier pérdida por deterioro del valor⁴.

Lo anterior lleva a que en este enfoque, las provisiones se realicen después de que los eventos de deterioro en la cartera son inminentes, lo que en ocasiones de crisis acentúa la grave situación, así como que exista una parte de la cartera categorizada con una buena calificación donde muchas veces se observaban cuentas que se deterioran y caen en incumplimiento, es decir, dejan de pagar y la Institución tiene una pérdida. Con este enfoque, no se puede prever el deterioro de la cartera en ciertos niveles donde los acreditados aún no han caído en incumplimiento. Este problema se ve agravado en los tiempos de crisis donde las carteras tienden a ser más sensibles a factores externos que provocan mayores tasas de incumplimiento. Un claro ejemplo quedó evidenciado en la crisis que estalló a

los créditos concedidos a entidades federativas, municipios y sus organismos descentralizados, cuando sean objeto de calificación de conformidad con las disposiciones aplicables.

⁴ Norma Internacional de Contabilidad número 39. Instrumentos financieros: Reconocimiento y Valoración.

finales del 2008 en la que se observó las dificultades que tuvieron las Instituciones Bancarias para hacer frente a sus pérdidas, agravado en gran medida debido a la incapacidad de las metodologías basadas en enfoques reactivos a capturar previamente el deterioro gradual de la cartera.

A pesar de que generalmente las metodologías basadas en un enfoque reactivo son de fácil implementación, la comunidad Internacional está migrando y a su vez incentivando a las Instituciones Financieras al uso de modelos basados en un enfoque de riesgos que tienen una mejor medición del riesgo de crédito de una cartera en cualquier momento del ciclo económico.

Este enfoque es incentivado por el Comité de Basilea y que en el acuerdo del 2004 establece como mejores prácticas que las Instituciones realicen una medición del riesgo mediante este enfoque. Algunas de sus principales ventajas son: es sensible al deterioro, incluso en tramos de carteras con una buena calificación, las estimaciones de los parámetros utilizados pueden incorporar información de todo un ciclo económico, lo cual arroja estimaciones que anticíclicas, dependiendo del horizonte temporal de estimaciones, predice pérdidas futuras.

En el enfoque basado en riesgos se estima la Pérdida Esperada como la multiplicación de tres parámetros del riesgo de crédito: la probabilidad de incumplimiento (PI o por sus siglas en inglés, PD, Probability of Default), la severidad de la pérdida (SP o LGD, Loss Given Default) y la exposición al incumplimiento (EI o EAD, Expousure at Default).

La probabilidad de incumplimiento representa la frecuencia relativa con la que ocurre el evento de que, durante un periodo establecido, el acreditado o contraparte haya incumplido con sus obligaciones de pago, o bien, en algunos casos se puede considerar como la probabilidad de que la contraparte caiga en el estado predefinido como incumplimiento durante el periodo de análisis. Para el cálculo de este parámetro, el horizonte temporal utilizado por convención es de un año.

La tasa de pérdida en caso de incumplimiento (tasa de severidad de la pérdida) puede ser expresada como el porcentaje aproximado de un préstamo pendiente de pago que no se podrá recuperar en caso de incumplimiento. Es el complemento de la tasa de recuperación que se define como el porcentaje que representa el monto de recuperación en relación al monto expuesto. Generalmente, en la mayoría de los créditos que otorgan las instituciones financieras, se exigen garantías, cuya recuperación mitiga la pérdida del crédito.

La exposición al incumplimiento se puede entender como la cantidad máxima probable o estimada, expresada en términos absolutos (es decir, en unidades monetarias), que una entidad puede perder en caso de incumplimiento.

De esta forma, la Pérdida Esperada se puede calcular como:

$$PE = PI * SP * EI.$$

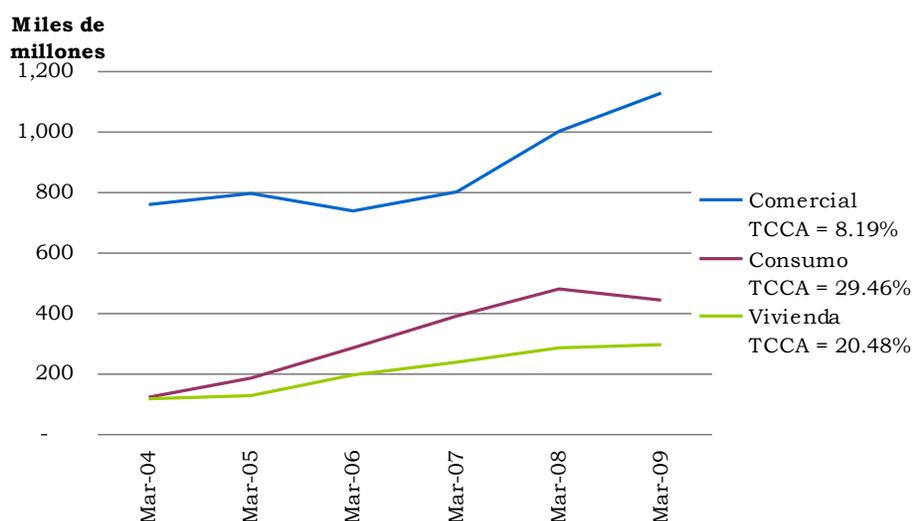
Una mayor especificación de la forma en que se definen estos parámetros se encuentra en el capítulo 3.

Situación de la cartera

A principios de 2009, la CNBV analizó la cartera de créditos al consumo encontrando que en los últimos años ha tenido un crecimiento importante. La mayor parte de la cartera de consumo corresponde al portafolio formado por tarjetas de crédito, siendo éste el que presentaba el mayor índice de morosidad⁵.

Para poder situar el momento del ciclo económico en el cuál se desarrolló el trabajo, a continuación se muestran diferentes indicadores que ilustran del comportamiento de la cartera de consumo y en específico de la cartera de Tarjeta de Crédito.

En las siguientes gráficas podemos ver la tasa compuesta de crecimiento anual (TCCA) y el Índice de Morosidad (IMOR) durante el periodo del análisis se observa que la cartera con mayor crecimiento es la de consumo y asimismo se aprecia una tasa de deterioro creciente de la cartera de Tarjeta de Crédito.



Gráfica 1-1 Tasa Compuesta de Crecimiento Anual de la cartera de créditos.



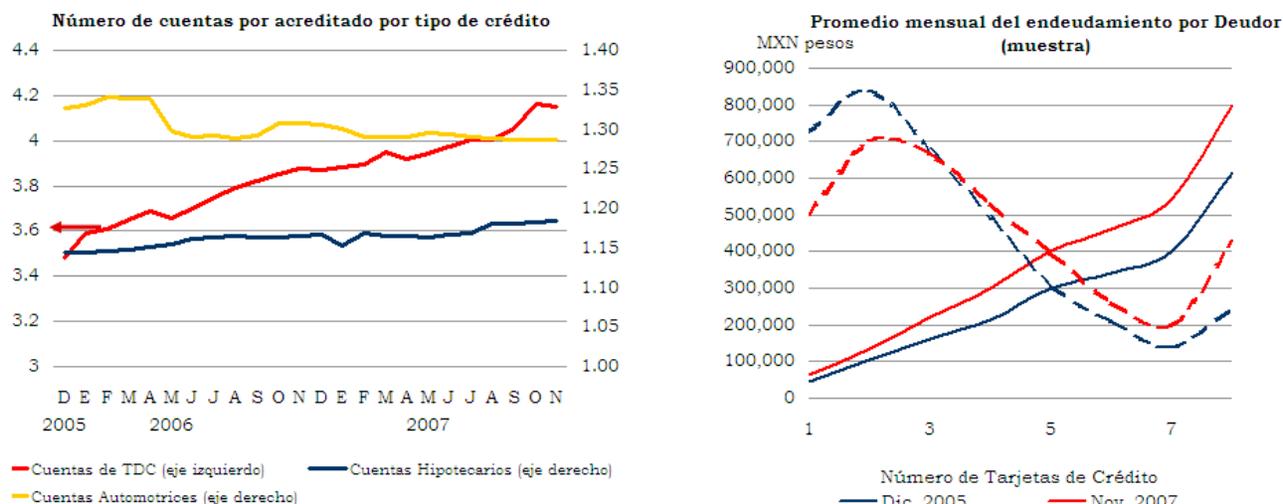
Gráfica 1-2 Índice de Morosidad de la Cartera de Créditos al Consumo.

⁵ El IMOR (Índice de Morosidad) se calcula como la razón del saldo de la cartera vencida entre el saldo de la cartera total.

Estas gráficas muestran que la cartera de consumo ha tenido un crecimiento superior al de la cartera de vivienda. También destaca el crecimiento de su cartera vencida ya que puede apreciarse que específicamente la cartera de Tarjeta de Crédito es la que presenta un deterioro de casi el doble en comparación con las otras dos carteras de consumo: Adquisición de Bienes de Consumo Duradero (ABCD) y Otros.

Otro efecto importante es que a mayores niveles de apalancamiento por parte de los acreditados se acelera el deterioro de los créditos y no sólo depende de los créditos recién originados los cuales tienen menos experiencia en el manejo del crédito, sino también de los acreditados que ya contaban con algún crédito e incrementan su endeudamiento adquiriendo créditos ofrecidos por competidores de su Banco actual.

En la siguiente gráfica⁶ se puede observar el incremento en el endeudamiento de los acreditados.



Gráfica 1-3 Endeudamiento de los acreditados.

En la primera gráfica se observa que los acreditados han dispuesto de un mayor número de cuentas de tarjeta de crédito en comparación a los créditos automotrices e hipotecarios, también se aprecia que a mayor número de tarjetas de crédito por acreditado el promedio de la deuda es bastante mayor en comparación a los acreditados que cuentan con pocas tarjetas de crédito.

De igual manera, la CNBV observó que las reservas no cubrían de igual manera las pérdidas observadas entre diferentes Instituciones Bancarias para un mismo periodo, por lo que se modificó⁷ la metodología de generación de provisiones en esta cartera que es uno de los temas centrales de este trabajo.

⁶ Fuente: CNBV.

⁷ Parte de este trabajo fue publicado por el Financial Stability Institute en 2010.

Modelos desarrollados en México

La regulación mexicana publicada desde 2005 y modificada en 2008, para el provisionamiento de reservas para la cartera de Tarjeta de Crédito se encontraba sustentado por una metodología en la cual sólo se contabilizaban los periodos de pago atrasados del crédito, dependiendo de éstos se asignaba un porcentaje de reservas (método contable). En la siguiente tabla se especifican los porcentajes que estaban presentes en la CUB previo a 2010.

Número de periodos con incumplimiento	% de Reserva
0	2.5%
1	10%
2	45%
3	65%
4	75%
5	80%
6	85%
7	90%
8	95%
9 o más	100%

Tabla 1-1 Porcentaje de reservas que estaban presentes en la CUB para la cartera de Tarjeta de Crédito.

En contraste, se desarrolló una metodología basada en la Pérdida Esperada para seguir los lineamientos supervisores internacionales, lo cual concluyó en una regulación⁸ para el provisionamiento de reservas que considera la estimación de reservas de crédito a nivel individual la cual se tiene que considerando tres parámetros la probabilidad de incumplimiento, la severidad de pérdida y la exposición al incumplimiento.

En los siguientes capítulos se presentará la estimación de los parámetros de riesgo mencionados para la determinación de la pérdida esperada de la cartera de Tarjeta de Crédito y con esto la constitución de reservas de la misma.

⁸ CUB Reforma por Resolución (décima octava) publicada en el Diario Oficial de la Federación el 12 de agosto de 2009.

Capítulo 2 Marco Teórico

En el presente capítulo se aborda el contexto de un modelo de provisiones, primero se expondrá la razón de ser de las provisiones, después las prácticas más usadas en el medio para la construcción de modelos de evolución del crédito y en último lugar se presentarán varias pruebas que ayudan a discriminar si el modelo se desempeña o no correctamente.

2.1 La creación de provisiones

De acuerdo con lo establecido en el Acuerdo de Capital de Basilea⁹, las provisiones por pérdidas sirven para reconocer tanto las pérdidas ya incurridos como las probables que vayan a efectuarse a partir de la fecha de evaluación. Dado que las provisiones se hacen sobre la base de una estimación, y cubren las pérdidas que pueden realizarse, pueden no ser precisamente iguales a las pérdidas efectivamente materializadas.

Las prácticas contables y normas de supervisión¹⁰ exigen que los préstamos se presenten en los estados financieros de un Banco a su valor de realización. Los estados financieros tienen por objeto proporcionar a los accionistas y otras partes interesadas información que se utiliza como base para la realización de inversiones y otras decisiones sobre la Institución.

El Banco reconoce el valor de realización de los préstamos mediante el reconocimiento de las pérdidas y la generación de provisiones necesarias. Como resultado, los ingresos de un Banco, y, a su vez, su capital, son reflejados correctamente. El adecuado provisionamiento por pérdidas en los préstamos asegura que el patrimonio neto de la Institución no sea sobre o subestimado como consecuencia de valuaciones incorrectas en los préstamos.

Las metodologías de provisionamiento utilizadas deben estar basada en eventos que han ocurrido o circunstancias que pueden existir en algún punto que no son reconocidas en las clasificaciones de los préstamos, en las cuentas individuales o en el desempeño del segmento.

⁹ International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards. Basel Committee on Banking Supervision. Noviembre 2005.

¹⁰ Estándar número 39. International Accounting Standards Board. Agosto 2006.

Con el desarrollo de metodologías basadas en riesgos las provisiones sirven para cubrir la pérdida esperada mientras que la pérdida no esperada, definida como la diferencia entre la máxima pérdida y la pérdida esperada, debe ser cubierta con capital.

En el caso de México las provisiones por riesgo de crédito pueden ser generadas mediante métodos estándar, o metodologías internas en las cuales los Bancos realizan sus propias mediciones de riesgo. Y es en la CUB¹¹ donde se establecen las metodologías para el modelo estándar de provisionamiento en el cuál se está migrando a un enfoque basado en riesgos.

2.2 Prácticas más comunes en modelos de evaluación del crédito

De acuerdo a estándares internacionales¹², los modelos que se emplean para la evaluación del crédito se pueden clasificar en cuatro tipos:

▪ Modelos heurísticos

Son diseñados para obtener una visión metódica tomando como base la experiencia previa que se basa en:

- la experiencia subjetiva, práctica y en observaciones,
- las conjeturas de las interrelaciones de las líneas de negocio,
- las teorías de negocio relacionadas con aspectos específicos.

Estos modelos constituyen un intento de utilizar el conocimiento en el negocio de préstamos para hacer pronósticos en cuanto a la solvencia futura de un prestatario o acreditado. La calidad de los modelos heurísticos por lo tanto depende de que tan fielmente representen la experiencia subjetiva de los expertos de crédito. Por lo tanto, no sólo los factores relevantes a la solvencia se determinan heurísticamente, sino su influencia y peso en la evaluación global.

En el desarrollo de estos modelos de calificación, los elementos utilizados no se someten a una validación estadística o de optimización.

En la práctica, los modelos heurísticos son a menudo agrupados bajo el título de sistemas expertos.

Dentro de estos modelos encontramos:

- Cuestionarios de calificación “clásicos”, el Banco define preguntas buscando factores relevantes de la solvencia del crédito y asigna números fijos de puntos a valores específicos de los factores (es decir, a las respuestas).
- Sistemas cualitativos, dentro de estos sistemas las categorías de información individual tienen que ser evaluadas en términos cualitativos por el originador del crédito en una escala predefinida. Esto es posible con la ayuda de un sistema de clasificación o de los valores ordinales (por ejemplo, bueno, medio, malo). Las calificaciones o evaluaciones individuales se combinan para producir una evaluación global. Estos componentes individuales de evaluación son también ponderados en función de la experiencia subjetiva.
- Sistemas basados en el conocimiento (Knowledge-based systems) son soluciones de software cuyo objetivo es recrear habilidades humanas en la resolución de problemas en un área específica de aplicación. En otras palabras, los sistemas expertos intentan resolver problemas complejos y mal

¹¹ Disposiciones de carácter general aplicables a las Instituciones de crédito (Circular Única de Bancos). Diciembre 2005.

¹² Banco Nacional de Austria. Guidelines on Credit Risk Management. Rating Models and Validation. Oesterreichische Nationalbank (OeNB) in cooperation with the Financial Market Authority (FMA). Noviembre 2004.

estructurados al hacer las conclusiones basados en un “comportamiento inteligente”. Por esta razón, este tipo de modelos pertenecen al campo de investigación de la inteligencia artificial.

- Sistemas lógicos difusos, pueden ser vistos como un caso especial de los sistemas expertos clásicos, ya que tienen la capacidad adicional para evaluar los datos mediante la lógica difusa. En un sistema de lógica difusa, los valores específicos contraídos por los criterios de solvencia ya no están asignados a una sola categoría (por ejemplo, alta, baja), sino que pueden ser asignados a varios términos con diferentes grados de adhesión.

▪ **Modelos estadísticos**

Tratan de verificar ciertas hipótesis de bases de datos empíricas. Para los procedimientos de evaluación de crédito, esto implica la formulación de hipótesis sobre los posibles criterios de solvencia. Estas hipótesis contienen aseveraciones como los valores altos o bajos que se pueden esperar en promedio para el acreditado solvente en comparación con el acreditado que no lo es. Como el estado de solvencia de cada acreditado es conocido por el conjunto de datos empíricos, estas hipótesis pueden ser verificadas o rechazadas en su caso. Dentro de este tipo de modelo encontramos:

- El análisis multivariado donde el objetivo general es distinguir a los acreditados solventes de los insolventes tan adecuadamente como sea posible, usando una función que contenga diversos criterios independientes sobre la solvencia del crédito.
- Modelos de regresión, estos modelos sirven para modelar la dependencia de una variable binaria (por ejemplo, el incumplimiento) de otras variables independientes. Dentro de estos modelos se encuentra el modelo logístico.
- Redes neuronales artificiales, utilizan la tecnología de la información en un intento por simular la forma en que el cerebro humano procesa la información. Las redes neuronales son capaces de procesar datos cualitativos y cuantitativos que en muchas ocasiones se ocupan en los modelos de clasificación, asimismo, regularmente muestran un alto nivel de discriminación, sin embargo, su uso no prevalecen en la práctica debido a la complejidad con que éstas se manejan.

▪ **Modelos causales**

En los procedimientos de evaluación de crédito derivan vínculos analíticos directos para la solvencia de un crédito sobre bases de la teoría financiera. En estos modelos encontramos:

- Modelos de valuación de opciones basados en un enfoque que define la valoración del riesgo de incumplimiento en base a las transacciones individuales sin necesidad de utilizar una historia del incumplimiento. Por lo tanto, este enfoque generalmente puede ser utilizado cuando no existe un número suficiente de datos de los casos de incumplimiento necesarios para el desarrollo de modelos estadísticos. Sin embargo, este enfoque requiere datos sobre el valor económico de la deuda y el capital, así como datos de las volatilidades de éstos. La idea principal que subyace a los modelos de valoración de opciones es que el incumplimiento de un crédito se produce cuando el valor económico de los activos del prestatario cae por debajo del valor económico de su deuda.
- Modelos de simulación de flujos de caja, están especialmente bien adaptados para la evaluación del crédito de operaciones de financiación especializada, la

solvencia, en este contexto depende en primer lugar de los flujos de efectivo futuros derivados de los activos financiados. En este caso, la transacción en sí (y no un prestatario específico) se evalúa de manera explícita, y el resultado, por lo tanto, clasifica a la transacción. Los modelos basados en la simulación del flujo de caja también se pueden presentar como una variante de modelos de valuación de opciones en los que el cálculo del valor económico de la empresa se basa en los flujos de caja.

▪ **Modelos híbridos**

Generalmente los modelos descritos anteriormente no se utilizan solos, es decir que, en la mayoría de las ocasiones, se utilizan modelos heurísticos combinados con modelos estadísticos o causales, esto con el fin de que diversos enfoques se complementen entre sí. Se pueden presentar diferentes tipos de combinaciones como:

- Vinculación horizontal. Por un lado, los modelos estadísticos y causales tienen un mayor poder en la evaluación de datos cuantitativos, por otro lado los modelos heurísticos pueden aportar evaluaciones de los datos cualitativos por lo que es posible obtener un resultado mezclando estos dos tipos de modelos para generar una evaluación del crédito general.
- Vinculación vertical usando sobreescritura. Primero se evalúa la parte cuantitativa usando un modelo estadístico o causal, después el resultado puede ser modificado por un analista de crédito en base a su conocimiento experto. Al usar esta combinación de modelos es importante definir con precisión los casos y el rango en que la sobreescritura del resultado puede usarse.
- Criterio heurístico de descarte. El elemento principal de esta combinación de tipos de modelos es el módulo estadístico, sin embargo, este módulo es precedido por un criterio de descarte definido en base de la experiencia práctica de los analistas expertos de crédito y de la estrategia del Banco. Si un acreditado potencial cumple con el criterio de descarte, el proceso de evaluación del crédito no continúa hacia el módulo cuantitativo.

La Regresión Logística

El modelo desarrollado en el presente trabajo utiliza como base la regresión logística la cual es una técnica estadística de análisis que cuenta con una variable dependiente o de respuesta “Y” y una o más variables independientes, cualitativas o cuantitativas, a las que también se les conoce como variables explicativas “Xn”. Los objetivos de la regresión logística son: calcular la probabilidad de que ocurra un evento; es decir, el valor esperado de “Y” dado las variables explicativas, que debe tomar valores entre 0 y 1; e identificar la influencia que ejerce cada variable explicativa en la ocurrencia del evento.

El modelo de regresión lineal tiene la forma:

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_N X_N + \varepsilon$$

Su valor esperado es:

$$E \left[Y \mid x_1, x_2, \dots, x_k \right] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_N x_N$$

Sea p_i la probabilidad de que Y tome el valor de 1 cuando $X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_N = x_N$

$$p_i = E \left[Y = 1 \mid x_1, x_2, \dots, x_N \right]$$

la esperanza de Y es:

$$E \left[Y \mid x_1, x_2, \dots, x_N \right] = P(Y = 1 \mid x_1, x_2, \dots, x_N) \cdot 1 + P(Y = 0 \mid x_1, x_2, \dots, x_N) \cdot 0 = p_i$$

por lo tanto,

$$p_i = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_N x_N$$

En consecuencia, la predicción de \hat{p}_i estima la probabilidad de que se presente el evento. Sin embargo, no hay ninguna garantía de que la predicción $\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_N x_N$ cumpla con la restricción de que \hat{p}_i tome un valor entre 0 y 1. Para garantizar que este modelo proporcione directamente la probabilidad de ocurrencia de un suceso, se debe transformar la variable de respuesta.

Se define el Modelo de Regresión Logística siguiente con una transformación que tiene la ventaja de ser lineal en sus parámetros:

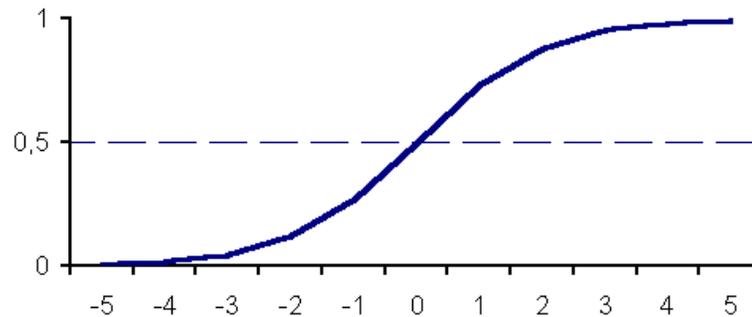
$$\text{logit}(p_i) = \ln \frac{p_i}{1-p_i} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_N x_N$$

Despejando p_i de la ecuación anterior se obtiene:

$$p_i = \frac{e^{(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_N x_N)}}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_N x_N)}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_N x_N)}}$$

conocida como función logística.

$$1 - p_i = \frac{1}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_N x_N)}}$$



Gráfica 2-1 La regresión logística.

El procedimiento de la estimación de los parámetros del modelo (β 's), se basa en el método de Máxima Verosimilitud, donde se emplean métodos de cálculo iterativos hasta que la diferencia con el valor de la función de verosimilitud es menor que un valor predeterminado, habitualmente 0.01 Este método arroja los parámetros que maximizan la probabilidad de obtener un conjunto de datos observados; es decir, los parámetros son aquéllos que están en mayor correspondencia con los datos observados. En este sentido la regresión logística estima la posibilidad (*odds*) de que cierto evento suceda, se estima por cambios en el logaritmo de los *odds* de las variables explicativas y no directamente en las variables explicativas.

A diferencia de la regresión lineal, la regresión logística no supone relación lineal entre la variable dependiente y las variables explicativas, no requiere que las variables tengan una distribución normal, no asume homocedasticidad¹³, en general tiene supuestos menos estrictos que la regresión lineal. Sin embargo, requiere que las observaciones sean independientes y que las variables independientes se relacionen linealmente con el *logit* de la variable dependiente.

El ajuste de la regresión logística se puede ver en la tabla de clasificación que muestra las clasificaciones falsas y positivas de la variable dependiente. Hay pruebas de bondad de ajuste para la regresión logística como la prueba de verosimilitud (likelihood ratio test) y pruebas de significancia de los coeficientes como el estadístico de *Wald* definido más adelante.

Razón de *odds* (*odds ratio*)

Estos valores indican cuánto se modifican las probabilidades por unidad de cambio en las variables x.

$$O_i = \frac{P(Y = 1)}{P(Y = 0)} = \frac{p_i}{1 - p_i} = e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k}$$

Un coeficiente positivo aumenta la probabilidad, mientras que un coeficiente negativo la disminuye. Si β_i es positivo, su transformación (antilogaritmo) será mayor a 1 y el *odds*

¹³ La homocedasticidad de los errores se refiere a que la varianza de los residuos es constante y no varía en los diferentes niveles del factor.

ratio aumentará. Este aumento se produce cuando la probabilidad prevista de ocurrencia de un suceso aumenta y la probabilidad prevista de su no ocurrencia disminuye. De la misma forma, si β_i es negativo, el antilogaritmo es menor a 1 y el *odds* ratio disminuye. Un valor de cero equivale a un valor de 1, lo que no produce cambios en el *odds* ratio.

Stepwise

A menudo en el análisis de regresión, los datos son obtenidos de un gran número de posibles variables X, por lo que se necesita decidir cuáles se usarán en el análisis. Esto es común en el caso de situaciones exploratorias donde se sabe muy poco acerca de las relaciones entre las variables. Una ecuación de regresión es usualmente obtenida por uno de los siguientes propósitos: utilizar la ecuación para predecir valores de Y o determinar qué variables son significativas para predecir Y y su efecto.

Deseando predecir Y tan bien como se pueda, dado un conjunto pequeño de variables X, la situación es relativamente sencilla. Ya que al tener más variables para predecir Y, obtenemos una nueva ecuación de regresión que se ajusta a los puntos de datos por lo menos igual que la ecuación anterior. Al contar con más variables independientes se dificulta la estimación de Y pues más parámetros deben de ser estimados y en algunos casos las posibles combinaciones de variables independientes no arrojan resultados significativos, por lo que la inclusión de nuevas variables no resulta en una mejora predictiva necesariamente. Es por esto que si dos ecuaciones predicen los valores de Y casi igual, se prefiere la que tenga el conjunto más pequeño de variables X. Asimismo si un conjunto más grande de variables X predice sólo un poco mejor que un conjunto pequeño, se escoge el conjunto pequeño de variables.

Buscar las variables significativas que describan Y, es más difícil. Para poder asegurar que un conjunto de variables es el más significativo, al describir Y, necesitamos explorar un conjunto de ecuaciones de regresión con combinaciones distintas de variables antes de poder obtener una conclusión.

Para estos dos propósitos se necesita un método sensible para escoger un subconjunto de variables X a incluir en la ecuación de regresión. Uno de estos métodos es el procedimiento *Stepwise*, donde “step” se refiere a la adición de una variable en la ecuación de regresión. A continuación se describe este método.

En el paso 0, la única “variable” usada es la media de la variable dependiente Y. Se fijan dos p-values que serán utilizados en una prueba F, un valor F de entrada y un F de salida.

En el paso 1, la variable con el valor más grande del estadístico F de la prueba con las hipótesis:

$$H_0 : \beta_i = 0 \quad H_A : \beta_i \neq 0$$

entra si su valor es más grande que el valor de F de entrada que se especificó.

En el paso 2, la segunda variable que entra es aquella cuya correlación parcial con Y dado X_1 es mayor en magnitud. Después de que la segunda variable ha entrado; una prueba F

es realizada para cada una de las dos variables X que están en la ecuación de regresión para determinar si pueden ser extraídas. Si alguna de las dos variables que entraron tiene un valor F menor al F de salida especificado, es eliminada. El procedimiento continúa agregando variables una a la vez y revisando en cada entrada si alguna de las variables que se encuentran en el modelo puede ser extraída. El proceso se detiene cuando ninguna variable puede agregarse o eliminarse de acuerdo a los valores F de entrada o F de salida.

El valor especificado F de entrada debe ser más grande que el valor F de salida (de otra forma se forma un ciclo, ya que la variable que entra es la misma que sale). Sin embargo, si el valor F de entrada es mucho más grande que el de salida, ninguna variable puede ser extraída. A menudo se escoge un valor F de salida un poco más pequeño que el valor F de entrada.

Variables “*Dummy*”

La construcción de variables “*dummy*” es llevada a cabo mediante el uso del sistema binario; la presencia de un atributo o cualidad implica que cada observación tomará valores equivalentes a 1 y, en caso de ausencia, cada evento adoptará valores iguales a 0.

Estas variables se introducen en la regresión para:

- hacer los errores de la estimación más pequeños, y
- evitar una evaluación sesgada de los efectos de una variable explicativa, como consecuencia de omitir otras variables explicativas que se relacionen con él.

Prueba de *Wald*

Esta prueba se usa para evaluar la significancia estadística de cada variable explicativa (X_i) en el modelo.

El estadístico de *Wald* es:

$$WALD = \frac{(\beta_i)^2}{(\epsilon\beta_i)^2}$$

donde:

ϵ = error estándar

Las hipótesis operativas que contrastar en este caso son:

$$H_0 : \beta_i = 0 \quad H_A : \beta_i \neq 0$$

Esta prueba se resuelve evaluando el estadístico de *Wald* que se distribuye según χ^2 una con un grado de libertad, si la variable independiente es numérica; en caso de que la variable independiente sea cualitativa, los grados de libertad son iguales al número de categorías menos uno.

El estadístico de *Wald*, tiene la propiedad de que cuando el valor absoluto del coeficiente de regresión es grande, el error estándar también lo es; esta situación hace que el estadístico *Wald* sea pequeño y por tanto se puede rechazar β_i igual a cero, cuando en realidad no debería rechazarse. Por tanto, cuando se encuentra que un coeficiente es grande, es preferible no usar el estadístico de *Wald*.

Curvas ROC (Receiver Operating Characteristic)¹⁴

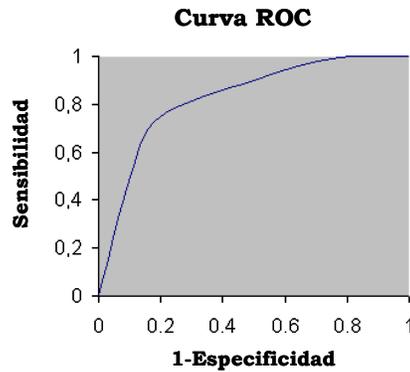
En el cálculo de las probabilidades se pueden obtener valores de la probabilidad con gran dispersión. Por lo tanto, es necesario definir un valor que discrimine si sucedió o no el “éxito”. La elección de este valor crítico puede hacerse mediante diversos criterios; por ejemplo; utilizar 0.5 y clasificar como “éxito” cualquier caso que tenga asociada una probabilidad mayor o igual a 50%.

Sin embargo, definir el valor crítico se basa en que el valor logre la mejor sensibilidad y especificidad posible. Generalmente, el poder de discriminación de un modelo se expresa en términos de la sensibilidad y la especificidad del modelo. Cuando se utiliza una prueba dicotómica (una cuyos resultados se puedan interpretar directamente como positivos o negativos), la sensibilidad es la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo cuyo estado real sea el definido como positivo respecto a la condición que se estudia, razón por la que también es denominada fracción de verdaderos positivos (FVP). La especificidad es la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo cuyo estado real sea el definido como negativo. Es igual al resultado de restar a uno la fracción de falsos positivos (FFP).

La limitación principal del enfoque hasta ahora expuesto estriba en la exigencia de que la respuesta proporcionada sea de tipo dicotómico. La generalización de esto se consigue mediante la elección de distintos niveles de decisión o valores de corte que permitan una clasificación dicotómica de los valores según sean superiores o inferiores al valor elegido. La diferencia esencial con el caso más simple es que ahora hay no sólo un único par de valores de sensibilidad y especificidad que definan la exactitud del modelo, sino más bien un conjunto de pares correspondientes cada uno a un distinto nivel de decisión. Mediante esta representación de los pares (*1-especificidad, sensibilidad*) obtenidos al considerar todos los posibles valores de corte de la prueba, la curva ROC proporciona una representación global del poder de discriminación del modelo.

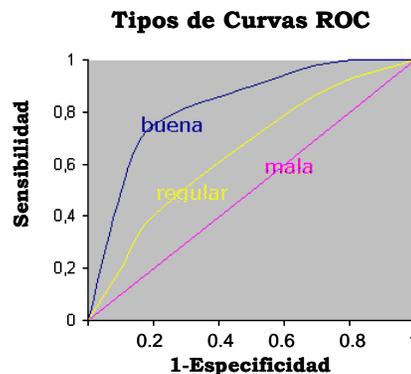
La curva ROC es necesariamente creciente, propiedad que refleja el compromiso existente entre sensibilidad y especificidad: si se modifica el valor de corte para obtener mayor sensibilidad, sólo puede hacerse a expensas de disminuir al mismo tiempo la especificidad. Si el modelo no permitiera discriminar entre grupos, la curva ROC sería la diagonal que une los vértices inferior izquierdo y superior derecho. El poder de discriminación del modelo aumenta a medida que la curva se desplaza desde la diagonal hacia el vértice superior izquierdo. Si la discriminación fuera perfecta (100% de sensibilidad y 100% de especificidad) pasaría por dicho punto.

¹⁴ Hosmer, D. y Lemeshow, S. (2000).



Gráfica 2-2 Curva ROC.

Generalmente, en una regresión logística, el poder de discriminación del modelo entre buenos y malos (en este caso acreditados cumplidos e incumplidos) se cuantifica usando el área bajo la curva ROC. El área bajo la curva ROC es un valor que está entre 50% (el poder de discriminación del modelo de los valores de la variable Y no es mejor que lanzar una moneda) y 100% (poder de discriminación perfecto).



Gráfica 2-3 Tipos de curvas ROC.

Signo de los coeficientes de las variables

Al analizar los coeficientes de las variables que arroja una regresión logística una validación rápida de la explicación que aporta la variable es mediante el signo de cada coeficiente ya que:

- Un signo positivo en el coeficiente indica que a mayores valores de la variable, el fenómeno que se estudia (en este caso la probabilidad de incumplimiento) tiene valores mayores.
- Un signo negativo en el coeficiente indica que a mayores valores de la variable, el fenómeno que se estudia (en este caso la probabilidad de incumplimiento) tiene valores menores.

En este estudio se busca que las variables tengan el signo que intuitivamente se espera, es decir, que aquellas variables que por su naturaleza se relacionan con comportamientos que hacen pensar en un incumplimiento posible tengan coeficientes con signos negativos.

2.3 Prácticas más comunes en validaciones de modelos cuantitativos de riesgo de crédito

Adicionalmente a las dificultades asociadas al desarrollo de modelos, tanto la limitada disponibilidad de datos como el efecto de tener valores promedios (incorporar varios ciclos de crédito), presentan desafíos en la evaluación de la exactitud y confiabilidad de modelos de riesgo de crédito. Desafortunadamente, debido a problemas de datos y la naturaleza poco frecuente de los valores incumplimiento muchas pruebas estadísticas de la exactitud del modelo no son lo suficientemente robustas para distinguir de forma adecuada la efectividad entre los modelos considerando estas circunstancias de escasez de datos.

Sin embargo, de acuerdo con un artículo publicado por Moody's¹⁵ existen varias técnicas que pueden ser usadas para la validación y comparación de modelos cuantitativos de incumplimiento (de riesgo de crédito). Específicamente, centrándose en la segmentación de los datos para la validación y pruebas del modelo, y en una serie de medidas robustas de desempeño del modelo y comparación entre modelos que actualmente se encuentran en uso. Las técnicas presentadas son especialmente útiles en ámbitos en los que la escasez de datos de incumplimiento hace poco confiables a los modelos estadísticos estándar. También se abordan las dos cuestiones fundamentales que se plantean en la validación y la determinación de la exactitud de un modelo de riesgo de crédito:

- 1) la métrica con la que debe definirse la "bondad" del modelo, y
- 2) el marco que debe utilizarse para garantizar que el desempeño observado pueda razonablemente ser esperado para representar el comportamiento del modelo en la práctica.

2.3.1 Exactitud del modelo

La exactitud es una dimensión de la calidad del modelo. Cuando los modelos de riesgo de crédito se utilizan como modelos de clasificación, entre acreditados "buenos" (que no incumplen) y acreditados "malos" (que incumplen), pueden presentarse dos tipos de error. En el primer tipo de error, definido como Error Tipo I, el modelo indica que existe un bajo riesgo cuando en realidad existe un riesgo alto. El costo del Banco puede ser la pérdida del principal e intereses que fue prometida o una pérdida en el valor de mercado de las obligaciones. En el segundo tipo de error, Error Tipo II, el modelo asigna un alto riesgo al crédito cuando en realidad existe un bajo nivel de riesgo. Pérdidas potenciales debidas al error Tipo II incluyen la pérdida de ganancias y comisiones de originación o por una oferta no competitiva.

En las siguientes tablas podemos observar los tipos de errores y los costos que llevan cada uno de ellos.

¹⁵ RATING METHODOLOGY Benchmarking Quantitative Default Risk Models: A Validation Methodology. Moody's Investors Service. Marzo 2000.

		Real	
		Calidad del Crédito Baja	Calidad del Crédito Alta
Modelo	Calidad del Crédito Baja	Predicción Correcta	Error Tipo II
	Calidad del Crédito Alta	Error Tipo I	Predicción Correcta

Tabla 2-1 Tipos de errores.

		Real	
		Calidad del Crédito Baja	Calidad del Crédito Alta
Modelo	Calidad del Crédito Baja	Predicción Correcta	Costo de Oportunidad y pérdida de ganancias potenciales. Pérdida de ingresos y comisiones de originación. Venta prematura a precios con desventajas.
	Calidad del Crédito Alta	Pérdida de principal e intereses debido a incumplimientos. Pérdidas en el precio de mercado	Predicción Correcta

Tabla 2-2 Costo de los errores Tipo I y Tipo II.

Aunque es posible que algunos modelos de riesgo cometan menos un tipo de error que otro, los inversores y las instituciones financieras suelen tratar de mantener la probabilidad de cometer cualquier tipo de error tan pequeño como sea posible. Por desgracia, al minimizar un tipo de error normalmente se produce el aumento del otro tipo de error. Es decir, la probabilidad de cometer un error tipo II aumenta cuando la probabilidad del error tipo I se reduce.

2.3.2 Marco de validación para modelos cuantitativos de incumplimiento

Las estadísticas de desempeño de los modelos de riesgo de crédito pueden ser muy sensibles a la muestra de datos utilizada para la validación. Para evitar la introducción de dependencias de la muestra no deseadas, los modelos cuantitativos deben ser desarrollados y validados mediante algún tipo de prueba fuera de muestra, fuera de universo y fuera de tiempo en conjuntos de datos de panel o datos de corte transversal. Sin embargo, incluso este enfoque aparentemente riguroso puede generar falsas impresiones acerca de la fiabilidad de un modelo si se hace incorrectamente.

Al usar un marco donde se consideren las validaciones tanto a través del tiempo como a través de la población de acreditados, puede proporcionar información importante sobre el rendimiento de un modelo en una serie de diferentes panoramas económicos. Un esquema de este marco se muestra en la tabla 2-3. Se divide el procedimiento de prueba del modelo en dos dimensiones: el tiempo (a lo largo del eje horizontal), y la población de los deudores

(a lo largo del eje vertical). El procedimiento menos restrictivo de validación está representado por el cuadrante superior izquierdo, y el más riguroso por el cuadrante inferior de la derecha. Los otros dos cuadrantes representan los procedimientos que son más rigurosos con respecto a una dimensión u otra.

		A través del Tiempo	
		SI	NO
A través del Universo	SI	Validación fuera de muestra	Validación fuera de muestra y fuera de tiempo
	NO	Validación fuera de muestra y fuera de universo	Validación fuera de muestra, de tiempo y de universo

Tabla 2-3 Esquema de las técnicas de validación de las muestras.

El cuadrante superior izquierdo describe el enfoque en el que los datos de prueba para la validación del modelo se eligen completamente al azar del conjunto completo de datos de creación del modelo. En este enfoque de la validación del modelo se supone que las propiedades de los datos se mantienen estables en el tiempo (proceso estacionario). Dado que los datos se extraen al azar, este enfoque valida el modelo a través del conjunto de deudores y la preservación de su distribución original.

El cuadrante superior derecho describe uno de los procedimientos de prueba más común. En este caso, los datos de construcción del modelo son elegidos de cualquier período de tiempo antes de una fecha determinada y los datos de prueba se seleccionan de períodos después de esa fecha. Un modelo construido con datos desde el año 2000 hasta el año 2005 y probado con los datos de 2006 a 2009 es un ejemplo simple de este procedimiento fuera de tiempo. Debido a que la validación de modelos se realiza con muestras fuera de tiempo, los supuestos de pruebas son menos restrictivos que en el último caso y la dependencia del tiempo puede ser detectada mediante la validación de diferentes submuestras. Sin embargo, ya que la muestra de los deudores se extrae de la población al azar, este enfoque también valida que el modelo conserva su distribución original.

El cuadrante inferior izquierdo representa el caso en que los datos se dividen en dos segmentos, el de la construcción y el de las pruebas, con el objeto que no tengan acreditados en común. El conjunto de pruebas está fuera de muestra. Si la población del conjunto de las pruebas es diferente al conjunto de la construcción, el conjunto de datos está fuera de universo. Un ejemplo de validación fuera de universo sería un modelo que fue construido en las empresas de fabricación y probado en otros sectores de la industria. Debido a que la naturaleza temporal de los datos no se utiliza para la construcción de este tipo de pruebas fuera de muestra, este método valida que el modelo es de forma homogénea en el tiempo y no identifica la dependencia del tiempo en los datos. Por lo tanto, el supuesto de este procedimiento es que las características relevantes de la población no varían con el tiempo.

Por último, el procedimiento más flexible se muestra en el cuadrante inferior derecho y debería ser el método de muestreo preferido para los modelos de crédito. Además de ser segmentados en el tiempo, los datos también están segmentados entre la población de los

deudores. Para que no se superpongan los conjuntos de datos se pueden seleccionar de acuerdo a las peculiaridades de la población de los deudores y su importancia (fuera de muestra y fuera de universo). Un ejemplo de este enfoque sería un modelo construido con datos de todas las empresas de fabricación calificadas de 1990 y 1999 y probarlo en una muestra de todas las empresas de cierta calificación específica para el año de 2000 a 2009.

2.3.3 Métricas utilizadas en el desarrollo del modelo y para la comparación del mismo

A continuación se describen métricas objetivas para la medición del poder de discriminación del modelo y para la comparación entre modelos.

- **Perfil de la precisión acumulado (Cumulative Accuracy Profile CAP)**

Es también conocido como la curva de Gini, la curva de potencia o la curva de Lorenz. Se trata de una herramienta visual cuya gráfica se pueden extraer fácilmente usando dos muestras representativas de calificaciones de los deudores incumplidos y no incumplidos. La concavidad del CAP es equivalente a la propiedad de que las probabilidades condicionales de incumplimiento dadas las calificaciones subyacentes forman una función decreciente de la puntuación. Por otra parte, la no concavidad indica un uso no óptimo de la información en la especificación de la función de puntuación. El índice más común que resume el CAP es la Relación de Precisión (o coeficiente de Gini). La forma del CAP depende de la proporción de acreditados solventes e insolventes en la muestra. Por lo tanto, una comparación visual de los CAP a través de diferentes carteras puede ser engañosa. La experiencia práctica muestra que la Relación de Precisión tiene una tendencia a tener valores en el rango del 50% y 80%. Sin embargo, las observaciones deben interpretarse con cautela, ya que parece depender en gran medida de la composición de la cartera y el número de morosos en las muestras.

- **Característica Operativa del Receptor (Receiver Operating Characteristic ROC)**

Al igual que el CAP, la ROC es una herramienta visual que puede ser construida fácilmente si dos muestras representativas de las calificaciones de incumplimiento y no incumplimiento de prestatarios están disponibles. La construcción es un poco más compleja que la del CAP, pero por el contrario, no exige que la composición de la muestra refleje la verdadera proporción de morosos y no morosos. Al igual que con el CAP, la concavidad de la ROC es equivalente a que la probabilidad condicional de incumplimiento es una función decreciente de la puntuación o de calificaciones subyacentes y la no concavidad indica un uso no óptimo de la información en la especificación de la función de calificación. Uno de los índices que resumen rápidamente la ROC es la medida de la ROC (o área bajo la curva, Area Under the Curve AUC), que es una transformación lineal de la Relación de Precisión mencionada anteriormente. Las propiedades estadísticas de la medida de la ROC son bien conocidas, ya que coincide con la estadística de Mann-Whitney. En particular, pruebas de gran alcance están disponibles para comparar la medida de una ROC de un sistema de calificación con el de una clasificación al azar y para comparar dos o más sistemas de clasificación. Los intervalos de confianza para la medida de la ROC se pueden estimar con facilidad en paquetes de software estadísticos. Las anchuras de los intervalos de confianza se deben principalmente al número de morosos en la

muestra. Entre más morosos se registran en la muestra, más pequeño será el intervalo.

- **Índice de Pietra**

Es otro índice importante resumen de la ROC. El índice de Pietra refleja la mitad de la distancia máxima entre la ROC y la diagonal de la función identidad (que es la ROC de un sistema de calificación, sin poder discriminatorio). Como en la medida de la ROC, el índice de Pietra también tiene una interpretación en términos de una prueba estadística conocida, el estadístico de Kolmogorov-Smirnov¹⁶. Así como con la medida de la ROC, una prueba para comprobar la disimilitud de una calificación y el grado al azar se incluye en casi todos los paquetes estándar de software estadístico.

- **Tasa de error bayesiano (o error de clasificación o de error mínimo) (Bayesian error rate)**

Especifica la probabilidad mínima de error si el sistema de clasificación o la función de puntuación se utilizan para definir si un prestatario incumple o no. El error puede ser estimado paramétricamente, por ejemplo, suponiendo distribuciones normales de puntuación, o no paramétricas. Si la estimación paramétrica se aplica, los supuestos de distribución tienen que ser cuidadosamente revisados. La estimación no paramétrica será fundamental en tamaños de muestra pequeños. En su forma general, la tasa de error depende de la probabilidad de incumplimiento de la cartera total. Como consecuencia, en muchos casos, su magnitud se ve mucho más afectada a la probabilidad de identificar un error no moroso como moroso que por la probabilidad de no detectar un moroso. En la práctica, por lo tanto, la tasa de error se aplica a menudo con una probabilidad ficticia de incumplimiento del 50%. En este caso, la tasa de error es equivalente al estadístico de Kolmogorov-Smirnov y el índice de Pietra.

- **Entropía**

Es un concepto de la teoría de la información que se relaciona con el grado de incertidumbre que se elimina en un experimento. La observación de un deudor en el tiempo para decidir sobre el estado de su solvencia o no, puede ser interpretado como un experimento. La incertidumbre de la situación de solvencia es mayor si el sistema de clasificación no tiene un poder de discriminación, o equivalentemente todos los grados de calificación tienen la misma probabilidad de incumplimiento. En esta situación, el concepto de entropía aplicado a las probabilidades de incumplimiento del sistema de calificación daría cifras altas ya que la ganancia en información por observar el estado del deudor hasta el final sería grande. La minimización de la entropía mediante medidas como la Entropía condicional, la distancia de Kullback-Leibler, CIER (Conditional Information Entropy Ratio), y el valor de la información es un criterio amplio para la construcción de sistemas de calificación o funciones de puntuación con alto poder discriminatorio. Sin embargo, estas medidas parecen ser de uso limitado sólo para fines de validación ya que generalmente no hay disponibles pruebas estadísticas para comparaciones.

- **Índice de Brier (Brier score)**

Es un estimador muestral de la diferencia de medias al cuadrado de las variables indicadoras de incumplimiento (es decir, uno en caso de incumplimiento y cero en caso de no incumplimiento) en una cartera y los pronósticos de probabilidad de

¹⁶ Se define en el capítulo 7.

incumplimiento de las categorías de calificación o los valores de puntuación. En particular, el índice de Brier no mide directamente la diferencia de los pronósticos de probabilidad de incumplimiento y la probabilidad condicional de incumplimiento verdadera dado las calificaciones (que es sólo un concepto teórico y debe ser estimado por el pronóstico de probabilidad). Por lo tanto, el índice de Brier no es una medida de calibración de precisión. Por el contrario, el índice de Brier se debe interpretar como la suma residual de cuadrados que resulta de una regresión no lineal de los indicadores de incumplimiento en la calificación o la función de puntuación. Como consecuencia, reducir al mínimo el índice de Brier es equivalente a maximizar la varianza de las probabilidades de incumplimiento pronosticadas (ponderado por las frecuencias de las categorías de calificación). Los resultados empíricos indican que la maximización de la medida de la ROC conlleva a la maximización de esta variación. En este sentido, el índice de Brier es una medida del poder de discriminación y se podría utilizar en este sentido como parte de un criterio de optimización. En la actualidad, no está claro que hipótesis estadísticas sobre el índice de Brier pueden ser consideradas.

Capítulo 3 Diseño del ejercicio

El modelo presentado a continuación fue desarrollado para describir de la mejor manera el comportamiento del incumplimiento en la cartera de Tarjeta de Crédito por lo que en adelante sólo se hará referencia a dicha cartera.

Como se mencionó anteriormente para poder calibrar los parámetros de la estimación de la pérdida esperada en un periodo de 12 meses, adoptando un enfoque basado en riesgos se necesitan estimar tres parámetros principales: la probabilidad de incumplimiento, la severidad de la pérdida y la exposición al incumplimiento.

3.1 Definiciones

- **Probabilidad de Incumplimiento**

Se estimará la probabilidad de que un acreditado no cumpla con sus obligaciones de pago en tiempo de acuerdo con:

El Incumplimiento como un concepto regulatorio, está relacionado con la seguridad que desean las autoridades se tenga respecto a la capacidad de las Instituciones Bancarias de mantener su solvencia ante distintos escenarios. Para determinar si un acreditado se encuentra o no en incumplimiento se utilizará una definición que cumple con los estándares nacionales e internacionales dictados por:

El Acuerdo de Capital de Basilea define el incumplimiento como sigue:

“452. Se considera que el incumplimiento con respecto a un deudor en concreto ocurre cuando acontece al menos una de las siguientes circunstancias:

- El banco considera probable que el deudor no abone la totalidad de sus obligaciones crediticias...
- El deudor se encuentra en situación de mora durante más de 90 días...”

Por su parte, la Circular Única de Bancos (CUB) establece:

"Las Instituciones...deberán considerar que el incumplimiento de un deudor se actualiza cuando se cumple al menos una de las condiciones siguientes:

- I. Cuando el deudor se encuentra en situación de mora durante 90 días naturales o más ...
- II. Cuando sea probable que el deudor no cumpla la totalidad de sus obligaciones crediticias frente a la Institución."

Para el desarrollo de este modelo se contrastaron diferentes formas de marcar el incumplimiento en más de 90 días de mora. A continuación se describen brevemente estas alternativas:

La primera consistió en marcar incumplimiento cuando se presentaban tres impagos consecutivos, con lo que se tenía los 90 días de mora.

Sin embargo, se decidió explorar si en las tarjetas de crédito era relevante el número de acreditados que se "curaban" o "curas", es decir, si en un periodo determinado después de los tres impagos se ponían al corriente. La segunda alternativa fue establecer la definición de incumplimiento como aquel acreditado que tenía tres impagos consecutivos y en los siguientes tres meses no lograba ponerse al corriente.

Tras analizar esta alternativa de incumplimiento, se decidió separar el concepto de las curas, del incumplimiento puro definido como que no hay pagos por más de 90 días e incorporar las curas a la estimación de la severidad de la pérdida. Por otro lado, siendo estrictos un acreditado empieza a acumular sus días de mora inmediatamente después del primer impago y no desde la fecha de corte, por lo que los 90 días de mora se dan cuando hay cuatro impagos consecutivos y no tres como se había definido antes.

En consecuencia, se marcó el incumplimiento cuando se observa mora por 90 días o más y para fines de estimación de reservas y capital en la cartera de Tarjeta de Crédito, se define el incumplimiento cuando se acumulan cuatro periodos consecutivos en los que el deudor no cubre en su totalidad el pago mínimo exigible, es decir, cuando se presentan cuatro Impagos consecutivos.

- **Severidad de la Pérdida**

La severidad de la pérdida es el monto que no se recupera una vez que el individuo cae en incumplimiento. La CUB establece:

"...a la intensidad de la pérdida en caso de incumplimiento expresada como porcentaje de la Exposición al Incumplimiento, una vez tomados en cuenta el valor de las garantías y los costos asociados a los procesos de realización (judiciales, administrativos de cobranza y de escrituración, entre otros)."

El nivel de la severidad de la pérdida generalmente se correlaciona inversamente con el nivel del Incumplimiento, ya que generalmente a carteras con mayores porcentajes de incumplimiento se les requiere un mayor número de garantías.

- **Exposición al Incumplimiento**

Este parámetro hace referencia al monto expuesto en el momento del incumplimiento, de acuerdo a lo establecido en la CUB:

“...a la posición esperada, bruta de reservas, de la operación de crédito si se produce el incumplimiento del deudor. La Exposición al Incumplimiento no podrá ser inferior a la cantidad dispuesta de la operación al momento del cálculo del requerimiento de capital.”

Dada la revolvencia de las tarjetas de crédito, la principal fuente de variación en la exposición proviene de la posibilidad que tiene el acreditado de disponer de la línea hasta que el límite de la tarjeta de crédito lo permita, es decir, un incremento en el uso de la línea de crédito cuando éste se acerca al incumplimiento.

Gráfica 3-1 Ejemplificación de la Exposición al Incumplimiento.

donde:

LC: Límite de Crédito

EAD: Exposición al Incumplimiento

E_0 : Exposición en el momento de referencia (T_0)

t_0 : Momento de referencia

t_{default} : Tiempo al incumplimiento

3.2 Información

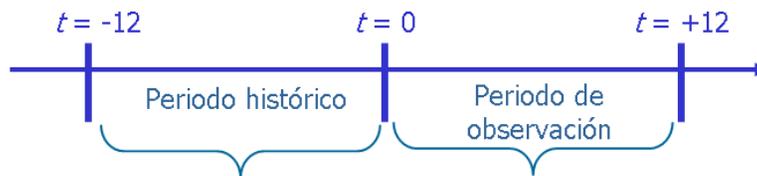
Una vez establecidas las definiciones de los parámetros para poder tener estimaciones con la mayor información reciente disponible, se estableció cubrir el periodo de abril de 2005 a marzo de 2008 en 12 ventanas de tiempo de 25 meses de observaciones cada una, con el objeto de realizar el análisis del comportamiento de los deudores de tarjetas de crédito a nivel individual. La información se manejó con base en la fecha de referencia, con lo que se observó el comportamiento de la cartera en doce periodos distintos, de abril de 2006 a marzo de 2007, de esta forma se aseguró que cada una de las fechas de referencia contara con 12 meses antes y 12 meses después de información.

VENTANA	DE	A	Abr 05	May 05	Jun 05	Jul 05	Ago 05	Sep 05	Oct 05	Nov 05	Dic 05	Ene 06	Feb 06	Mar 06	Abr 06	May 06	Jun 06	Jul 06	Ago 06	Sep 06	Oct 06	Nov 06	Dic 06	Ene 07	Feb 07	Mar 07	Abr 07	May 07	Jun 07	Jul 07	Ago 07	Sep 07	Oct 07	Nov 07	Dic 07	Ene 08	Feb 08	Mar 08			
1	Abr 05	Abr 07	-12	-11	-10	-9	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12														
2	May 05	May 07		-12	-11	-10	-9	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12													
3	Jun 05	Jun 07			-12	-11	-10	-9	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12												
4	Jul 05	Jul 07				-12	-11	-10	-9	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12											
5	Ago 05	Ago 07					-12	-11	-10	-9	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12										
6	Sep 05	Sep 07						-12	-11	-10	-9	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12									
7	Oct 05	Oct 07							-12	-11	-10	-9	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12								
8	Nov 05	Nov 07								-12	-11	-10	-9	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12							
9	Dic 05	Dic 07									-12	-11	-10	-9	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12						
10	Ene 06	Ene 08										-12	-11	-10	-9	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12					
11	Feb 06	Feb 08											-12	-11	-10	-9	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12				
12	Mar 06	Mar 08												-12	-11	-10	-9	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12			

Tabla 3-1 Periodo de Análisis.

La ventana se dividió en dos periodos y se considera como eje la Fecha de Referencia (T0):

1. PERIODO HISTÓRICO. Información sobre el comportamiento de los deudores correspondiente a los 12 meses anteriores a la fecha de referencia (T0). En este periodo se analizará el comportamiento y características de los acreditados durante un año antes de la fecha de referencia. La información que nos ayuda a describir el comportamiento del acreditado dentro de este periodo puede estar relacionada con conceptos como si es “totalero¹⁷”, si mantiene el mismo saldo, si el monto que paga es constante, si ha tenido un incremento su línea de crédito, si ha dejado de pagar en el pasado, si contaba con alguna hipoteca, si perdió el empleo, si tiene más cuentas abiertas en otras Instituciones, etc.
2. PERIODO DE OBSERVACIÓN. Información sobre la tarjeta de crédito durante los 12 meses siguientes a la fecha de referencia. En este periodo se observará si el acreditado cayó o no en incumplimiento.



Gráfica 3-2 Periodo histórico y de observación.

El periodo de estudio, así como la definición de cada ventana y su fecha de referencia, se pueden ver en la siguiente tabla:

¹⁷ Se considera una persona “totalera” cuando paga la totalidad del saldo que adeuda.

Número de ventana	Periodo	T0
1	abril 05 – abril 07	abril 06
2	mayo 05 – mayo 07	mayo 06
3	junio 05 – junio 07	junio 06
4	julio 05 – julio 07	julio 06
5	agosto 05 – agosto 07	agosto 06
6	septiembre 05 – septiembre 07	septiembre 06
7	octubre 05 – octubre 07	octubre 06
8	noviembre 05 – noviembre 07	noviembre 06
9	diciembre 05 – diciembre 07	diciembre 06
10	enero 06 – enero 08	enero 07
11	febrero 06 – febrero 08	febrero 07
12	marzo 06 – marzo 08	marzo 07

Tabla 3-2 Ventanas analizadas.

De esta manera se tienen datos de panel (*data panel*) lo cual se puede definir como los datos que se recogen mediante una sección transversal (*cross section*), pero luego se observan periódicamente, lo que da oportunidad a que las observaciones abarquen más tiempo. Dado que dentro de este estudio se busca que los parámetros sean estables (ya que se desea que las reservas no sean volátiles), la elección de datos de panel arroja estimaciones que consideran diferentes momentos del ciclo económico que de otra manera no podrían ser capturados.

Una vez determinada la forma en la cual se requeriría la información considerando el diseño del análisis antes expuesto, se prosiguió a recabar información que fue utilizada en la estimación, la cual fue proporcionada por tres fuentes que recogen información sobre el comportamiento del acreditado: Bancos, el Buró de Crédito y el INFONAVIT. En el siguiente capítulo se detalla la conformación de la información.

Capítulo 4 Descripción de muestra y análisis descriptivo de la base de datos

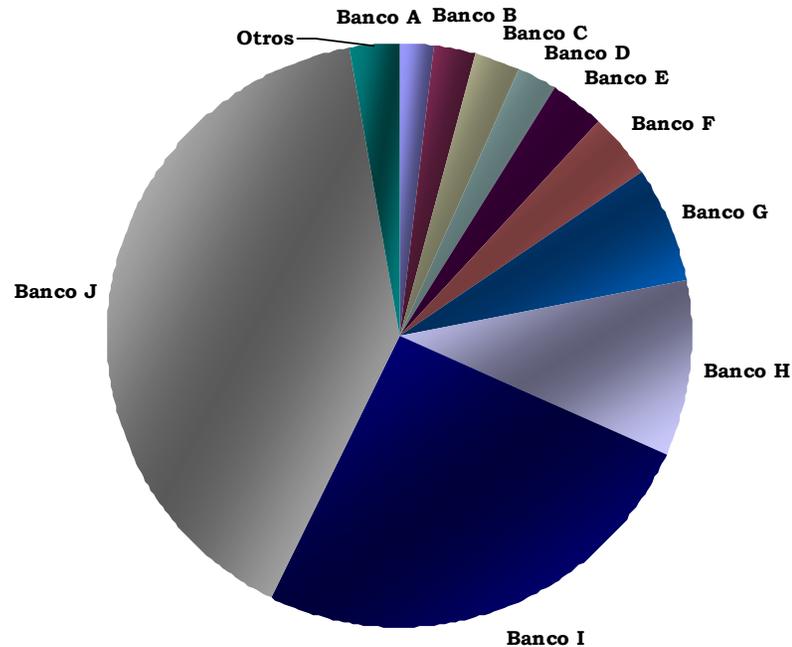
Como todo proyecto de estimación de parámetros a partir de datos es imperante tener una base de datos confiables, ya que si ésta no cuenta con la calidad necesaria o en su defecto no contiene la información requerida, es indiscutible que las estimaciones realizadas no serán ni confiables ni representarán la realidad.

En este capítulo se detalla la forma en la que se obtuvo, validó y procesó la información utilizada para la estimación de los tres parámetros de interés.

4.1 Definición de la muestra

4.1.1 Definición del universo

Para determinar el universo de datos que entrarían en el proyecto, se recurrió a los datos de reportes regulatorios diseñados para los efectos de este trabajo enviados a la CNBV por las Instituciones de Crédito. Se utilizó la información a junio de 2008 y se observó que a esa fecha, eran 10 entidades las que cubrían el 97.3% del total de contratos de Tarjeta de Crédito. En la siguiente tabla se observa la composición del sistema por número de tarjetas de crédito.



Gráfica 4-1 Participación del Mercado de Tarjetas de Crédito.

4.1.1.1 Tamaño de la muestra por banco por ventana

Para dar certidumbre sobre la precisión y confiabilidad de los resultados a obtener en la estimación fue necesario calcular el tamaño de muestra a contemplar en la estimación de los parámetros de la pérdida esperada.

Para la estimación de la pérdida esperada se decidió usar una muestra aleatoria que representara a la población de tarjetas de crédito con un nivel de confianza de 99%. De acuerdo a la información anterior y utilizando la siguiente fórmula se determinó el tamaño de muestra:

$$P(|p - \hat{p}| < e) \approx 1 - \alpha$$

$$n = \frac{N \cdot z_{\alpha/2}^2 \cdot p \cdot (1 - p)}{(N - 1) \cdot e^2 + z_{\alpha/2}^2 \cdot p \cdot (1 - p)}$$

donde:

N = tamaño de la población, es decir, el número de tarjetas con las que cuenta el banco.

p = proporción estimada de la población que cuenta con la característica (incumplimiento).

e = error en la estimación.

1 - α = Nivel de Confianza.

Z_{α/2} = Valor del cuantil α/2 de la Distribución Normal Estándar Inversa.

4.2 Base de datos

Se hizo un primer requerimiento sobre la base de tarjetas reportadas en el Buró de Crédito detallado en el Anexo 1. Una vez recibida la información se procedió a clasificar todas las cuentas según la ventana correspondiente. Para cada una de las ventanas, incluyendo todos los Bancos analizados, se tiene un universo de:

Ventana	# Cuentas
Abr-06	15,648,123
May-06	16,150,867
Jun-06	16,532,368
Jul-06	16,889,644
Ago-06	17,286,504
Sep-06	17,584,876
Oct-06	17,892,004
Nov-06	18,202,724
Dic-06	18,501,472
Ene-07	18,821,047
Feb-07	19,150,713
Mar-07	19,510,906

Tabla 4-1 Número de cuentas por ventana.

A partir de este universo de cuentas totales para los 10 Bancos se seleccionaron de forma aleatoria para cada institución 5,000 cuentas por cada ventana que constituyen los 12 paquetes de información, con la intención de contar con una base grande de cada uno de las instituciones participantes. Una vez obtenida la muestra aleatoria se solicitó información a los Bancos, al Buró de Crédito y al INFONAVIT. A continuación se presenta una descripción de cada solicitud de información.

4.2.1 Solicitud de información a los Bancos

Se pidió información fácilmente identificable en los estados de cuenta de las tarjetas de crédito con la que se pudiera describir el comportamiento de pago de los acreditados, identificar la recuperación en periodos subsecuentes al incumplimiento y cuantificar la exposición al momento de incumplimiento. Se buscó que las Instituciones no realizaran ningún cálculo, la información debía venir directamente del estado de cuenta que reciben los clientes con la finalidad de que la información no fuera manipulada.

El requerimiento constó de 12 ventanas de información que comprendían 25 meses de historial de pago de los créditos cada una.

Para cada mes dentro de cada ventana de información se requirió la siguiente información por crédito:



Gráfica 4-2 Diagrama de información requerida a los Bancos.

Atributo	Descripción
Número de identificación del banco de la cuenta	Proporcionado por la Comisión con base en la información proporcionada en el Buró de Crédito.
Límite de Crédito	Se refiere al límite máximo de la línea de crédito que tiene la tarjeta en el mes reportado.
Fecha de Corte	Se refiere a la fecha del mes reportado en la cual se determina el saldo a pagar.
Fecha Límite de Pago	Corresponde a la fecha en la que el acreditado deberá pagar al menos el pago mínimo exigible por el uso de su tarjeta de crédito.
Saldo a Pagar	Saldo que el acreditado deberá cubrir antes de la fecha límite de pago para NO generar intereses.
Pago Mínimo Exigible	Monto Mínimo que el acreditado deberá cubrir antes de la fecha límite de pago para cumplir con su obligación contractual.
Pagos en Tiempo	Son los pagos realizados por el acreditado o las bonificaciones efectuadas en el periodo comprendido entre la fecha de corte del periodo anterior y la fecha límite de pago.
Pagos Adicionales	Pagos efectuados por el acreditado o las bonificaciones realizadas después de la fecha límite de pago y antes de la fecha de corte.
Tasa de Interés	Tasa de interés vigente en el periodo reportado expresada en forma anual.

Tabla 4-2 Requerimiento de información de los Bancos.

4.2.1.1 Información del Buró de Crédito

En el segundo requerimiento al Buró de Crédito se pidió, sólo para las tarjetas seleccionadas en la muestra, información sobre el comportamiento de los acreditados en créditos diferentes a la cuenta analizada, la morosidad en éstas y su antigüedad como acreditado en el Sistema Financiero.

Los campos solicitados a Buró de Crédito se basan en el reporte de crédito que normalmente entrega dicha institución a sus clientes. La CNBV le entregó la información de nombre completo y número de cuenta de tarjetas de crédito, esperando recibir la información de todos los créditos con que cuenten estos acreditados. A continuación se describen los campos requeridos separados por secciones como se encuentran en los reportes de Buró de Crédito:

Datos Generales

- Nombre completo del Cliente.
- Número de Registro Federal de Contribuyente (RFC).
- Fecha de nacimiento.
- Cédula Única de Registro de Población (CURP).
- Registro del Instituto Federal Electoral (IFE).
- Fecha en que Buró de Crédito recibió por primera vez información del Consumidor.

Domicilio(s)

Se pueden presentar hasta cuatro de los domicilios más recientemente reportados a Buró de Crédito con los siguientes datos:

- Calle, número y localidad.
- Teléfono reportado.
- Fecha en que cada dirección fue reportada.

Empleo(s)

Se pueden presentar hasta dos de los domicilios de empleo más recientemente reportados:

- Nombre y dirección del empleo.
- El dato del empleo podrá estar acompañado del día de verificación; fechas en que el Cliente estaba empleado (desde/hasta); número telefónico; salario; base salarial y cargo ocupado.
- El campo “Base” se refiere a la frecuencia con la que se le realizan los pagos en el empleo al investigado.

Score

- *Score*. La información que se presenta en este segmento corresponde al dato de Score cuya finalidad es predecir la probabilidad de que un Consumidor llegue a morosidad de pago en los siguientes doce meses a partir de la fecha de consulta. Este score es propiedad del Buró de Crédito.

Detalles del Crédito

- *Tipo de contrato*, se refiere a producto de crédito / financiamiento.
- *Tipo de cuenta*, muestra la característica del crédito y son cuatro las opciones: de pagos fijos (I), hipoteca (M), sin límite preestablecido (O) y revolving (R).
- *Tipo de responsabilidad*, indica en qué forma el titular adquirió el crédito: individual (I), mancomunado (J), obligado solidario (C) o usuario adicional (A).
- *Otorgante del Crédito y Número de Cuenta*, presenta el nombre de la Institución y número de cuenta.
- *Moneda*. Tipo de moneda en que se emitió el crédito. Se pueden presentar tres tipos de moneda: pesos (MN), unidades de inversión (UD) o dólares (US).
- *Fecha de actualización*. Fecha más reciente en que se reportó la información de la cuenta a Buró de Crédito.
- *Fecha de apertura*. Fecha en que se abrió el crédito al Cliente.
- *Último Pago*. La fecha más reciente en que el Cliente efectuó un pago.
- *Última Compra*. La fecha más reciente en que el Cliente efectuó una compra o disposición del crédito.

- *Fecha de Cierre*. Fecha cuando la Entidad Financiera o la Empresa Comercial o el Cliente cerró la cuenta.
- *Última vez con saldo en cero*. Fecha en que la cuenta presentó saldo en cero por última vez.
- *Límite de crédito*, se refiere a la línea otorgada al Cliente. El dato no se presenta en cuentas del tipo abiertas.
- *Crédito Máximo*, presenta el importe más alto de crédito utilizado por el Cliente.
- *Saldo Actual*, es el importe total del adeudo adquirido por el Cliente a la fecha de actualización de la información.
- *Monto*, se refiere al importe del adeudo no abonado en la fecha de compromiso de pago. Puede tener las siguientes interpretaciones:
 - Saldo Vencido (monto no pagado a la fecha límite de pago).
 - Monto de la Quita otorgada.
 - Saldo Vencido al momento de la venta de cartera.
- *Monto a pagar y Frecuencia de Pago*, es la cantidad a pagar por el Cliente de acuerdo con la frecuencia. La Frecuencia de Pago establece la periodicidad con la que la Entidad Financiera o la Empresa Comercial requiere a su cliente pagar el crédito.
- *Forma de Pago (MOP)*. La Entidad Financiera o la Empresa Comercial reporta por cada periodo (fecha de actualización) la oportunidad con que el pago fue efectuado por el Cliente.
- *Histórico de pagos*. Los números reflejan el comportamiento histórico de pagos. Cada número refleja la forma de pago (MOP) en un mes específico.
- *Máxima Morosidad*. Para conocer la máxima morosidad por crédito, en el Reporte de Crédito se despliega el MOP más grave, la fecha registrada de la máxima morosidad y el importe vencido.
 - MOP máxima morosidad: Este campo indica el MOP más grave que ha tenido ese crédito.
 - Fecha máxima morosidad: Aquí refleja la fecha en que el crédito tuvo la morosidad más grave.
 - Importe vencido de la máxima morosidad: Este campo indica el saldo vencido que debía en el momento en que el crédito tuvo su máxima morosidad.

Detalles de las consultas

- El Reporte de Crédito presenta el registro de consultas efectuadas durante los últimos 24 meses en relación con la fecha de consulta.

4.2.1.2 Información del INFONAVIT

Al INFONAVIT se le solicitó información sobre el comportamiento laboral e ingreso a través de las cotizaciones hechas al Instituto y sobre el comportamiento de pago de aquellos acreditados que tuvieran un crédito INFONAVIT en el periodo analizado.

La CNBV le entregó:

1. Un archivo con una muestra de individuos que tienen o han tenido crédito en el sistema financiero mexicano.

2. Los datos que identifican a cada individuo son el nombre y el registro federal de causante (RFC).

El Instituto identificó, dentro de sus bases de datos, aquellos individuos listados por la CNBV que en algún momento han cotizado en el Instituto. Para cada uno de ellos se requirió la información siguiente con periodicidad mensual, de enero de 2005 a junio de 2008:

- Aportación Patronal (AP).
- En caso de que en algún momento durante el periodo de referencia haya contado con un crédito del Instituto, el Historial de Pago (HP).
- Días de Cotización en el periodo (DC).

4.3 Validación de la información

Una vez recibida la base de datos de las Instituciones, se realizó un proceso de validación de información, para buscar que existiera consistencia en los datos recibidos. Las inconsistencias encontradas más frecuentes se detallan a continuación:

- Información faltante en la fecha de referencia (T0). Debido a la deficiencia de algunos sistemas de información de los Bancos, en algunos casos no se tenía la información de la tarjeta en la fecha de referencia.
- Límite de crédito = 0 en la fecha de referencia (T0), por lo que se considera que la cuenta no está “viva¹⁸”. A pesar de que en el Buró de Crédito todas las tarjetas estaban “vivas” en la fecha de referencia, al parecer en los Bancos no siempre se les asigna inmediatamente un límite de crédito.
- Cuentas con saldo y límite positivos pero sin ninguna otra información en ninguno de los 25 periodos.
- Cuentas con saldo mayor a cero y mínimo exigible igual a cero. Algunas Instituciones no guardan con precisión el mínimo exigido en cada periodo a sus acreditados.
- Información de tarjetas no contenidas en la muestra solicitada.
- Límites de crédito mayores a cero con algunos periodos con límite igual a cero y después de algunos periodos límite positivo de nuevo.
- Periodos intermedios sin información o periodos repetidos.
- Tarjetas con saldo mayor a cero que, aún sin que aparezca pago, el campo de mínimo exigible cambia de positivo en un periodo a cero en el siguiente periodo.
- Tarjetas con saldo a favor pero mínimo exigible mayor que cero.
- Tarjetas con saldo mayor que cero y mínimo exigible igual a cero.
- Tarjetas en que no aparecen pagos pero el saldo cambia de ser mayor a cero a ser saldo a favor de un periodo a otro.

Se presentó a cada Institución las inconsistencias encontradas en su información, se aclararon algunas dudas sobre el origen de estas inconsistencias y en algunos casos los Bancos reenviaron la información. Se siguieron los mismos criterios de revisión en las

¹⁸ Una tarjeta de crédito se considera “viva” cuando cuenta con límite de crédito mayor a cero autorizado.

bases de todas las Instituciones eliminando los créditos que no eran útiles para el ejercicio. En total de las diez Instituciones se recolectaron 532,922 registros útiles.

Después de estandarizar en un mismo formato la información y efectuar los cálculos iniciales del número de incumplidos, se realizó una validación con las Instituciones sobre los resultados del conteo de incumplimientos obtenidos. A partir de lo cual se descontó un peso al pago mínimo como medida de tolerancia ya que muchos Bancos implementan esta práctica por el redondeo de las cifras reportadas y se sustituyeron las bases de datos de dos Instituciones debido a que no contaban con la calidad necesaria.

4.3.1 Procesamiento de la información recibida por ventana

Se alinearon todas las fechas de referencia (T0) en la base de datos, con lo que se puede observar el comportamiento de distintos acreditados en 12 momentos de tiempo diferentes durante un periodo de 12 meses antes y 12 meses después de la respectiva fecha de referencia (T0).

4.3.1.1 Clasificación de la Cartera

Después de analizar la base ya validada, se clasificaron las tarjetas en tres grupos característicos de la cartera:

4.3.1.1.1 Inactivas

Aquellas tarjetas cuyo saldo y pagos en la fecha de referencia eran iguales a cero, se denominaron tarjetas inactivas, se observó que aún cuando no están en uso en la fecha de referencia en un periodo de 12 meses después no sólo se activan, es decir empiezan a tener saldos y comportamiento de pago, sino que algunas caen en incumplimiento. Por esto se decidió observar este conjunto de tarjetas para estimar su probabilidad de incumplimiento, severidad y exposición al incumplimiento por separado del resto de las tarjetas.

4.3.1.1.2 Incumplidas en T0

Las tarjetas que en la fecha de referencia (T0) acumulen el cuarto impago consecutivo se considerarán Incumplidas en T0 y no se consideraron para la estimación de la probabilidad de incumplimiento. Sin embargo, si fueron usadas para el cálculo de la severidad de la pérdida y exposición al incumplimiento.

4.3.1.1.3 Activa Vigente

Las tarjetas que tenía saldo o pagos mayores que cero en la fecha de referencia y no acumulan el cuarto impago consecutivo en ese momento, es decir, no estaban incumplidas en T0, formaron parte de la cartera Activa Vigente con la cual se estimó la probabilidad de incumplimiento con un modelo de regresión logística.

4.4 Construcción del Sistema

A fin de capturar la incidencia del incumplimiento en el Sistema Financiero fue necesario construir un portafolio de Tarjeta de Crédito que fuera representativo del mismo. Para esto, se integraron tarjetas de los Bancos que enviaron información en proporción a su participación en el Sistema Financiero (por número de cuentas).

Es importante mencionar que la información de uno de los Bancos se dividió en dos y se trató como si fueran Instituciones diferentes. Lo anterior se debe a que la información se recibió en forma separada y la Institución demostró que se enfoca a dos segmentos de acreditados diferentes. La participación de ambos segmentos en el portafolio del Sistema representa el número de tarjetas que cada uno de éstos tiene en el Sistema Financiero.

La información recibida se compone de la siguiente forma:

Banco	Incumplidas en T0	Vigente		Tasa de Incumplimiento Activa Vigente (%)
		Inactivas	Activa Vigente	
Banco 1	4.24%	42.88%	52.88%	16.50%
Banco 2	6.97%	21.87%	71.17%	10.31%
Banco 3	8.19%	5.43%	86.38%	15.72%
Banco 4	2.19%	20.14%	77.67%	10.27%
Banco 5	19.19%	12.65%	68.16%	10.35%
Banco 6	1.44%	17.33%	81.23%	7.06%
Banco 7	8.84%	7.71%	83.45%	23.58%
Banco 8	8.46%	36.78%	54.76%	36.58%
Banco 9	16.58%	32.91%	50.51%	46.21%
Banco 10	3.21%	8.62%	88.17%	13.54%
Banco 11	2.90%	39.60%	57.50%	17.04%
Total	9.14%	16.36%	74.50%	17.35%

Tabla 4-3 Conformación de la información recibida.

Para construir el portafolio que representara al Sistema de Bancos se determinó un tamaño de muestra con los siguientes parámetros:

$N = 34,055,999$ tarjetas en el Sistema,
 $e = 0.4\%$,

$P = 23.89\%$ que corresponde a un nivel de incumplimiento a priori (determinado con la información recibida por medio del conteo de las tarjetas (activas e inactivas) que en el periodo de seguimiento cayeron en incumplimiento y las tarjetas que eran incumplidas en la fecha de referencia (T_0)),

$\alpha = 1\%$ correspondiente a 99% de confianza.

La muestra se conformó con la información disponible de los Bancos siguiendo la estructura de tamaño de cartera y proporción de tarjetas cumplidas e incumplidas a la fecha de referencia. Así, se obtuvo una muestra de 79,614 tarjetas de las cuales el 9.14% corresponden a tarjetas incumplidas en la fecha de referencia, 16.36% a tarjetas inactivas y el resto es la cartera activa vigente con la que se realizarán las estimaciones de probabilidad de incumplimiento. En el portafolio del Sistema se mantuvo la participación que tiene cada Banco en el sistema total de Tarjeta de Crédito. A este portafolio en lo sucesivo se le llamará Sistema. En la siguiente tabla se presenta la conformación del Sistema.

Banco	Incumplidas en T_0	Vigente	
		Inactivas	Activas
Banco 1	4.24%	42.88%	52.88%
Banco 2	6.97%	21.87%	71.16%
Banco 3	8.19%	5.43%	86.38%
Banco 4	2.19%	20.14%	77.67%
Banco 5	19.19%	12.65%	68.16%
Banco 6	1.44%	17.33%	81.23%
Banco 7	8.84%	7.71%	83.45%
Banco 8	8.46%	36.78%	54.76%
Banco 9	16.58%	32.91%	50.51%
Banco 10	3.21%	8.62%	88.17%
Banco 11	2.90%	39.60%	57.50%
Total	9.14%	16.36%	74.50%

Tabla 4-4 Conformación de la muestra del Sistema.

Con la información validada y completa de las diez Instituciones participantes en la muestra se procedió a estimar los parámetros necesarios para el cálculo de la pérdida esperada, en el siguiente capítulo se especificará la obtención del primer parámetro, la Probabilidad de Incumplimiento, con la información de las tarjetas activas vigentes en la fecha de referencia mediante la aplicación de un modelo de regresión logística.

Capítulo 5 Análisis de regresión de variables para deducir el modelo de la Probabilidad de Incumplimiento

Una vez obtenida la base de datos a analizar y habiéndola validado se procedió a la estimación de los parámetros para el cálculo de la pérdida esperada.

En este capítulo se presenta la estimación de la Probabilidad de Incumplimiento (PI) para la cual, como ya se expuso, sólo se utilizará la información de las cuentas clasificadas como activas vigentes.

Con el objetivo de determinar la probabilidad de incumplimiento, se clasificarán los acreditados de acuerdo a su comportamiento en los 12 meses anteriores a la fecha de referencia (el periodo histórico) y se observará si el acreditado cayó o no en incumplimiento en los siguientes 12 meses (el periodo de seguimiento).

El periodo histórico tiene como finalidad describir con la mayor profundidad posible las características del acreditado (por ejemplo, el patrón de pago que tiene, cómo maneja la cuenta, cuál es su nivel de endeudamiento, si cuenta con empleo, etc.). Se busca identificar aquellas características que tienen los acreditados en la fecha de referencia que pronostiquen el incumplimiento en un periodo de 12 meses. El periodo de observación tiene como propósito determinar si el acreditado incumple en el pago de la tarjeta de crédito, es decir, si acumula cuatro impagos consecutivos, donde un impago se da cuando el acreditado no paga en su totalidad el mínimo exigible.

La probabilidad de incumplimiento se estima únicamente con cuentas que NO presenten incumplimiento a la fecha de referencia T0 (no son Incumplidas en T0) y que no estén catalogadas como tarjetas inactivas (no son parte de la cartera de activas vigentes), ya que éstas se manejaron en forma separada.

5.1 Algoritmo de Identificación de Cuentas Incumplidas

El algoritmo para identificar una cuenta clasificada como Incumplida en T0 se describe a continuación, el código empleado para su identificación se encuentra en el Anexo 3.

Análisis de regresión de variables para deducir el modelo de la Probabilidad de Incumplimiento

porcentaje de uso de línea, número de impagos a la fecha, impagos históricos, entre otras.

2. Naturaleza del producto financiero. Estas variables se construyeron con la información que entregaron los Bancos. Aquí están las variables que reflejan las políticas de las Instituciones con las cuentas. Las principales son: la relación del pago mínimo exigido y el saldo, aumentos o disminuciones de límites de crédito, tasa de interés, plazo teórico, entre otras.
3. Factores Externos. Aquí se construyeron variables que reflejan el endeudamiento de los hogares, la antigüedad de los individuos en el Sistema Financiero, el nivel de ingreso, desempleo, entre otras.
4. Endeudamiento. Estas variables se construyeron con la información que proporcionó el Buró de Crédito. En este grupo se identificaron variables que reflejan el comportamiento del individuo en el Sistema Financiero en general, las principales son: antigüedad en el sistema financiero, morosidad con otras cuentas, nivel global de endeudamiento, entre otras.
5. Comportamiento Laboral. Estas variables se construyeron con la información que proporcionó el INFONAVIT. Las principales son: nivel de ingreso, empleo formal, morosidad con el INFONAVIT, entre otras.

5.2.1 Tratamiento de Variables

Al construir las variables se asignó una salida de error “-999999” cuando la variable se indetermina, para asignar un valor a la variable se sigue el siguiente procedimiento:

- Si la tarjeta presenta incumplimiento en el periodo de seguimiento, se asigna el valor que resulta del promedio de dicha variable efectivamente observada de todas las tarjetas de crédito que hayan presentado incumplimiento.
- Si la tarjeta NO presenta incumplimiento en el periodo de seguimiento, se le asigna el promedio de dicha variable efectivamente observada de todas las tarjetas de crédito que no hayan presentado incumplimiento.

Además de lo anterior, en algunos casos se limitaron las variables para evitar las observaciones atípicas que podrían venir de errores en la información. Un ejemplo es la variable del porcentaje de pago del acreditado que es el porcentaje que representa el pago hecho por el acreditado del saldo a la fecha de referencia, a la que se le asignó un valor máximo de 110%.

Se analizaron 75 variables las cuales se definen en el Anexo 4. Se estimaron regresiones logísticas de cada variable como variable explicativa con el incumplimiento como variable dependiente usando el portafolio del Sistema. Con estas regresiones se analizó el efecto de las diferentes variables en el fenómeno de incumplimiento. La selección de las variables que mejor discriminan a los acreditados incumplidos de los

no incumplidos se hizo con base al resultado del área bajo la curva ROC (ABC ROC) siguiendo los siguientes criterios:

Nivel	Explicación Estadística	ABC ROC	Discriminación
1	POBRE	$ABC\ ROC \leq 0.5$	No existe discriminación
2	BAJA	$0.5 < ABC\ ROC < 0.7$	Baja discriminación
3	ACEPTABLE	$0.7 \leq ABC\ ROC < 0.8$	Discriminación aceptable
4	EXCELENTE	$0.8 \leq ABC\ ROC < 0.9$	Buena discriminación
5	EXCEPCIONAL	$ABC\ ROC \geq 0.9$	Muy buena discriminación

Tabla 5-1 Criterios de discriminación para el Área Bajo la Curva ROC.

El ABC ROC de cada variable analizada se presenta en el Anexo 5.

Una vez seleccionadas las variables que ofrecían mejores resultados se evaluaron diferentes combinaciones de las mismas obteniendo 8 modelos de incumplimiento diferentes. Para discriminar entre los modelos propuestos se definieron dos parámetros: por un lado, la explicación estadística, siguiendo los criterios mencionados antes y por otro, la facilidad de cálculo que refleja principalmente la carga histórica de las variables y su facilidad de armado (para las Instituciones es oneroso el guardar información histórica debido a la cantidad de información de que se trata). Usando estos dos criterios se realizó un análisis de costo-beneficio de cada modelo y así se seleccionó el mejor modelo en estos dos aspectos. Los criterios de la facilidad de cálculo de los modelos son los siguientes:

Nivel	Facilidad de Cálculo	Carga Histórica
1	MUY DIFÍCIL	Fuerte Carga Histórica (≥ 1 año)
2	DIFÍCIL	Alta Carga Histórica (10-12 meses)
3	ESTÁNDAR	Carga Histórica de 7 a 9 meses
4	FÁCIL	Poca Carga Histórica (1-6 meses)
5	MUY FÁCIL	Carga Histórica (Sin antigüedad)

* Carga Histórica: Horizonte de las variables

Tabla 5-2 Criterios para la Facilidad de Cálculo de las Variables.

5.3 Descripción de los modelos propuestos

A continuación se explican las variables más importantes de los modelos propuestos. En el Anexo 7 se presentan las regresiones de cada una de estas variables con el incumplimiento.

Una variable necesaria para la construcción de las variables del modelo es el IMPAGO, que se calcula de la siguiente forma:

$$IMPAGO = SI(PT(i,t) + PA(i,t) < PM(i,t), 1, 0)$$

donde:

$PT(i, t)$ = Pagos en Tiempo en la fecha t para la i -ésima tarjeta,
 $PA(i, t)$ = Pagos Adicionales en la fecha t para la i -ésima tarjeta,
 $PM(i, t)$ = Pago mínimo exigido en la fecha t para la i -ésima tarjeta.

• **IMPAGO ACTUAL (ACT)**: Número de periodos consecutivos, a la fecha de referencia, en los que el acreditado no ha cubierto el pago mínimo exigible.

Para el cálculo de esta variable es necesario se evalúe la variable IMPAGO, antes descrita, para los últimos 12 meses. Posteriormente se verifica cuántos impagos consecutivos presenta un crédito a una fecha determinada.

El siguiente algoritmo muestra una forma sencilla para estimar el Impago Actual.

SI IMPAGO (t, i) = 0 \rightarrow ACT(t, i)=0
 SINO (SI IMPAGO ($t-1, i$) = 0 \rightarrow ACT(t, i) = 1)
 SINO (SI (IMPAGO ($t-2, i$) = 0 \rightarrow ACT(t, i) = 2)
 SINO (SI (IMPAGO ($t-3, i$) = 0 \rightarrow ACT(t, i) = 3)

 SINO (SI (IMPAGO($t-n-1, i$) = 0 \rightarrow ACT(t, i) = $n-1$)
 SINO ACT($t-n$) = n

donde,

$ACT(t, i)$ = Impago Actual (ACT) a la fecha t para la i -ésima,
 $IMPAGO (t-n, i)$ = Variable IMPAGO en la fecha $t-n$ para la i -ésima tarjeta,
 $n = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12\}$.

• **IMPAGO HISTÓRICO (HIS)**: Número de periodos en los que el acreditado no ha cubierto el pago mínimo exigible en los últimos 6 meses.

$$\sum_{t=-5}^{t=0} SI(PT(i, t) + PA(i, t) < PM(i, t))$$

donde:

$PT(i, t)$ = Pagos en Tiempo en la fecha t para la i -ésima tarjeta,
 $PA(i, t)$ = Pagos Adicionales en la fecha t para la i -ésima tarjeta.

• **PORCENTAJE DE PAGO (%PAGO)**: Porcentaje que representan los pagos realizados en el periodo respecto al saldo a pagar en la fecha de referencia.

$$\frac{PT(i, t) + PA(i, t)}{SP(i, t)}$$

donde:

$PT(i, t)$ = Pagos en Tiempo en la fecha t para la i -ésima tarjeta,
 $PA(i, t)$ = Pagos Adicionales en la fecha t para la i -ésima tarjeta,
 $SP(i, t)$ = Saldo Insoluto de la i -ésima tarjeta en la fecha t .

Esta ecuación asigna un salida de error de -999999 cuando la variable se indetermina, para asignar un valor correcto a la variable se sigue el tratamiento indicado antes.

Nótese que esta ecuación asigna un valor máximo de 1.1 para evitar los datos extremos observados en algunas tarjetas de crédito.

- **PORCENTAJE DE USO DE LA LÍNEA (%USO):** Porcentaje que representa el saldo a pagar respecto al límite de crédito en la fecha de referencia.

$$\frac{SP(i,t)}{LC(i,t)}$$

donde:

$SP(i,t)$ = Saldo a pagar de la i-ésima tarjeta en la fecha t,
 $LC(i,t)$ = Límite de crédito de la i-ésima tarjeta en la fecha t.

- **ANTIGÜEDAD DE LA CUENTA EN LA INSTITUCIÓN (ANT):** Número de meses transcurridos desde la apertura de la cuenta hasta la fecha de referencia.

$$\frac{FechaT0 - Fecha\ de\ apertura}{30}$$

donde:

$T0$ = Fecha definida para estimar la antigüedad (fecha de referencia),
 $Fecha\ de\ apertura$ = Fecha de apertura de la cuenta en la institución
VARIABLE EN MESES

Esta variable fue calculada partiendo de la Fecha de Apertura proporcionada en el primer requerimiento de información al Buró de Crédito hasta el último día del mes correspondiente a la fecha de referencia T0 de cada una de las ventanas de información.

Los “modelos propuestos” para estimar la probabilidad de incumplimiento se describen a continuación. En el Anexo 5 se presentan los resultados de cada uno.

Número de Impagos consecutivos presentados en la fecha de referencia

Se parte de un modelo similar al que estaba propuesto en la CUB donde la única variable descriptiva del incumplimiento el número de impagos consecutivos presentados en la fecha de referencia (variable denominada “ACT”).

Los coeficientes de este modelo son:

Estimadores	Valores
Constante	-2.2843***
ACT	+1.4603***

Nivel de significancia¹⁹
 ***0.001, **0.01, * 0.05

Tabla 5-3 Estimadores del modelo con la variables Impagos consecutivos.

¹⁹ El nivel de significancia de las variables se considera de acuerdo al estadístico de *Wald*.

Tiene un área bajo la curva ROC de 71.73%.

Los niveles de explicación estadística y facilidad de cálculo son:

Explicación Estadística	3	Aceptable
Facilidad de Armado	4	Fácil

El signo del coeficiente de la variable es el adecuado ya que entre más impagos tenga el acreditado, la probabilidad de incumplimiento es mayor.

La desventaja de este modelo es que carece de desagregación por riesgo en otras variables que pueden resultar importantes.

Impagos consecutivos e históricos presentados en la fecha de referencia

Se propone una regresión del incumplimiento con las variables de impagos consecutivos en la fecha de referencia e impagos históricos (HIST_12) que mide el número de impagos que se observaron en los últimos 12 meses.

Los coeficientes de este modelo son:

Estimadores	Valores
Constante	-2.6005***
ACT	+1.1022***
HIST_12	+0.2821***

Nivel de significancia
 ***0.001, **0.01, * 0.05

Tabla 5-4 Estimadores del modelo con Impagos consecutivos e históricos en 12 meses.

Tiene un área bajo la curva ROC de 79.19%.

Los niveles de explicación estadística y facilidad de cálculo son:

Explicación Estadística	3	Aceptable
Facilidad de Armado	3	Estándar

Los signos de ambas variables son los adecuados ya que entre más impagos tenga el acreditado, tanto consecutivos como históricos, la probabilidad de incumplimiento es mayor.

La desventaja de este modelo, al igual que el anterior es que carece de desagregación por riesgo en otras variables que se consideran importantes tanto estadísticamente como por políticas regulatorias.

Con este modelo se puede ver que la variable de impagos históricos proporciona información adicional a la de impagos consecutivos que se presentó antes.

Porcentaje de pago y Porcentaje de uso de la línea

Se propone una regresión del incumplimiento con las variables de porcentaje de pago que es el porcentaje que representa el pago que hace el acreditado respecto al saldo que debe en el momento de referencia (%PAGO) y el porcentaje de uso de la línea que es el porcentaje que representa el saldo que debe el deudor de la línea de crédito que puede disponer (%USO).

Los coeficientes de este modelo son:

Estimadores	Valores
Constante	-1.9309***
%PAGO	-2.1090***
%USO	+1.1994***

Nivel de significancia
 ***0.001, **0.01, * 0.05

Tabla 5-5 Estimadores del modelo con Porcentaje de pago y de uso.

Tiene un área bajo la curva ROC de 74.80%.

Los niveles de explicación estadística y facilidad de cálculo son:

Explicación Estadística	3	Aceptable
Facilidad de Armado	5	Muy Fácil

Para la variable %PAGO el signo del coeficiente es negativo, lo cual es acorde al comportamiento real de los acreditados, esto es, entre más grande sea la proporción del pago del acreditado respecto al saldo, es menos posible que incumpla. En el caso de la variable %USO, el signo del coeficiente es positivo lo que refleja el comportamiento de acreditados que cuando más disponen de su línea de crédito, es más probable que les sea más difícil pagar la deuda contraída.

Este modelo usa variables que son muy fáciles de construir en el momento de cálculo de reservas, que no están basadas en los impagos (o moras) del acreditado, sin embargo, se pierde explicación estadística.

Impagos consecutivos, Impagos históricos, Porcentaje de pago, Porcentaje de uso de la línea y Antigüedad de la cuenta.

Se propone una combinación de los dos modelos anteriores, la regresión del incumplimiento con las variables de impagos consecutivos, impagos históricos en los últimos 12 meses, porcentaje de pago, porcentaje de uso de la línea y antigüedad que es el número de meses desde que se abrió la cuenta en el Banco.

Los coeficientes de este modelo son:

Estimadores	Valores
Constante	-2.4206***
ACT	+0.9119***
HIST_12	+0.2347***
%PAGO	-0.9264***
%USO	+0.9968***
ANT	-0.0120***

Nivel de significancia
 ***0.001, **0.01, * 0.05

Tabla 5-6 Estimadores del modelo combinando variables de morosidad, comportamiento del acreditado y políticas bancarias.

Tiene un área bajo la curva ROC de 84.06%.

Los niveles de explicación estadística y facilidad de cálculo son:

Explicación Estadística	4	Excelente
Facilidad de Armado	3	Estándar

Los signos de los coeficientes son los adecuados para cada una de las variables, las variables que reflejan morosidad tienen signos positivos al igual que el porcentaje de uso y las variables de porcentaje de pago y antigüedad tienen coeficientes con signos positivos.

La ventaja de este modelo es que incluye variables de morosidad, comportamiento del acreditado y políticas bancarias.

Impagos consecutivos, Porcentaje de pago, Porcentaje de uso de la línea y Antigüedad de la cuenta.

La única variable del modelo anterior que tiene una carga histórica alta es la de impagos históricos, por lo que se propone quitar esta variable del modelo anterior.

Los coeficientes de este modelo son:

Estimadores	Valores
Constante	-2.3769***
ACT	+1.2077***
%PAGO	-0.8516***
%USO	+1.2804***
ANT	-0.0105***

Nivel de significancia
 ***0.001, **0.01, * 0.05

Tabla 5-7 Estimadores del modelo sin carga histórica.

Tiene un área bajo la curva ROC de 82.54%.

Los niveles de explicación estadística y facilidad de cálculo son:

Explicación Estadística	4	Excelente
Facilidad de Armado	4	Fácil

A pesar de no considerar la variable Impagos históricos en los últimos 12 meses, los signos de las demás variables siguen reflejando la naturaleza de las mismas.

La ventaja de este modelo es que incluye variables de morosidad, comportamiento del acreditado y políticas bancarias sin tener una carga histórica mayor que el anterior, sin embargo, se pierde explicación estadística ya que como se mencionó antes, la variable de impagos históricos proporciona información adicional en el modelo. Además, se observó que la variable de impagos históricos proporcionaba cierta estabilidad en la estimación de reservas de mes a mes.

Modelo Stepwise con 52 variables.

Se hizo el ejercicio de estimar una regresión con el método de *Stepwise* con 52 variables. El resultado fueron las siguientes 6 variables: número de veces que el acreditado no realizó el pago mínimo en los últimos 6 meses (HIS), número máximo de periodos consecutivos que el acreditado no pagó el mínimo exigible (MAX_IMPAGO_3M), promedio del porcentaje de uso de la línea en los últimos 12 meses (PROM_USOLINEA_12M), porcentaje de periodos en que pagó el total del saldo en el último año (PJE_TOTALERO_12M) y los incrementos y decrementos consecutivos del saldo en el último año (INC_CONSEC_12M, DEC_CONSEC_12M).

Los coeficientes de este modelo son:

Estimadores	Valores
Constante	-1.2653***
HIS	+0.5136***
MAX_IMPAGO_3M	+0.6490***
PROM_USOLINEA_12M	+3.4374***
PJE_TOTATLERO_12M	-7.3875***
INC_CONSEC_12M	-0.2188***
DEC_CONSEC_12M	-0.3769***

Nivel de significancia
 ***0.001, **0.01, * 0.05

Tabla 5-8 Estimadores del modelo *Stepwise*.

Tiene un área bajo la curva ROC de 91.09%.

Los niveles de explicación estadística y facilidad de cálculo son:

Explicación Estadística	5	Excepcional
Facilidad de Armado	2	Difícil

Dentro de este modelo, los coeficientes de las variables de morosidad (HIS, MAX_IMPAGO_3M) al igual que la variable del porcentaje del uso de línea tiene signo negativo que resulta adecuado a la naturaleza de estas variables, en el mismo caso está el porcentaje de periodos en los que el acreditado pagó el total de la deuda al contar con un coeficiente de signo negativo, pero en el caso de los incrementos o decrementos del saldo se esperaría que tuvieran entre ellas signos contrarios, lo cual no está sucediendo.

La ventaja de este modelo es que la explicación estadística es excelente, sin embargo, tiene variables difíciles de construir, lo que hace que este modelo no sea aplicable para la regulación. Por otro lado, este modelo tiene dos variables que son contrarias (los incrementos y decrementos consecutivos del saldo en el último año) pero tienen el mismo sentido en la regresión, lo cual también ocasiona que la regresión no sea adecuada.

5.4 Modelo Seleccionado para la estimación de la Probabilidad de Incumplimiento

Después de realizar el análisis de costo – beneficio de los modelos propuestos, se decidió usar el modelo que tiene las variables de Impagos consecutivos, Impagos históricos, Porcentaje de pago, Porcentaje de uso de la línea y Antigüedad de la cuenta, ya que cuenta con un alto poder explicativo y contiene variables usadas para políticas regulatorias. Sin embargo, para facilitar el armado de las variables se decidió disminuir la carga histórica de la variable de Impagos históricos de 12 a 6 meses. Como ya se mencionó, la ventaja de este modelo es que incluye variables de morosidad, comportamiento del acreditado (impagos, porcentaje de pago y porcentaje de uso de línea), el porcentaje de uso de línea y la antigüedad.

Los coeficientes del modelo son:

Variable	Factor β (betas)
Constante	-2.4615***
Impago actual (ACT)	+0.6865***
Impago histórico (HIS)	+0.4920***
Antigüedad en la institución (ANT)	-0.0108***
Porcentaje de pago (%PAGO)	-1.0065***
Porcentaje de uso de línea (%USO)	+0.9302***

Tabla 5-9 Estimadores del modelo seleccionado.

Tiene un área bajo la curva ROC de 85.96%.

Los signos de cada uno de los coeficientes resultan acordes con la naturaleza de cada una de las variables.

Posteriormente, se calibró el modelo mediante variables “dummy” para ver si alguna Institución mostraba un comportamiento diferente al resto del Sistema. Estos resultados se desarrollan más a fondo en el Capítulo 7. Usando las variables “dummy” de estas Instituciones se corrió la regresión de nueva cuenta y se obtuvo el modelo que se presenta a continuación:

$$\hat{\pi} = \frac{1}{1 + e^{-(2.9704 + 0.6730 * ACT + 0.4696 * HIS - 0.0075 * ANT - 1.0217 * \% PAGO + 1.1513 * \% USO)}}$$

5.5 Probabilidad de Incumplimiento para Tarjetas Inactivas

Las tarjetas inactivas representan el 16% del portafolio del Sistema. Para estimar la probabilidad de incumplimiento para ellas, se encontró la particularidad de que en la fecha de referencia no se usan por lo que no se cuenta con la información necesaria para estimar las variables que influyen en el incumplimiento como saldo, mínimo exigido o pagos. Sin embargo, se observó que aún cuando estas tarjetas no se usan en la fecha de referencia hay un porcentaje de ellas que en los siguientes doce meses caen en incumplimiento. La probabilidad de incumplimiento de esta cartera se determinó como la tasa de incumplimiento observada del Sistema para este tipo de cuentas.

5.6 Análisis de Sensibilidad del Modelo Propuesto

Una vez calculadas cada una de las variables para las tarjetas de crédito que se encuentran dentro del portafolio del Sistema con el que se calibró el modelo, se obtuvo un promedio de cada una de éstas a lo que se le denominó el “acreditado promedio”.

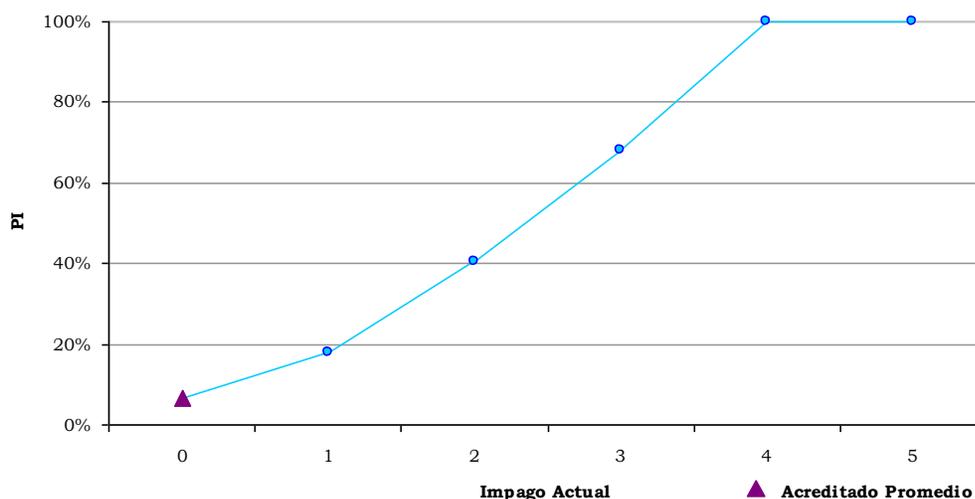
Variable	Acreditado Promedio
Impago actual (ACT)	0
Impago histórico (HIS)	1
Antigüedad en la institución (ANT)	47
Porcentaje de pago (%PAGO)	36.95%
Porcentaje de uso de línea (%USO)	48.51%

Tabla 5-10 Acreditado promedio del sistema.

A continuación se realizó un análisis de sensibilidad para cada una de las variables donde se toman los valores fijos del “acreditado promedio” para las variables que no son consideradas y sólo para la variable a analizar se definen diferentes valores que puede tomar, con lo que se realiza la estimación de la probabilidad de incumplimiento.

Impago actual

La variable Impagos actuales o Impagos consecutivos en la fecha de referencia sólo puede tomar valores enteros y a partir del impago 4, se considera que la probabilidad de incumplimiento es del 100%. Dada la relación que existe entre los Impagos consecutivos y los históricos dentro de este análisis se considera que por cada incremento del Impago consecutivo, el Impago histórico incrementa su valor en la misma proporción.

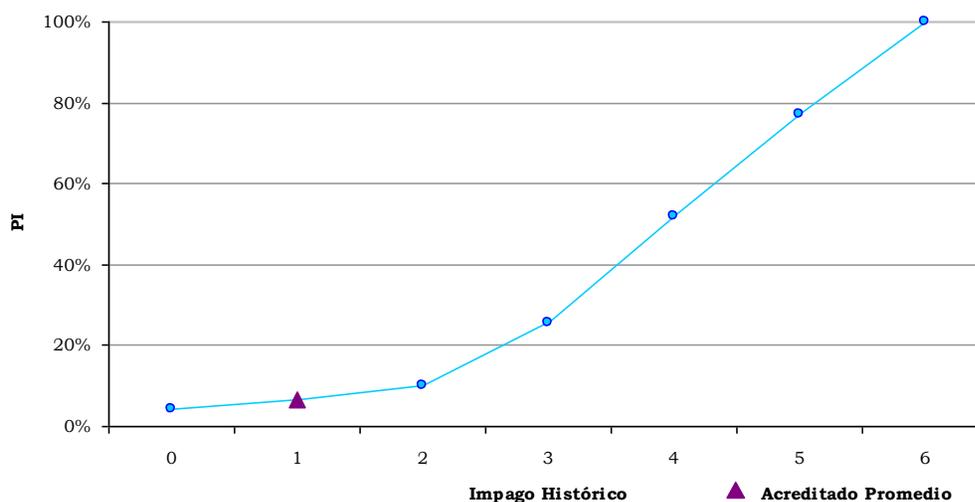


Gráfica 5-2 Análisis de sensibilidad de Impagos consecutivos.

Los cambios en los valores de esta variable impactan en gran medida a la probabilidad de incumplimiento ya que el incrementar en un valor el impago actual, el incremento en la probabilidad es en el menor de los casos de más de 1.5 veces.

Impago histórico

En el caso de la variable Impago Histórico para considerar la relación con el Impago Actual, a partir del Impago Histórico 3 se incremento el valor de Impago Actual en uno por cada incremento en Impago Histórico.

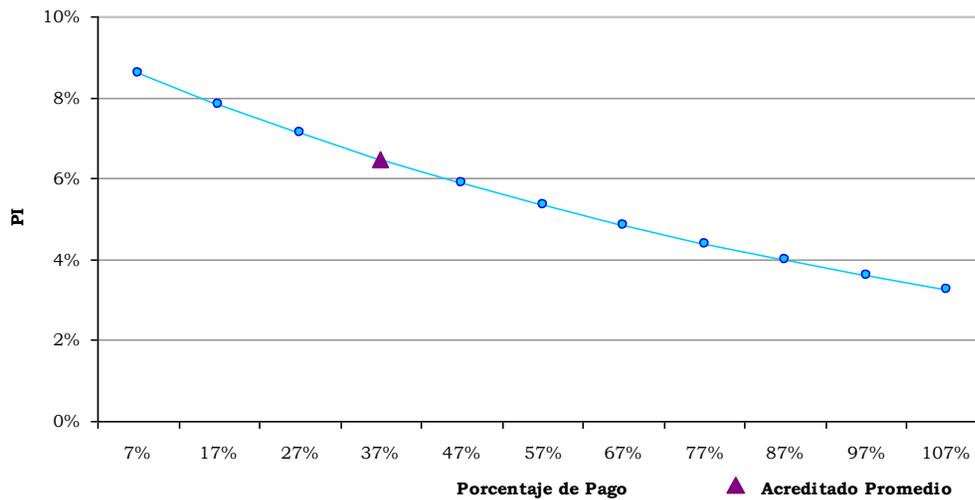


Gráfica 5-3 Análisis de sensibilidad de Impagos históricos.

Esta variable al tener una rango mayor de posibles datos, no tiene saldos tan abruptos sólo cuando la variable Impagos Actuales comienza también a tener un aumento, por lo que en el caso de las variables de morosidad, la que hace variar en mayor medida a la probabilidad de incumplimiento es el Impago Actual.

Porcentaje de pago

Los valores asignados para esta variable fueron considerando un incremento/decremento cada 10% del “acreditado promedio”.

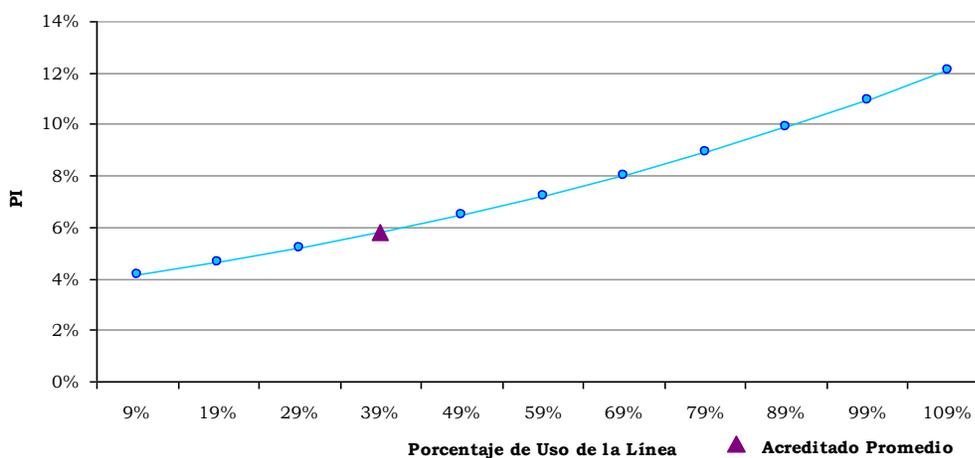


Gráfica 5-4 Análisis de sensibilidad del Porcentaje de Pago.

Como se puede apreciar en la gráfica, el Porcentaje de pago no tiene un gran impacto en la probabilidad de incumplimiento porque al variar del 7% al 107% el pago, la probabilidad sólo se ve reducida de un 8.6% a un 3.3%.

Porcentaje de uso de la línea

Para el análisis de esta variable al igual que el Porcentaje de pago, se realizó al variar cada 10% de incremento/decremento sobre el porcentaje del acreditado promedio.

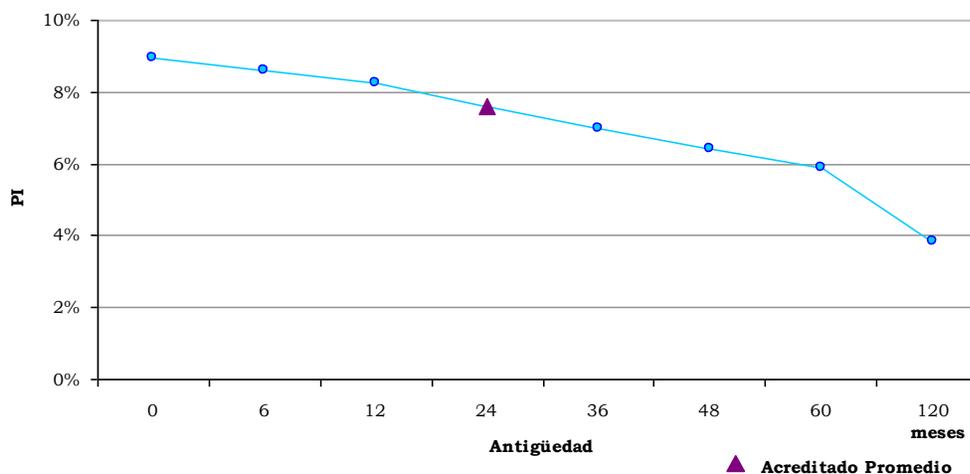


Gráfica 5-5 Análisis de sensibilidad del Porcentaje de Uso de Línea.

En este caso tampoco se ve la probabilidad de incumplimiento llegue a tomar valores extremos en caso de que el Porcentaje de uso de línea sea mayor al 100%, que indicaría que el acreditado tiene un sobregiro en la tarjeta de crédito.

Antigüedad de la cuenta en la Institución

Para realizar el análisis de la Antigüedad de la cuenta, se observó que ocurría con la probabilidad para periodos de seis en seis meses.



Gráfica 5-6 Análisis de sensibilidad de la Antigüedad de la cuenta en la Institución.

Un cambio significativo en la probabilidad de incumplimiento debido a la variable Antigüedad se observa cuando la cuenta tiene más de 60 meses abierta. Esta variable es la que menos injerencia tiene sobre la probabilidad de incumplimiento.

Una vez que se determinada la probabilidad de incumplimiento de un acreditado debemos ahora poder estimar la severidad de la pérdida y la exposición al incumplimiento, estos parámetros serán expuestos en el siguiente capítulo.

Capítulo 6 Severidad de la Pérdida y Exposición al Incumplimiento

Dentro del presente capítulo se desarrolla la estimación de los parámetros que se refieren a la magnitud de la pérdida una vez que se presenta el evento del incumplimiento. Tanto para la severidad de la pérdida como para la exposición al incumplimiento la información utilizada es la de aquellos créditos que en algún momento dentro del periodo analizado hayan acumulado cuatro impagos consecutivos, estos son, los créditos clasificados como cartera vencida y los créditos de la cartera activa vigente que incumplen durante el periodo de seguimiento.

6.1 Severidad de la Pérdida (SP)

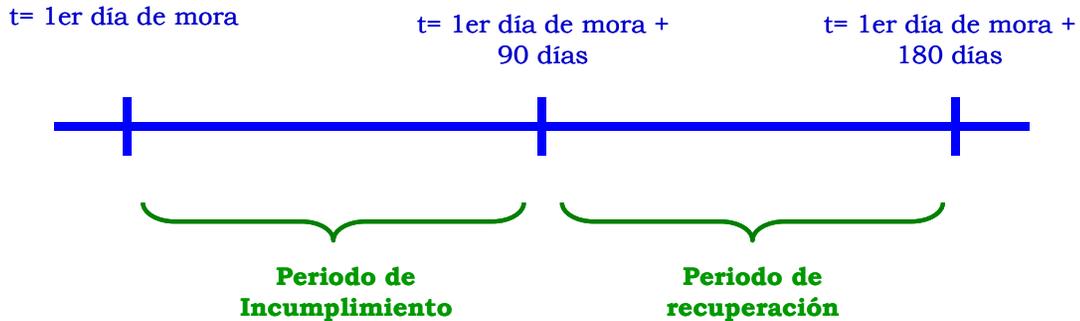
La estimación de la severidad de la pérdida en este tipo de créditos se complica por la revolvencia que tienen las tarjetas de crédito. Un pago después del incumplimiento puede ser recuperación de la deuda que cayó en incumplimiento o el pago de compras posteriores que realizó el acreditado. Algunas Instituciones tienen políticas para bloquear la cuenta una vez que se observó el incumplimiento, sin embargo, no todos los Bancos lo hacen y no al mismo tiempo o en la misma proporción.

La metodología que se decidió usar fue un análisis del monto pagado por los acreditados después del incumplimiento, ya que todo el dinero que recibe el Banco después de este momento se utiliza para liquidar la deuda. Se observaron diferentes horizontes de recuperación, 3, 6 y 12 meses: sin embargo, se decidió usar el horizonte de observación de la recuperación como los 3 meses siguientes después de declarado el incumplimiento, lo que es consistente con la política de la mayoría de las Instituciones de castigar²⁰ un crédito después de 6 meses de mora (4 impagos consecutivos y 3 meses más para la recuperación).

Ante la revolvencia del crédito y, como se mencionó antes, no es posible ver si una deuda crece por intereses o por nuevas compras después del incumplimiento, se estableció que la recuperación se estimaría en relación al máximo entre el saldo que haya alcanzado el

²⁰ Un banco castiga un crédito cuando lo considera incobrable y asume la totalidad de la deuda como una pérdida, de esta forma el crédito ya no es reportado más como parte de la cartera del banco.

crédito durante los 3 meses siguientes al incumplimiento y el saldo al momento del incumplimiento. Es importante mencionar que en este ejercicio hay un posible sesgo de sobreestimación de la recuperación al no tomar en cuenta los ajustes por intereses moratorios, el valor del dinero en el tiempo, el costo de oportunidad y los gastos de gestión y cobranza²¹.



Gráfica 6-1 Periodo de recuperación.

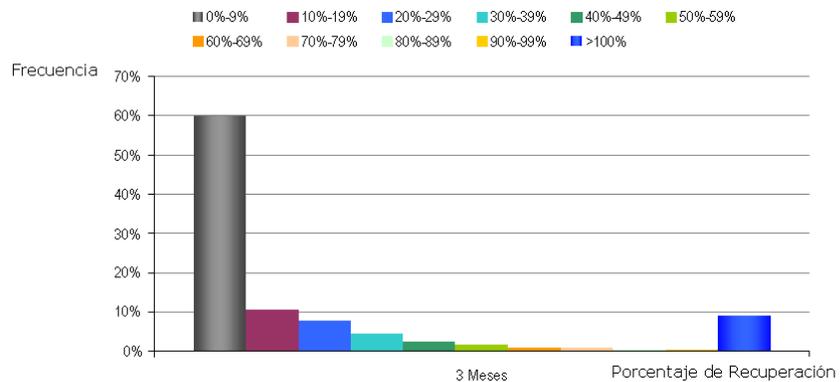
6.1.1 Estimación de la Severidad de la Pérdida

Del portafolio del Sistema se extrajeron todos aquellos créditos donde se detectó incumplimiento, y donde se observó el monto pagado por los deudores en los siguientes 3 meses después de declarado el incumplimiento. Este monto pagado total se consideró como recuperación y se estimó como proporción del saldo máximo presentado entre los 3 meses posteriores al incumplimiento y el saldo al incumplimiento. El código empleado para la estimación de las variables usadas para obtener la severidad de la pérdida se encuentra en el Anexo 8.

Los porcentajes de recuperación (PR) respecto al saldo máximo obtenidos en cada crédito se clasificaron en 11 clases y se calculó su frecuencia relativa. En la siguiente gráfica se muestran los valores obtenidos, para cada una de las frecuencias, donde se puede observar que menos del 10% de los incumplidos pagan la totalidad de la deuda contraída. Del lado izquierdo de la gráfica se especifican las frecuencias consideradas.

- Clases
- 1) PR entre 0%-9%
 - 2) PR entre 10%-19%
 - 3) PR entre 20%-29%
 - 4) PR entre 30%-39%
 - 5) PR entre 40%-49%
 - 6) PR entre 50%-59%
 - 7) PR entre 60%-69%
 - 8) PR entre 70%-79%
 - 9) PR entre 80%-89%
 - 10) PR entre 90%-99%
 - 11) PR \geq 100%

PR = Porcentaje de Recuperación



Gráfica 6-2 Frecuencias de recuperación.

²¹ Para las estimaciones de Severidad de la Pérdida, el Acuerdo de Basilea II establece que deben considerarse además del valor del colateral, los costos de resolución o comisiones recibidas posteriormente y deben considerarse las posibles dificultades que puedan surgir a la hora de hacerse con el control del colateral y efectuar su posterior liquidación; esto debería dar como resultado una estimación más conservadora de la Severidad de la Pérdida.

Posteriormente, para cada una de las clases antes mencionadas se obtuvo el Pago Promedio y con esto se estimó el porcentaje de recuperación de cada clase de acuerdo al promedio recuperado en cada clase por la frecuencia relativa observada en la misma. Como se muestra la tabla siguiente, la severidad de la pérdida final estimada (1 – recuperación) es de 81%, en la gráfica se aprecia los porcentajes de recuperación para cada frecuencia.

Periodo observado después del incumplimiento: 3 meses			
% Pago	% Frecuencia Relativa	Pago Promedio	% Recuperación
0%-9%	60%	0.7%	0.4%
10%-19%	10%	15.2%	1.6%
20%-29%	8%	24.4%	2.0%
30%-39%	4%	34.7%	1.5%
40%-49%	3%	44.8%	1.2%
50%-59%	2%	54.6%	1.1%
60%-69%	1%	64.8%	0.7%
70%-79%	1%	75.2%	0.7%
80%-89%	1%	84.2%	0.4%
90%-99%	1%	96.4%	0.5%
>=100%	9%	100.0%	9.2%
Recuperación Total			19%
Severidad de la Pérdida			81%

Tabla 6-1 Porcentajes de recuperación por clase.

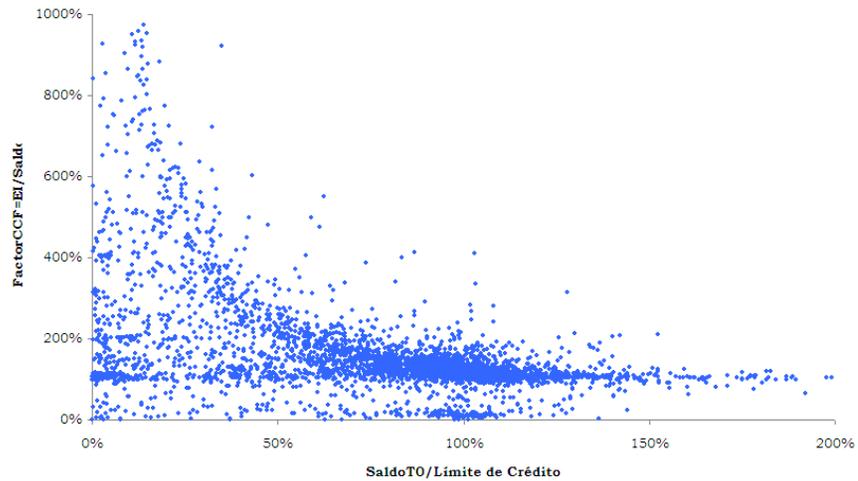
6.2 Exposición al Incumplimiento (EI)

La exposición al incumplimiento en las tarjetas de crédito cobra relevancia, como ya se mencionó, debido a la revolvencia de los créditos. Es claro que la exposición que tiene un acreditado en el momento de referencia no será la misma a la exposición que tendrá al momento del incumplimiento, en este tipo de créditos se espera que la exposición aumente porque el acreditado generalmente consume en mayor medida su línea de crédito al tener problemas para pagar su crédito.

Es por esto que se estima un factor de conversión de crédito (CCF, Credit Conversion Factor por sus siglas en inglés) para posiciones fuera de balance (como las líneas de crédito no dispuestas) mediante el cual se estiman valores de la Exposición al Incumplimiento tanto de la línea dispuesta y no dispuesta. Visto de otra forma el factor CCF calcula la utilización de la posición fuera de balance concedida en el momento del cálculo.

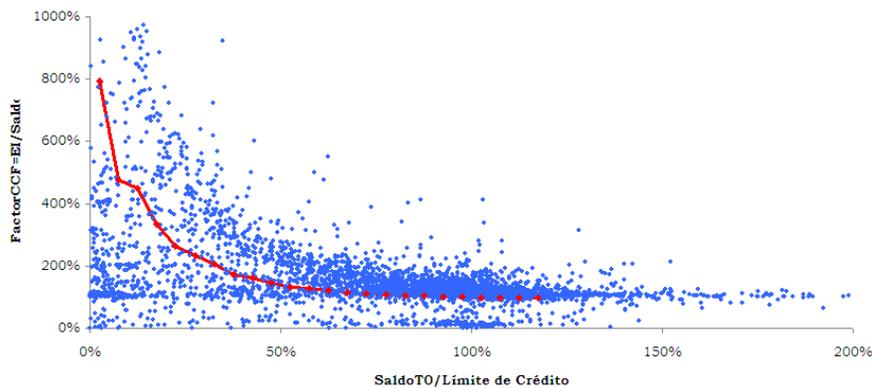
Con la misma información proporcionada por las Instituciones, se observó que conforme los acreditados se acercan al incumplimiento aumenta el uso de la tarjeta de crédito, por lo que, para el cálculo de la Exposición al Incumplimiento, se aplicó un modelo que relaciona los incrementos en el uso de la línea entre la fecha de referencia (T0) y la fecha de incumplimiento. Del portafolio de datos representativo del Sistema se extrajeron todos aquellos créditos donde se detectó incumplimiento, para los cuales se observó el saldo en el momento en que cayeron en incumplimiento y se comparó con el saldo que tenían en el periodo de referencia.

En la siguiente gráfica se tiene en el eje “X” el porcentaje de uso de la línea de crédito al momento de referencia (exposición o saldo en T0 entre el límite de crédito de la tarjeta en el mismo tiempo) y en el eje “Y” el factor que representa la exposición al momento del incumplimiento de la exposición en la fecha de referencia (el saldo al momento de incumplimiento entre el saldo en el periodo de referencia T0), esto con el objetivo de identificar patrones en la relación de la exposición al incumplimiento y el saldo en la fecha de referencia.



Gráfica 6-3 Relación del Porcentaje de Uso de la Línea con el factor CCF.

Con la finalidad de poder obtener un comportamiento monótono, la información se dividió en segmentos de consumo de línea, graficando de esta forma el factor promedio para cada segmento que está señalizado en el gráfico en color rojo:

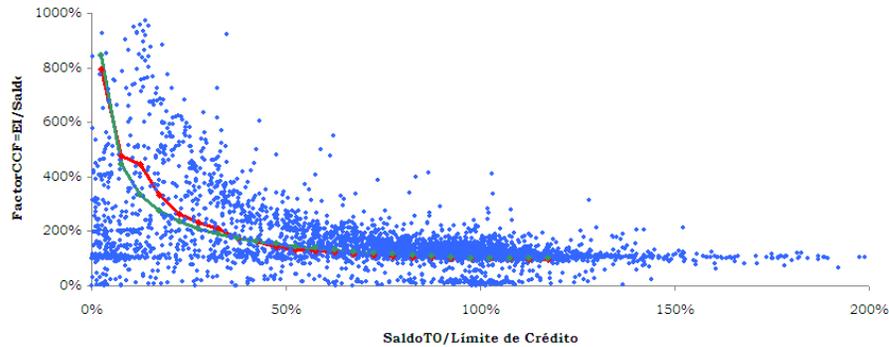


Gráfica 6-4 Promedios de la relación del Porcentaje de Uso de la línea con el factor CCF.

Posteriormente se ajustó una ecuación no lineal a la curva promedio. La función que se aplicó para ajustar la exposición a la fecha de cálculo con base en el porcentaje de uso de línea en la misma fecha es:

$$EI_{ACTUAL} = Saldo_{T0} * Max \left\{ \left(\frac{Saldo_{T0}}{Límite\ de\ Crédito_{T0}} \right)^{-0.5784}, 100\% \right\}.$$

Como se puede observar en el gráfico siguiente la regresión (color verde) se ajusta al promedio de cada segmento.



Gráfica 6-5 Regresión del Porcentaje de Uso de la Línea para la obtención del factor CCF.

El siguiente cuadro muestra la relación entre el porcentaje de uso de línea en el momento de cálculo (eje X) y el factor por el que se multiplica la exposición (saldo) en ese momento para obtener la exposición al momento de incumplimiento.

% de Uso de Línea Saldo/ Límite en T0		CCF
de	a	
0%	5%	845%
5%	10%	447%
10%	15%	333%
15%	20%	274%
20%	25%	237%
25%	30%	211%
30%	35%	192%
35%	40%	176%
40%	45%	164%
45%	50%	154%
50%	55%	145%
55%	60%	138%
60%	65%	131%
65%	70%	126%
70%	75%	120%
75%	80%	116%
80%	85%	112%
85%	90%	108%
90%	95%	105%
95%	100%	101%
100%	105%	100%
105%	110%	100%
110%	115%	100%
115%	120%	100%

Tabla 6-2 Porcentajes de CCF.

Cabe destacar que la variable utilizada para el cálculo del factor (CCF) para obtener la exposición al incumplimiento es el porcentaje de uso de la línea calculado como el saldo en el momento de cálculo del parámetro entre el límite de crédito en la fecha de corte de la tarjeta (T0).

6.2.1 Estimación de la Exposición al Incumplimiento para Tarjetas Inactivas

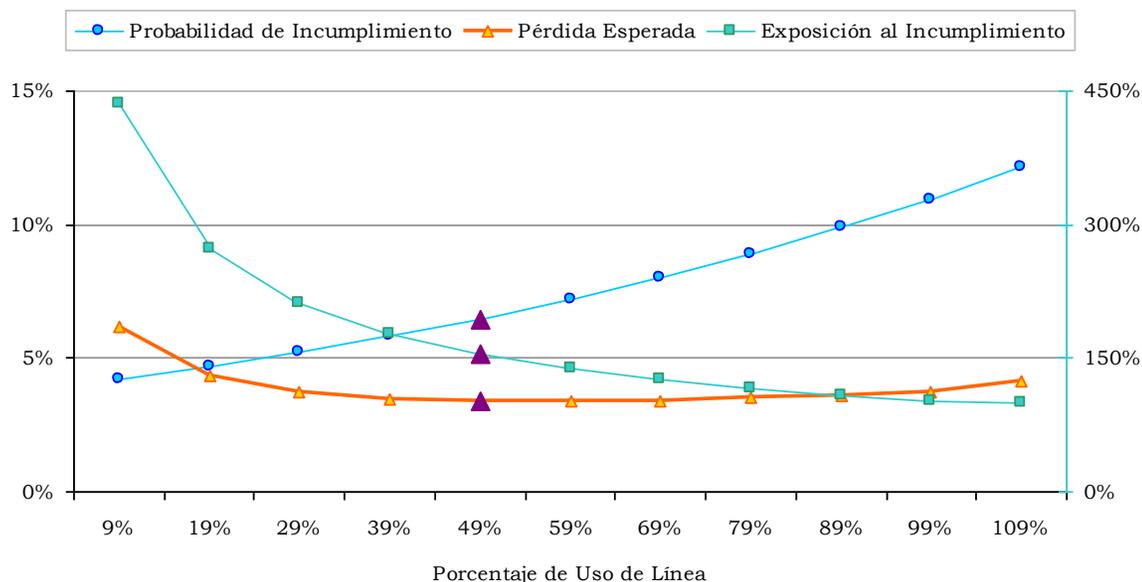
La Exposición al Incumplimiento de las tarjetas inactivas no usa el mismo modelo que el resto de las tarjetas ya que en la fecha de referencia el uso de la línea de crédito es cero. Se considera relevante estimar la exposición al incumplimiento de estas tarjetas ya que pueden ser usadas en cualquier momento por el acreditado y puede ser que incluso se recurra a estas tarjetas, que no son usadas regularmente, cuando los acreditados ven limitado su acceso en otros medios de financiamiento.

Es por esto, que se considera prudente el que se proponga un esquema de provisionamiento que reduzca los incentivos al otorgamiento indiscriminado de tarjetas y que se reconozca en los Bancos el que las tarjetas de crédito inactivas pueden ser usadas por los acreditados en cualquier momento. El esquema propuesto se basa en la observación del comportamiento de este tipo de tarjetas en el Sistema.

La exposición al incumplimiento para las tarjetas inactivas se calculó a partir de un factor CCF que depende del Límite de Crédito – no del saldo dispuesto – a la fecha de cálculo o periodo de referencia (T0), no se utilizó la totalidad del Límite de Crédito porque se observó que en algunos casos esté más grande que el saldo con el que los acreditados incumplen.

6.2.2 Sensibilidad del modelo

Una de las cuestiones que pueden causar cierta incertidumbre en cuanto al requerimiento de reservas es la exposición al incumplimiento, ya que en ciertos casos puede tomar valores de más del novecientos por ciento del saldo. Sin embargo, como se puede observar el modelo es sensible al Uso de la Línea ya que repercute tanto en la probabilidad de incumplimiento como en la exposición al incumplimiento, es por esto que se realizó un análisis para observar cómo esta variable influía en los dos parámetros (PI y EI) y finalmente en la pérdida esperada. Se tomó como base al acreditado promedio utilizado en el análisis de sensibilidad de la probabilidad de incumplimiento.



Gráfica 6-6 Análisis del Porcentaje de Uso.

Si bien las relaciones del Porcentaje de uso de línea con la probabilidad de incumplimiento y de la exposición son contrarias, al incorporar estos efectos en la pérdida esperada no se observa un comportamiento errático. Si bien, a bajos Porcentajes de uso de línea, la exposición es más alta en proporción al saldo, la probabilidad de incumplimiento ayuda a mitigar el efecto de contar una exposición alta y en los porcentajes de uso altos, la pérdida esperada aunque se ve incrementada por la probabilidad de incumplimiento, este incremento se minimiza gracias a que la exposición es muy similar al saldo de la tarjeta.

Es por esto que en términos generales la exposición puede parecer tomar valores elevados y causar cierta incertidumbre en cuanto a que el valor de la pérdida esperada sea muy alto pero esto se mitiga bastante bien gracias a la probabilidad de incumplimiento al tener al Porcentaje de uso como variable que describe al incumplimiento.

Una vez obtenidos los tres parámetros necesarios para la estimación de la pérdida esperada, se procede a la validación de las estimaciones de la probabilidad de incumplimiento. En el siguiente capítulo se describen las pruebas que se realizaron para conocer la confiabilidad de las estimaciones obtenidas y saber si el modelo cuenta con estabilidad a través del tiempo. Estas pruebas se realizaron sobre diferentes muestras para considerar créditos que no estaban dentro de la muestra y créditos que estuvieran en momentos específicos del ciclo también se integraron muestras con diferentes conformaciones del sistema bancario.

Capítulo 7 Validación del Modelo

Con el fin de evaluar la capacidad del modelo para identificar cuentas que caen en incumplimiento, así como la precisión con la cual se estiman las pérdidas que las Instituciones enfrentan, se llevaron a cabo dos procesos de validación que constaron en el cálculo de estadísticas como: índice de Gini y el estadístico Kolmogorov-Smirnov (KS) a muestras aleatorias de créditos:

- muestras independientes (out-of-sample) para las cuales no se considera ningún crédito del usado para estimación del modelo con la finalidad de conocer si el modelo se ajusta para cualquier cartera de Tarjeta de Crédito, y
- muestras con sólo información de una ventana, esto es, que consideran créditos de una sola fecha de referencia para poder analizar con mayor detalle el comportamiento del modelo en momentos específicos del ciclo.

7.1 Estadísticos

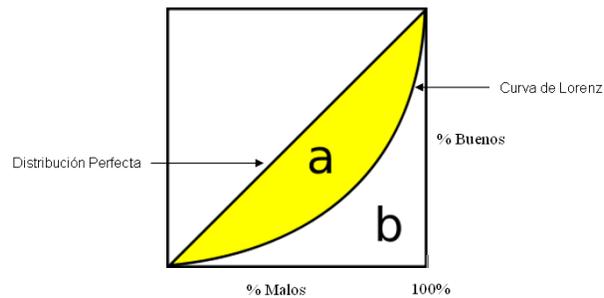
7.1.1 Índice de Gini

El índice o coeficiente de Gini se emplea para medir el grado de inequidad de una distribución dada y se define como la razón del área que existe entre la curva de Lorenz de una distribución y la curva de distribución uniforme.

De esta forma, si se denomina como a al área entre la curva de perfecta igualdad y la curva de Lorenz²² y como b el área por debajo de la curva de Lorenz, entonces el

coeficiente de Gini es $\frac{a}{a+b}$.

²² Se trata de una curva de frecuencias acumulativas de los créditos “buenos” (no incumplidos) y de los créditos “malos” (incumplidos) que mide la desigualdad entre una distribución teórica y otra real.



Gráfica 7-1 Curva de Lorenz.

El coeficiente Gini es un valor entre 0 y 1, donde en un modelo perfecto (aquel que separa todas las observaciones buenas de las malas) tendrá un índice Gini de 1, mientras que un modelo aleatorio (el modelo no diferencia entre observaciones buenas y malas) tendrá un índice Gini de 0. Entre mayor sea el área entre la curva y la diagonal de 45° será mayor la capacidad del modelo para discriminar.

Si (X_k, Y_k) son puntos sobre la curva de Lorenz, en donde las X_k y Y_k se encuentran colocadas en orden ascendente, entonces:

X_k es el porcentaje acumulado de observaciones buenas, para $k=0, \dots, n$, donde $X_0=0$ y $X_n=1$

Y_k es el porcentaje de observaciones malas, para $k=0, \dots, n$, donde $X_0=0$ y $X_n=1$

El coeficiente de Gini se calcula a menudo como una relación del área bajo la curva ROC (AUROC):

$$G = 2 * AUC - 1$$

7.1.2 Estadístico Kolmogorov-Smirnov (KS)

El estadístico calcula la separación máxima entre las distribuciones acumuladas de las cuentas buenas y malas. Toma valores entre 0 y 1. Generalmente valores grandes de KS indican una buena separación.

El estadístico KS para una cartera segmentada en n clases es el siguiente:

$$KS = \text{Max} \left\{ |X_k - Y_k| \right\} \quad 0 < KS < 1$$

donde:

X_k = porcentaje acumulado de las cuentas buenas para $k=0, 1, \dots, n$,

Y_k = porcentaje acumulado de las cuentas malas para $k=0, 1, \dots, n$.

Una interpretación comúnmente usada del valor de KS es la siguiente:

Valor de KS	Interpretación
<20%	El modelo no es válido
20% - 40%	El modelo es aceptable
41% a 50%	El modelo es bueno
51% a 60%	El modelo es muy bueno
61% a 75%	El modelo es excelente
>75%	El modelo es excepcional

Tabla 7-1 Interpretación del Estadístico KS.

7.2 Validación con muestras independientes

Para poder conocer el grado de precisión en el que el modelo predice al incumplimiento, se obtuvieron diferentes muestras de créditos, algunas muestras respetaban la participación de cada Banco en el Sistema Financiero en el momento en que se desarrolló el ejercicio y otras no, esto último para poder conocer si el modelo también se desarrollaba adecuadamente en caso de que alguna Institución dejara de tener el mismo porcentaje de representatividad en la cartera de Tarjeta de Crédito en el Sistema.

En este proceso de validación se midió la capacidad del modelo para identificar cuentas incumplidas por medio del cómputo de los estadísticos sobre una muestra independiente a la utilizada en la construcción del modelo. Se crearon 35 muestras aleatorias de 1,000 créditos cada una, respetando la participación en el mercado de cada Institución en el Sistema Financiero. Adicionalmente se construyeron 35 muestras aleatorias de 1,000 créditos cada una sin respetar la participación de las Instituciones en el mercado.

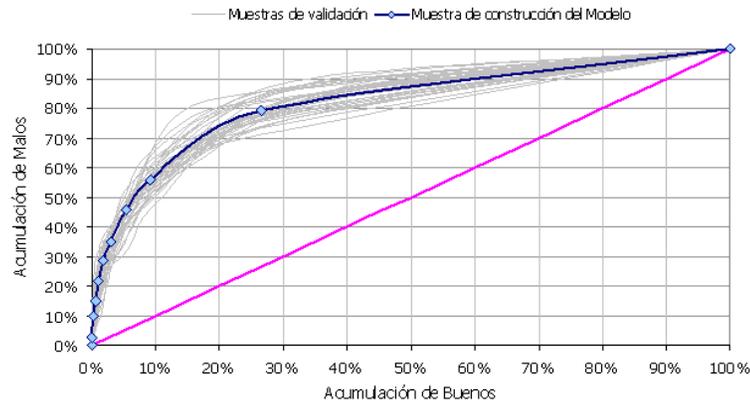
Resultados de las muestras aleatorias que respetan la participación de mercado.

En el siguiente cuadro se muestran las cifras del área bajo la curva ROC que se obtuvieron de las regresiones logísticas practicadas a las 35 muestras aleatorias que respetan la participación de las Instituciones en el mercado de Tarjeta de Crédito, donde se puede observar que todas las muestras arrojan un valor mayor a 80% lo que indica que son modelos con un buen poder predictivo.

	Área bajo la curva ROC
Mínimo	83%
Máximo	89%
Promedio	86%

Tabla 7-2 ABC ROC muestras independientes respetando la participación del mercado.

En la siguiente gráfica se muestran las gráficas de la acumulación de los acreditados “buenos” contra la acumulación de acreditados “malos” para cada una de las 35 muestras comparadas con la gráfica de acumulaciones de buenos vs malos obtenida para la muestra con que se construyó el modelo.



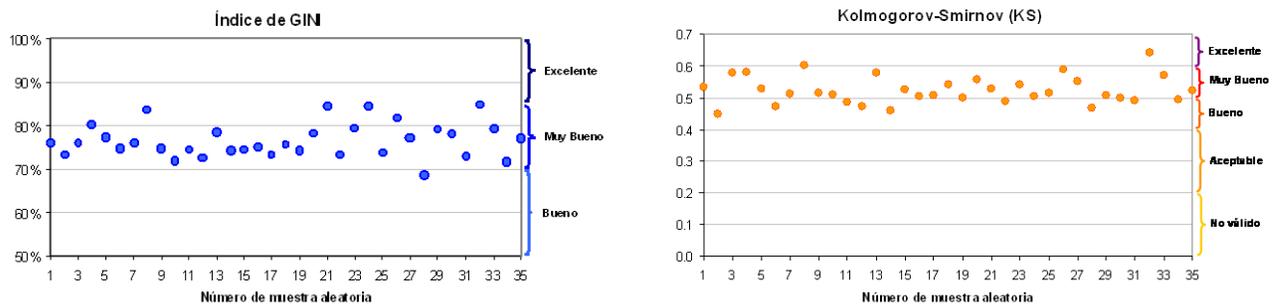
Gráfica 7-2 Acumulación de buenos vs malos de muestras independientes respetando la participación del mercado.

Así mismo se les aplicó los procesos de validación del índice de Gini y el estadístico Kolmogorov-Smirnov (KS) a cada muestra. El siguiente cuadro resume las cifras de las 35 muestras.

	Gini	KS
Mínimo	69%	0.4
Máximo	85%	0.6
Promedio	77%	0.5

Tabla 7-3 GINI y KS muestras independientes respetando la participación del mercado.

En las siguientes gráficas se muestran los valores de los índices de GINI y KS obtenidos para cada una de las 35 muestras, se observa que la mayoría de las muestras tiene un valor del índice de GINI muy bueno y en el caso del índice KS casi la totalidad de las muestras presentan valores mayores a 0.45.



Gráfica 7-3 Gini y KS muestras independientes respetando la participación del mercado.

Los dos procesos de validación indican que el modelo utilizado es capaz de discriminar las cuentas “buenas” (no incumplidas) de las “malas” (incumplidas) en una base de información diferente a la que se usó para construir dicho modelo.

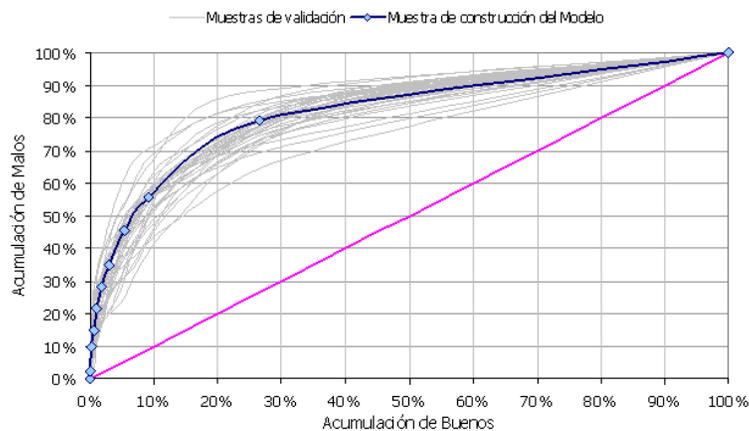
Resultados de las muestras aleatorias que **no** respetan la participación de mercado.

Para estudiar la hipótesis de que el modelo se ajusta a diferentes composiciones del Sistema, sacaron 35 muestras aleatorias de 1,000 créditos cada una para las cuales no se respeta la participación que cada Banco tiene en el mercado de Tarjeta de Crédito del Sistema Financiero. El área bajo la curva ROC de las regresiones logísticas practicadas a las 35 muestras aleatorias se expone en el siguiente cuadro, nuevamente los resultados arrojados muestran valores mayores a 80% por lo que los hace modelos buenos.

Área bajo la curva ROC	
Mínimo	81%
Máximo	91%
Promedio	86%

Tabla 7-4 ABC ROC muestras independientes sin respetar la participación del mercado.

El siguiente gráfico ilustra las curvas de acumulación de buenos vs malos para las 35 muestras no proporcionales y se comparan con la curva de la muestra de desarrollo del modelo.



Gráfica 7-4 Acumulación de buenos vs malos de muestras independientes sin respetar la participación del mercado.

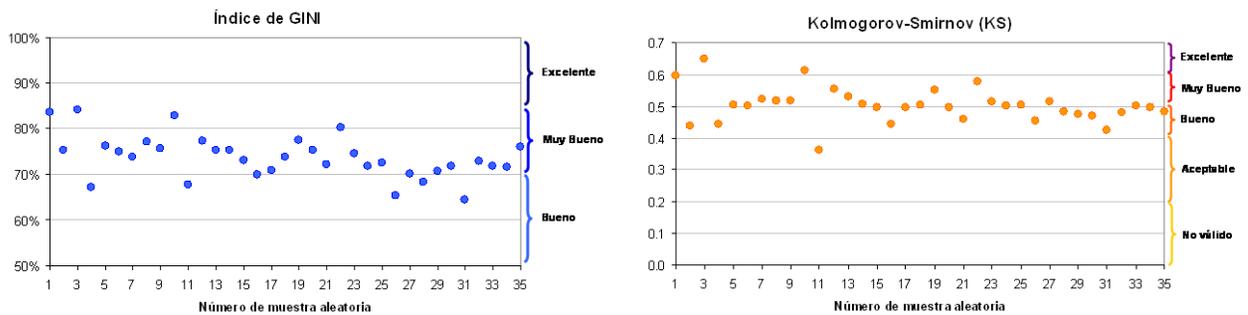
En el siguiente cuadro se resume los resultados de los procesos de validación del índice de Gini y el estadístico Kolmogorov-Smirnov (KS).

	Gini	K-S
Mínimo	64%	0.4
Máximo	84%	0.6
Promedio	74%	0.5

Tabla 7-5 Gini y KS muestras independientes sin respetar la participación del mercado.

Las siguientes gráficas muestran los valores de los índices de Gini y KS obtenidos para cada una de las 35 muestras, no es de extrañar que para estas muestras los valores de los índices sean menores a las anteriores, esto debido a que se tratan de sistemas en

algunos casos con una conformación de Instituciones completamente diferentes a la muestra de desarrollo.



Gráfica 7-5 Gini y KS muestras independientes sin respetar la participación del mercado.

Los resultados obtenidos confirman que el modelo es capaz de discriminar las cuentas “buenas” (no incumplidas) de las “malas” (incumplidas), aún si la participación de las Instituciones en el mercado de Tarjeta de Crédito cambia.

7.3 Validación considerando sólo una fecha de referencia

En este proceso de validación se midió la capacidad del modelo sobre una muestra diferente a la usada en la construcción del modelo y con información en dos momentos del tiempo diferentes. El objeto de esta validación es medir si el modelo se aplica adecuadamente para el comportamiento de la población en diferentes momentos.

Para demostrar la validez del modelo fuera de tiempo se construyeron 10 muestras aleatorias de 1,000 créditos cada una que respetan la participación del mercado y 10 muestras aleatorias que no respetan la participación, ambas muestras para las ventanas de agosto 2006 y marzo 2007.

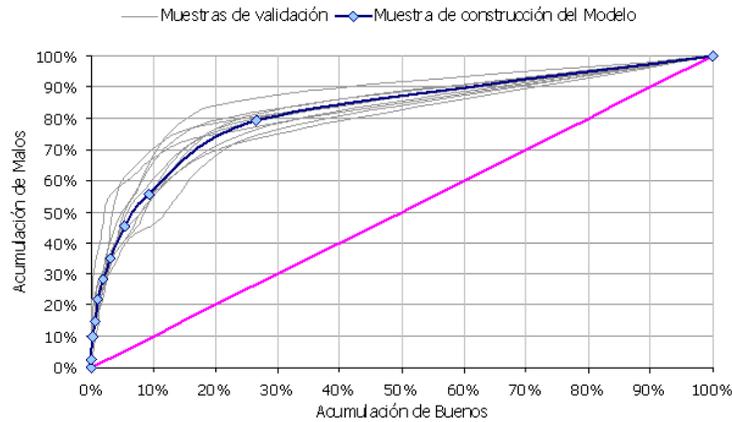
Resultados de las muestras aleatorias que respetan la participación de mercado de la ventana agosto 2006.

Cabe mencionar que se tomó esta fecha de referencia o ventana por ser la primera fecha en donde se cuenta con información de todos los Bancos participantes del mercado de Tarjeta de Crédito. En el siguiente cuadro se muestran las cifras del área bajo la curva ROC que se obtuvieron de las regresiones logísticas practicadas a las 10 muestras aleatorias que respetan la participación del mercado de Tarjeta de Crédito.

Área bajo la curva ROC	
Mínimo	84%
Máximo	91%
Promedio	88%

Tabla 7-6 ABC ROC muestras fuera de tiempo (agosto 2006) respetando la participación del mercado.

En el siguiente gráfico se presentan las curvas de acumulación de buenos vs malos para las muestras de la ventana de agosto de 2006.



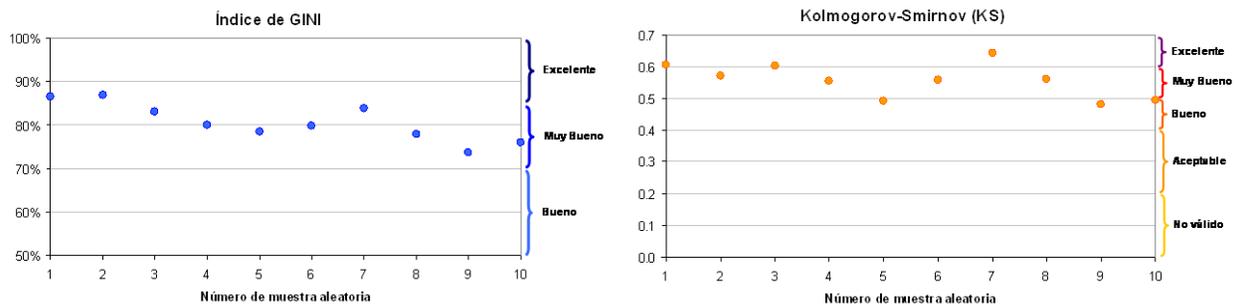
Gráfica 7-6 Acumulación de buenos vs malos de muestras fuera de tiempo (agosto 2006) respetando la participación del mercado.

A continuación se resumen los resultados de los procesos de validación del índice de Gini y el estadístico Kolmogorov-Smirnov (KS).

	Gini	K-S
Mínimo	74%	0.5
Máximo	87%	0.6
Promedio	81%	0.6

Tabla 7-7 Gini y KS muestras fuera de tiempo (agosto 2006) respetando la participación del mercado.

Las 10 muestras obtenidas muestran valores de los índices de Gini y KS altos que indican que el modelo resulta altamente predictivo en esta fecha de referencia.



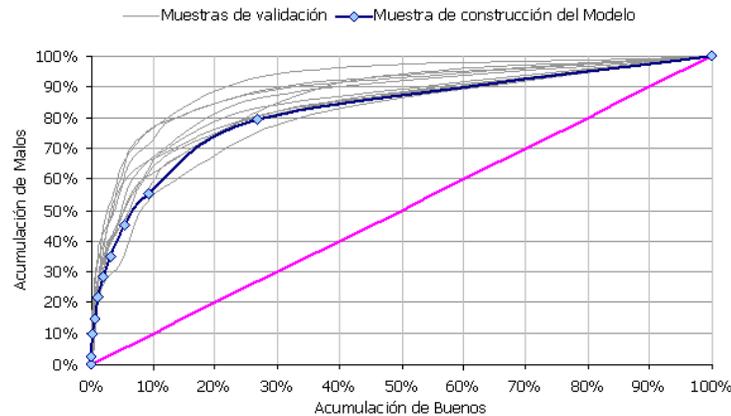
Gráfica 7-7 Gini y KS muestras fuera de tiempo (agosto 2006) respetando la participación del mercado.

Resultados de las muestras aleatorias que **no** respetan la participación de mercado de la ventana agosto 2006.

En el siguiente cuadro se muestran las cifras del área bajo la curva ROC que se obtuvieron de las regresiones logísticas practicadas a las 10 muestras aleatorias de la ventana de agosto de 2006 que no respetan la participación del mercado de Tarjeta de Crédito.

Área bajo la curva ROC	
Mínimo	86%
Máximo	93%
Promedio	90%

Tabla 7-8 ABC ROC muestras fuera de tiempo (agosto 2006) sin respetar la participación del mercado.



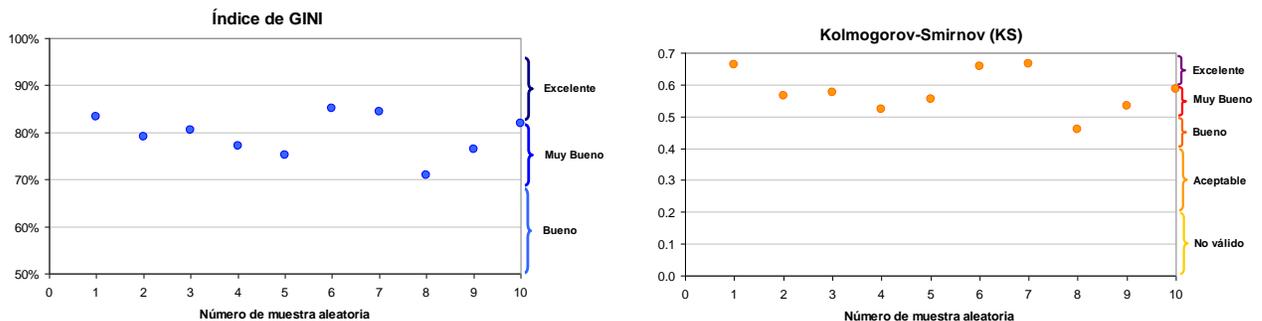
Gráfica 7-8 Acumulación de buenos vs malos de muestras fuera de tiempo (agosto 2006) sin respetar la participación del mercado.

A continuación los resultados de los procesos de validación del índice de Gini y el estadístico Kolmogorov-Smirnov (KS).

	Gini	K-S
Mínimo	71%	0.5
Máximo	85%	0.7
Promedio	79%	0.6

Tabla 7-9 Gini y KS muestras fuera de tiempo (agosto 2006) sin respetar la participación del mercado.

Los resultados de los índices de Gini y KS indican que el modelo predice bien el comportamiento de la ventana de agosto 2006.



Gráfica 7-9 Gini y KS muestras fuera de tiempo (agosto 2006) sin respetar la participación del mercado.

Los resultados de las muestras aleatorias que respetan y que no respetan la participación del mercado de Tarjeta de Crédito de la ventana de agosto 2006 confirman que el modelo

desarrollado es aplicable para discriminar entre cuentas buenas y malas en cualquier momento del tiempo.

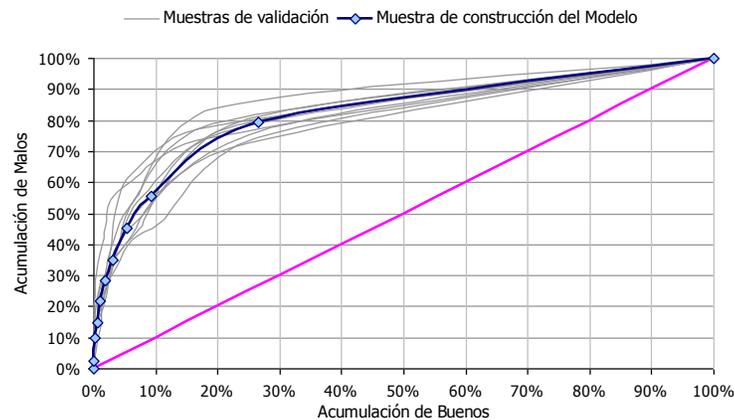
Resultados de las muestras aleatorias que respetan la participación de mercado de la ventana correspondiente a marzo 2007.

Adicionalmente se tomaron 10 muestras aleatorias de créditos que tuvieran la más reciente fecha de referencia. Ésta corresponde a la ventana de marzo 2007. Los resultados del área bajo la curva ROC y los procesos de validación aplicados a las muestras que respetan la participación del mercado se exponen en los siguientes cuadros.

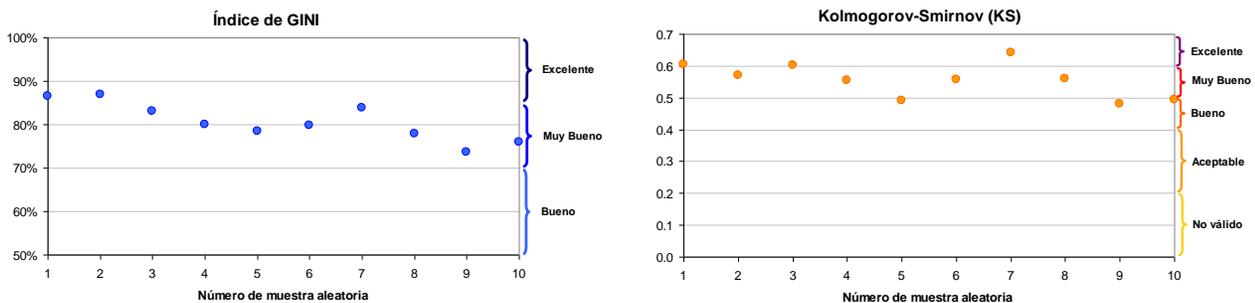
	Área bajo la curva ROC	Gini	K-S
Mínimo	82%	74%	0.5
Máximo	88%	87%	0.6
Promedio	85%	81%	0.6

Tabla 7-10 Resultados de las muestras fuera de tiempo (marzo 2007) respetando la participación del mercado.

En el siguiente gráfico se presentan las curvas de la acumulación de buenos vs malos para las muestras de la ventana de marzo de 2007.



Gráfica 7-10 Acumulación de buenos vs malos de muestras fuera de tiempo (marzo 2007) respetando la participación del mercado.



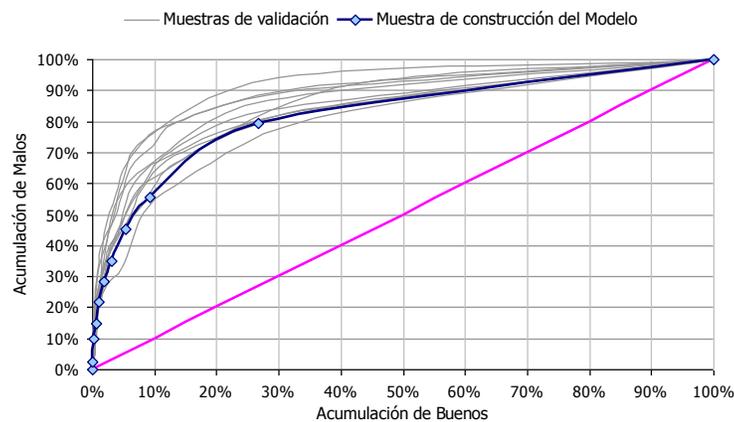
Gráfica 7-11 Gini y KS muestras fuera de tiempo (marzo 2007) respetando la participación del mercado.

Resultados de las muestras aleatorias que **no** respetan la participación de mercado de la ventana marzo 2007.

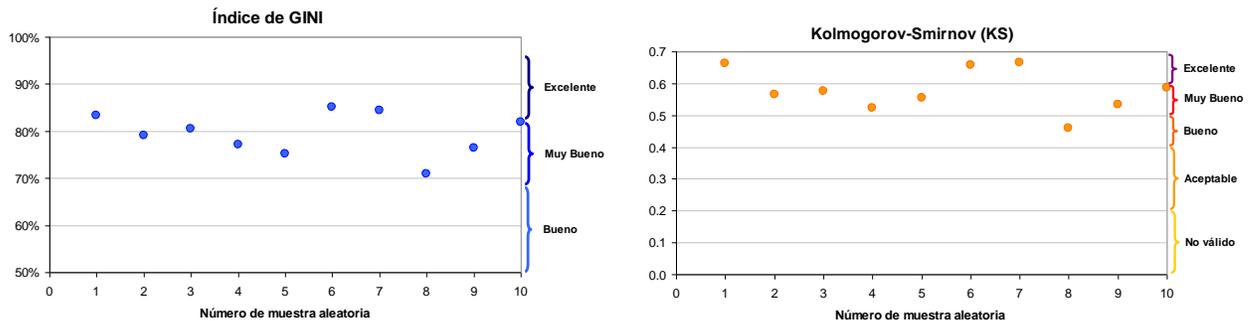
Los resultados del área bajo la curva ROC y los procesos de validación aplicados a las muestras que no respetan la participación del mercado en la ventana de marzo de 2007 se exponen en los siguientes cuadros.

	Área bajo la curva ROC	Gini	K-S
Mínimo	86%	71%	0.5
Máximo	93%	85%	0.7
Promedio	90%	79%	0.6

Tabla 7-11 Resultados de las muestras fuera de tiempo (marzo 2007) sin respetar la participación del mercado.



Gráfica 7-12 Acumulación de buenos vs malos de las muestras fuera de tiempo (marzo 2007) sin respetar la participación del mercado.



Gráfica 7-13 Gini y KS de las muestras fuera de tiempo (marzo 2007) sin respetar la participación del mercado.

Los resultados de las muestras aleatorias que respetan y que no respetan la participación del mercado de Tarjeta de Crédito de la ventana de marzo de 2007 confirman que el modelo desarrollado es capaz de diferenciar entre cuentas buenas y malas en cualquier momento del tiempo.

Todos los resultados de validación se presentan en el Anexo 9.

Como se mostró en este capítulo el modelo es aplicable tanto en créditos que no estaban considerados en la muestra que se usó para desarrollar el modelo como en créditos que se encuentran en un tiempo específico incluso cuando el Sistema Financiero tenga una composición diferente a la actual.

Capítulo 8 Análisis del riesgo por Institución

El objetivo de este capítulo es probar la hipótesis de independencia del modelo de factores idiosincrásicos (referente al riesgo del Banco y no del Sistema) ya que una de las finalidades del análisis es probar si el enfoque propuesto es aplicable y descriptivo del comportamiento de los distintos Bancos. En caso de encontrarse que alguna Institución muestra un comportamiento distinto al patrón sistémico debe detectarse y darse tratamiento especial a dicho Banco. Asimismo debe verse si la administración de cartera de las Instituciones prevalece sobre el incumplimiento o si éste es un fenómeno enteramente explicado por el comportamiento del cliente. Para poder estudiar esta dependencia se realizaron dos análisis: I) considerando dentro del modelo propuesto cada una de las Instituciones que intervinieron en el portafolio del Sistema mediante variables “*dummies*” y II) para cada una de ellas un modelo independiente y comparando parámetros.

8.1 Incorporación de variables *dummies* por Institución

Dentro de este estudio se consideran los 10 Bancos del portafolio del Sistema.

Utilizando la muestra de desarrollo se crearon variables “*dummy*” una por cada Institución presente en el ejercicio, se probó la significancia de cada una de estas 10 variables en el modelo final de Probabilidad de Incumplimiento mediante el estadístico de *Wald*.

Variable	Factor β (betas)
Constante	-2.8259***
Impago actual (ACT)	+0.6750***
Impago histórico (HIS)	+0.4862***
Antigüedad en la institución (ANT)	-0.0094***
Porcentaje de Pago (%PAGO)	-1.0630***
Porcentaje de uso de línea (%USO)	+1.0085***
Dummy Banco 9	+0.5043*
Dummy Banco 10	+0.5748**

Nivel de significancia ***0.001, **0.01, * 0.05

Tabla 8-1 Variables incorporando “*dummies*” por banco.

Variable	Factor β (betas)
Constante	-2.9704***
Impago actual (ACT)	+0.6730***
Impago histórico (HIS)	+0.4696***
Antigüedad en la institución (ANT)	-0.0075***
Porcentaje de Pago (%PAGO)	-1.0217***
Porcentaje de uso de línea (%USO)	+1.1513***

Tabla 8-2 Variables del modelo propuesto.

Como se observa en la tabla, las variables construidas para cada uno de los Bancos participantes no resultan ser un factor significativo para explicar la Probabilidad de Incumplimiento con excepción del Banco 10, el cual era una institución que estaba cerrando el negocio de Tarjeta de Crédito en el tiempo de análisis del modelo, sin embargo, el nivel de significancia de su factor beta es mayor que el del Banco 9 lo que indica que tiene una mayor influencia en la probabilidad de incumplimiento.

Al comparar los factores betas de las dos regresiones, una considerando las *dummies* de las dos Instituciones significativas y la otra del modelo propuesto se aprecia que los valores de los coeficientes betas tienen los mismos signos. Es decir, las variables en sí mismas explican de igual forma al incumplimiento en ambas regresiones y como se espera, las variables que intuitivamente tienden a predecir acreditados con problemas en el pago tienen signos positivos (como ejemplo el Impago histórico) mientras que aquellas que nos ayudan a saber si el acreditado está cumpliendo con sus obligaciones (como el Porcentaje de Pago) tienen signos negativos. Asimismo las seis variables (considerando la constante) propuestas en el modelo son significativas.

Bajo este análisis se puede decir que el riesgo del Sistema es explicado en su mayoría por el comportamiento del acreditado no importando en que Banco tenga su tarjeta, es decir, que no existe una influencia significativa de factores idiosincrásicos, como pueden ser mejores prácticas de cobro de Bancos que tratan de mitigar el riesgo de su cartera de Tarjeta de Crédito, sobre el incumplimiento.

8.2 Análisis por Institución

Es importante mencionar que la ausencia del poder explicativo de las variables *dummies* de los Bancos no implica que exista un mismo nivel de exposición a través de todas las Instituciones sino que el nivel de Probabilidad de Incumplimiento de cada Banco depende de los mismos factores de comportamiento de pago del acreditado. Esto significa que las diferencias de probabilidades de incumplimiento se explican debido a que el comportamiento del acreditado manifiesta más riesgo.

Esto implica que la exposición depende más de factores exógenos que de factores endógenos (o factores que dependen del Banco) que se manifiesta mediante una mayor vulnerabilidad al riesgo sistémico o riesgo común.

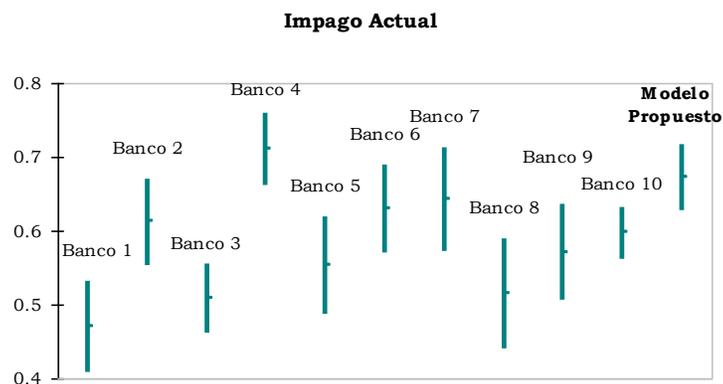
Con la finalidad de corroborar este resultado, se construyeron modelos de Probabilidad de Incumplimiento para cada Institución participante utilizando sólo la información de dicha Institución. Como es de esperarse todas las variables del modelo de probabilidad resultaron significativas y coincidieron con las estimaciones arrojadas por la muestra de desarrollo para el portafolio del Sistema.

	Constante	Impago actual (ACT)	Impago histórico (HIS)	Antigüedad en la institución (ANT)	Porcentaje de Pago (%PAGO)	Porcentaje de uso de línea (%USO)	Área bajo la curva ROC
Banco 1	-2.8921***	0.4702***	0.5964***	-0.0175***	-1.3237***	1.1396***	85%
Banco 2	-3.5947***	0.6117***	0.5225***	-0.0079***	-0.6461***	1.5831***	83%
Banco 3	-3.0213***	0.5088***	0.428***	-0.0049***	-0.6249***	1.1044***	80%
Banco 4	-0.9083***	0.7109***	0.4047***	-0.0434***	-0.743***	0.7251***	80%
Banco 5	-2.6655***	0.553***	0.4987***	-0.0755***	-1.3388***	1.6757***	84%
Banco 6	-2.3805***	0.63***	0.5357***	-0.0112***	-1.0843***	0.7606***	84%
Banco 7	-3.6742***	0.6429***	0.5631***	-0.0036***	-0.8293***	1.8638***	88%
Banco 8	-3.1462***	0.5146***	0.5288***	-0.0074***	-1.4001***	1.8505***	84%
Banco 9	-3.3936***	0.5704***	0.6286***	-0.0057***	-0.5651***	0.8561***	86%
Banco 10	-1.4479***	0.5969***	0.3507***	-0.0485***	-0.2732***	0.7643***	77%

Nota: nivel de significancia *** 0.001, ** 0.01, * 0.05

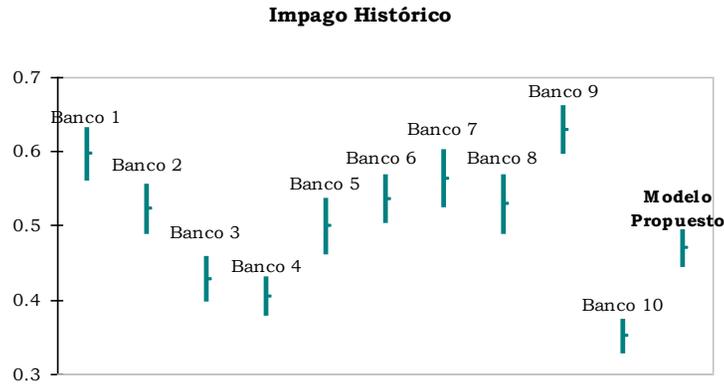
Tabla 8-3 Resultados de las regresiones considerando solamente la información de cada institución.

Un análisis importante es comparar por variable los límites superiores e inferiores de los coeficientes de cada uno de los Bancos con los límites que arroja la regresión considerando todas las Instituciones para poder observar si los coeficientes cambian en demasía en comparación con el modelo propuesto.



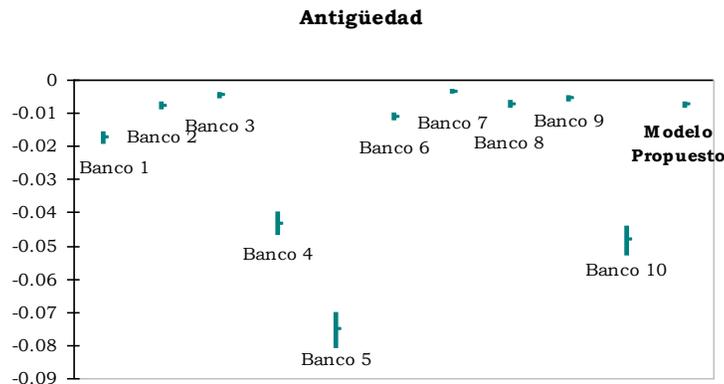
Gráfica 8-1 Límites superiores e inferiores de los coeficientes del Impago Actual.

Al analizar los intervalos de confianza de los coeficientes de la variable Impago actual se aprecian que éstos no se encuentran necesariamente en los mismos rangos, por ejemplo, el rango del coeficiente estandarizado para el Banco 1 se encuentra en magnitudes más pequeñas que el del Banco 4, esto puede indicar que la variable Impago actual tiene un mayor peso en la probabilidad de incumplimiento de este último banco, lo que a su vez indica que para los acreditados del Banco 4 una vez que tienen un impago es más factible que presenten un incumplimiento que los acreditados del Banco 1.



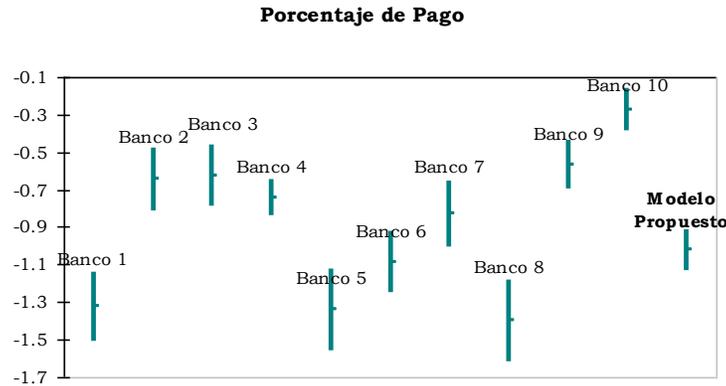
Gráfica 8-2 Límites superiores e inferiores de los coeficientes del Impago Histórico.

En el caso de la variable Impago histórico podemos observar que indiscutiblemente el Banco 10 es el que cuenta con el nivel más bajo de todo el Sistema, con respecto al Banco 9 el cual demuestra que una vez que sus clientes caen en Impago histórico tienen una mayor propensión a incumplir lo que refleja procesos de cobranza y cura de clientes menos efectivos que los correspondientes al Banco 10.



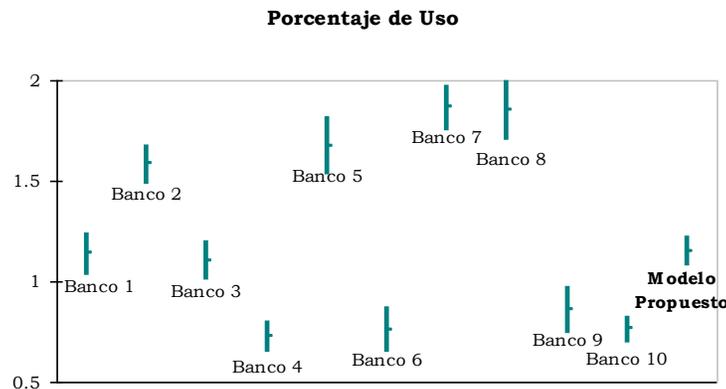
Gráfica 8-3 Límites superiores e inferiores de los coeficientes de la Antigüedad.

Para la variable de Antigüedad se puede distinguir el Banco 5, para el cual esta variable en comparación, por ejemplo, con el Banco 7 tiene más impacto en una baja probabilidad de impago. Una posible explicación de este fenómeno es que el Banco cuenta con efectivos programas de administración de clientes con antigüedad alta lo que les da mayores incentivos a comportarse mejor.



Gráfica 8-4 Límites superiores e inferiores de los coeficientes del Porcentaje de pago.

La variable Porcentaje de pago al igual que la de Antigüedad cuenta con intervalos negativos y entre más negativo sea el intervalo, indica una mayor injerencia de esta variable en la probabilidad de incumplimiento. Se puede observar que en este caso el Banco 8 es el que tiene un nivel más negativo, por lo que en caso de que sus acreditados tengan porcentajes de pago altos, significa que en los próximos 12 meses serán mejores pagadores, en comparación con del Banco 10.



Gráfica 8-5 Límites superiores e inferiores de los coeficientes del Porcentaje de Uso.

Si para la variable Porcentaje de uso comparamos los Bancos 10 y 8 podemos observar que en el caso del Banco 8, el que los acreditados tengan un mayor Porcentaje de uso, significa que son más propensos a incumplir en comparación que los acreditados del Banco 10. Una posible razón de esto es que el manejo de altos niveles de deuda es menos riesgo en el Banco 10, lo que puede ser indicativo de menores niveles de tasas de interés que para el Banco 8 podrían ser prohibitivos y generar una cúmulo de deuda poco sostenible para el cliente generando entonces mayor propensión al no pago.

Los análisis realizados refuerzan la hipótesis de que el riesgo depende del acreditado y no de la Institución en la que está emitida la tarjeta de crédito por lo que el modelo es independiente a factores idiosincrásicos.

Sin embargo, al realizar el análisis por variables del modelo podemos identificar comportamientos de los acreditados inherentes de cada Banco, es decir, que dentro de cada uno de las Instituciones pueden encontrarse comportamientos en un mismo sentido pero con diferentes grados de intensidad como se pudo apreciar al comparar los coeficientes estandarizados de las regresiones aplicadas a cada Banco individual.

Capítulo 9 Aplicación del modelo a una cartera

El modelo de pérdida esperada presentado anteriormente fue calibrado, como ya se mencionó, con una muestra que representaba al Sistema Bancario, por lo que en el siguiente capítulo se aplicará la misma metodología pero para una cartera en particular. Este estudio tiene el propósito de mostrar como la misma metodología que se ocupó para estimar la pérdida esperada puede ser utilizada para cualquier tipo de cartera con características similares, en este caso créditos de tarjetas de crédito. La cartera utilizada es la cartera real de un Banco que fue entregada en el requerimiento de información que sirvió de base para la conformación de la muestra del Sistema.

Para fines de exposición en todo momento se realizan comparaciones con las estimaciones del portafolio del Sistema para saber qué tan diferente es esta cartera respecto a la modelada.

9.1 Base de Datos

De acuerdo a los requerimientos descritos en las secciones anteriores, la Institución XYZ²³ envió 26,370 créditos que se clasificaron de la siguiente manera:

Institución	Porcentaje de tarjetas vencidas	Porcentaje de tarjetas vigentes	Porcentaje de tarjetas activas	Porcentaje de tarjetas inactivas
XYZ	3%	97%	91%	9%
Sistema	8%	92%	74%	26%

Tabla 9-1 Proporción de la cartera de XYZ en comparación con la composición del Sistema.

Como se puede observar en la tabla, la mayor diferencia entre los datos es que el Sistema presenta un porcentaje de tarjetas inactivas casi tres veces mayor en comparación con la Institución XYZ. Más adelante se mostraran las diferencias que las carteras muestran a nivel de las variables.

²³ El nombre "XYZ" es sólo como referencia.

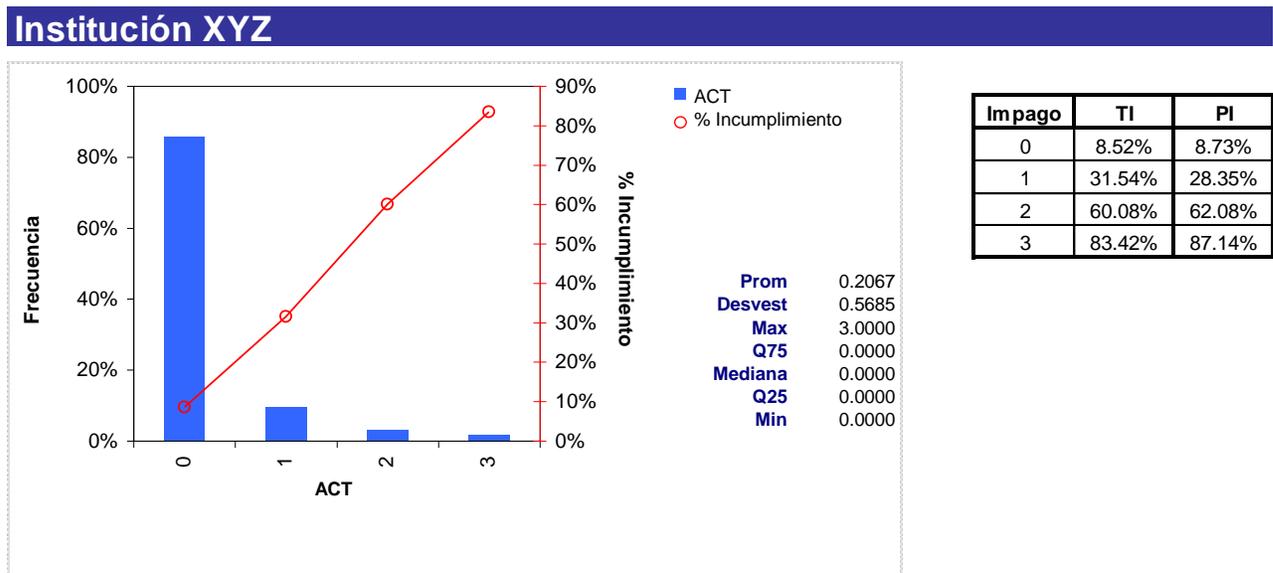
De estos créditos también se realizó un requerimiento de información al Buró de Crédito y al INFONAVIT, por lo que se cuenta con la misma información que para la muestra del Sistema.

9.2 Estimación de la PI

Una vez identificadas en la base las tarjetas activas, se procedió a calcular todas las variables que se utilizaron en la muestra del Sistema y asimismo calcular para cada una de ellas las regresiones logísticas individuales. En el Anexo 10 se muestran los resultados obtenidos para cada una de ellas en cuanto al área bajo la curva ROC.

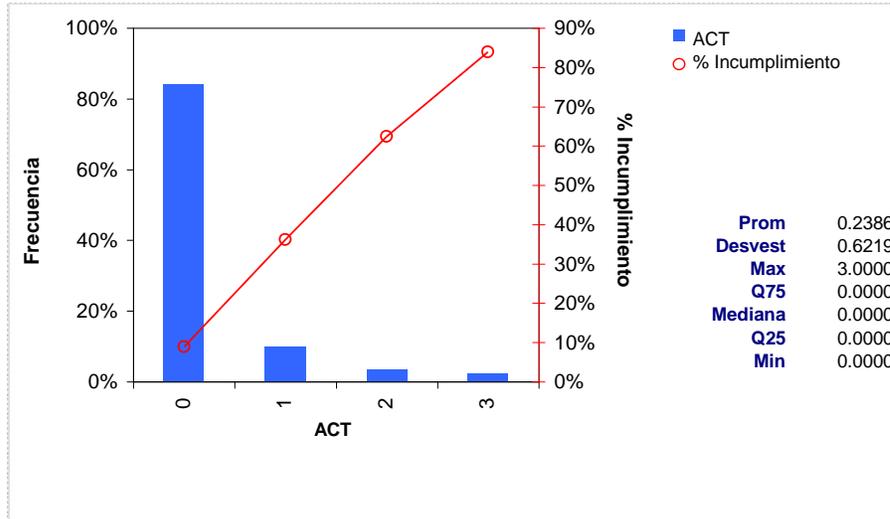
A continuación se muestran las comparaciones de las variables elegidas para el modelo considerando la información del Sistema y de la Institución XYZ. Se muestran el área bajo de la curva ROC para las dos bases, el histograma de frecuencias el cual nos sirve de referencia para conocer el comportamiento de las variables, la tasa de incumplimiento y la probabilidad de incumplimiento que se obtiene de evaluar los coeficientes arrojados por la regresión logística de la variable individual en cada uno de los rangos de la misma.

- **IMPAGO ACTUAL (ACT):** Número de periodos consecutivos, a la fecha de referencia, en los que el acreditado no ha cubierto el pago mínimo exigible.



ROC	
Sistema	71.73%
XYZ	71.94%

Sistema



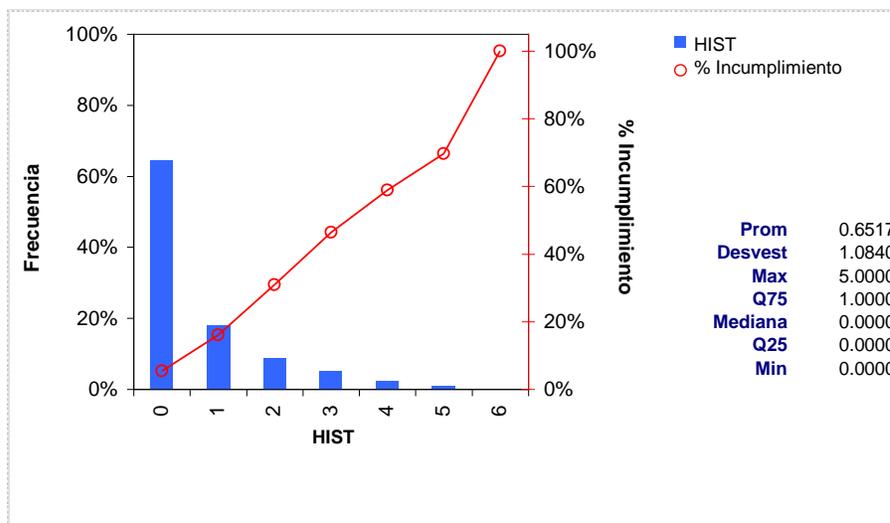
Impago	TI	PI
0	8.84%	9.24%
1	36.10%	30.49%
2	62.39%	65.39%
3	83.89%	89.06%

Gráfica 9-1 Comparación de la variable ACT.

Esta variable no presenta diferencias significativas entre las bases del Sistema y la Institución XYZ.

- **IMPAGO HISTÓRICO (HIS):** Número de periodos en los que el acreditado no ha cubierto el pago mínimo exigible en los últimos 6 meses.

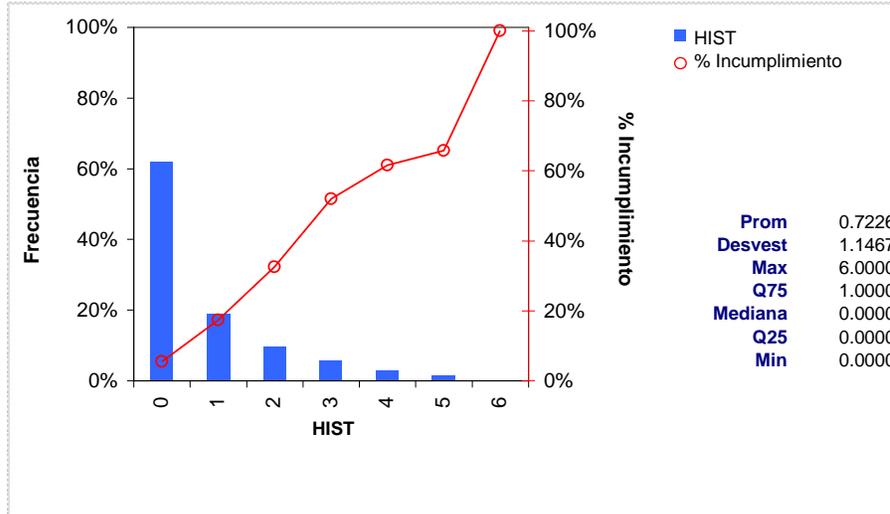
Institución XYZ



Impago	TI	PI
0	5.42%	6.29%
1	16.10%	13.52%
2	30.83%	26.69%
3	46.37%	45.87%
4	58.86%	66.36%
5	69.61%	82.12%
6	100.00%	91.45%

ROC	
Sistema	78.37%
XYZ	77.95%

Sistema



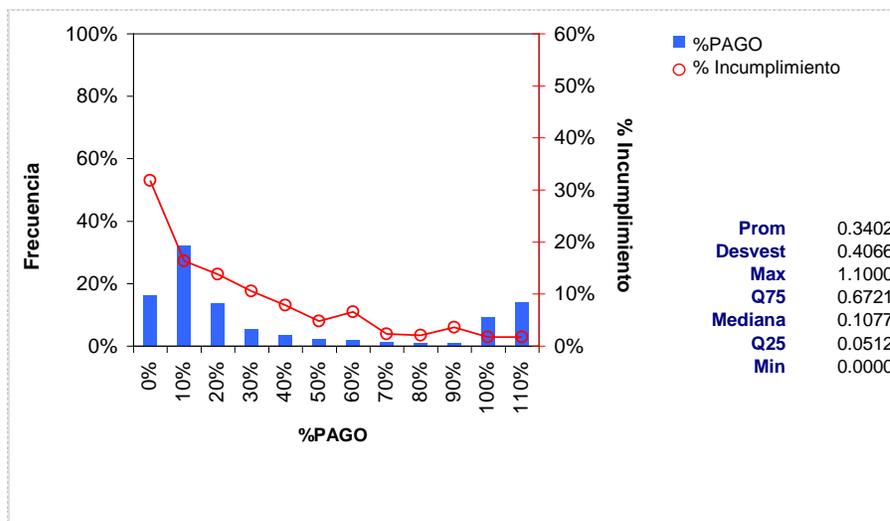
Impago	TI	PI
0	5.41%	6.60%
1	17.31%	14.31%
2	32.45%	28.30%
3	51.95%	48.26%
4	61.60%	68.79%
5	65.78%	83.89%
6	100.00%	92.49%

Gráfica 9-2 Comparación de la variable HIST.

Existe una diferencia menor de esta variable en cuanto a las pendientes de la tasa de incumplimiento por rango, entre XYZ y el Sistema. En el rango de los 3 a 5 impagos históricos se observa una tasa de crecimiento menos pronunciada que la observada en los segmentos inferiores, mientras que en la Institución XYZ la pendiente se observa no es igual en todos los rangos.

- **PORCENTAJE DE PAGO (%PAGO):** Porcentaje que representan los pagos realizados en el periodo respecto al saldo a pagar en la fecha de referencia.

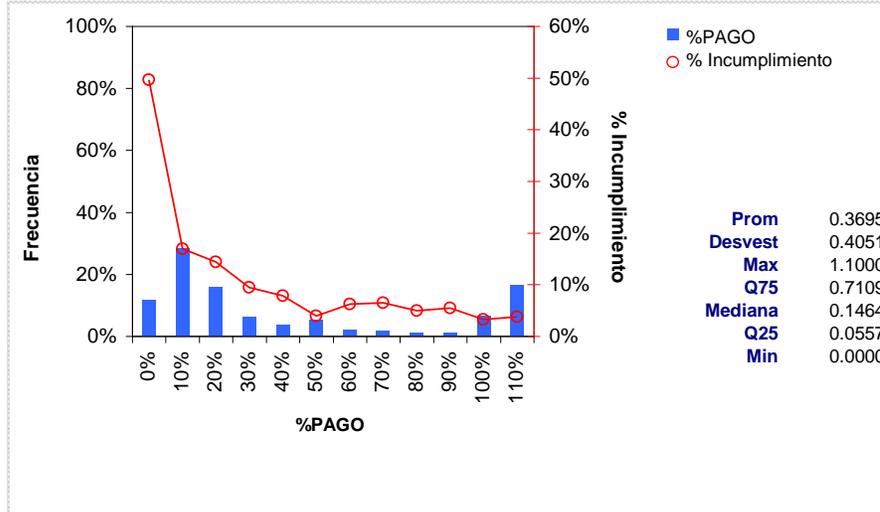
Institución XYZ



Intervalo	TI	PI
0%	31.81%	23.11%
10%	16.35%	17.75%
20%	13.73%	13.41%
30%	10.56%	10.01%
40%	7.86%	7.40%
50%	4.77%	5.42%
60%	6.57%	3.95%
70%	2.33%	2.87%
80%	2.00%	2.08%
90%	3.57%	1.50%
100%	1.70%	1.08%
110%	1.73%	0.78%

ROC	
Sistema	75.43%
XYZ	73.62%

Sistema



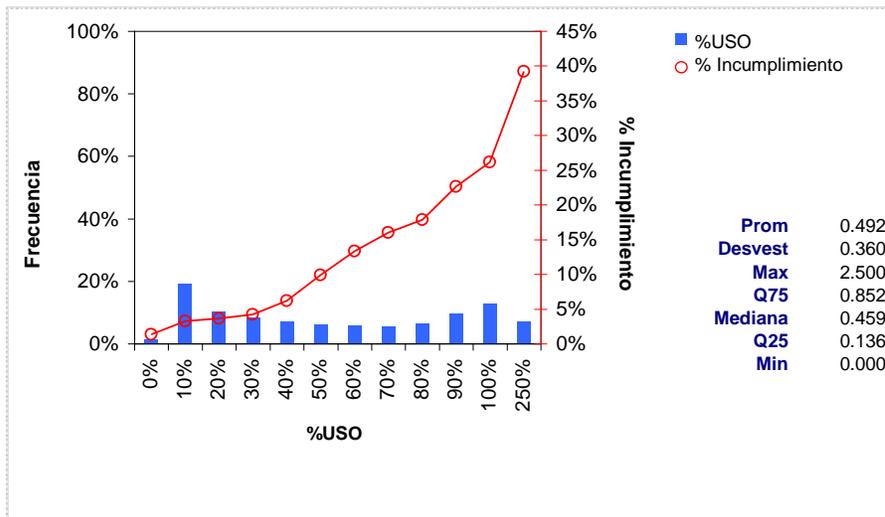
Intervalo	TI	PI
0%	49.64%	26.00%
10%	16.93%	20.94%
20%	14.37%	16.65%
30%	9.47%	13.10%
40%	7.83%	10.21%
50%	3.87%	7.90%
60%	6.24%	6.07%
70%	6.47%	4.65%
80%	4.89%	3.55%
90%	5.46%	2.70%
100%	3.22%	2.05%
110%	3.77%	1.55%

Gráfica 9-3 Comparación de la variable %PAGO.

Para la Institución XYZ las tasas de incumplimiento en cada uno de los rangos son menores, en algunos casos hasta en la mitad. Mientras en el Sistema existe un número importante de casos que pagan la mitad del saldo, en el caso de XYZ no se observa esto.

- **PORCENTAJE DE USO DE LA LÍNEA (%USO):** Porcentaje que representa el saldo a pagar respecto al límite de crédito en la fecha de referencia.

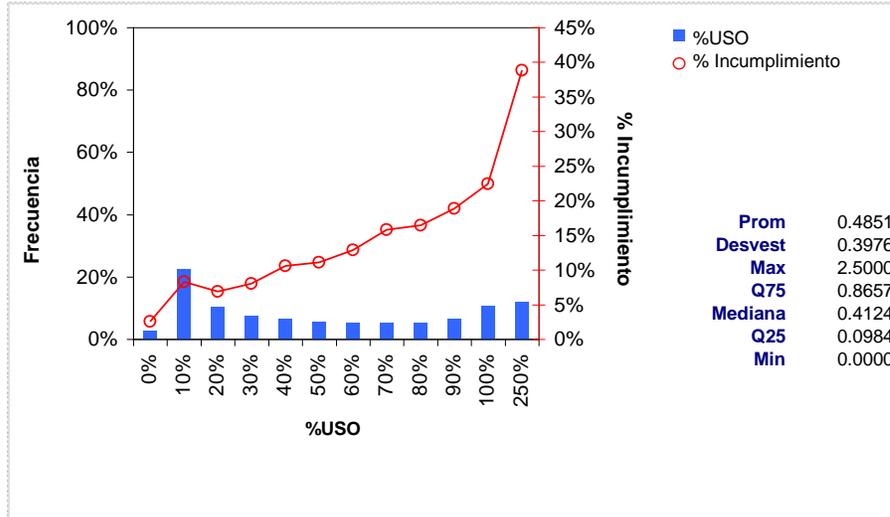
Institucion XYZ



Intervalo	TI	PI
0%	1.32%	2.57%
10%	3.23%	3.40%
20%	3.65%	4.47%
30%	4.23%	5.87%
40%	6.19%	7.67%
50%	9.91%	9.96%
60%	13.32%	12.84%
70%	15.97%	16.40%
80%	17.84%	20.71%
90%	22.60%	25.81%
100%	26.11%	31.66%
250%	39.18%	97.15%

ROC	
Sistema	70.02%
XYZ	75.61%

Sistema



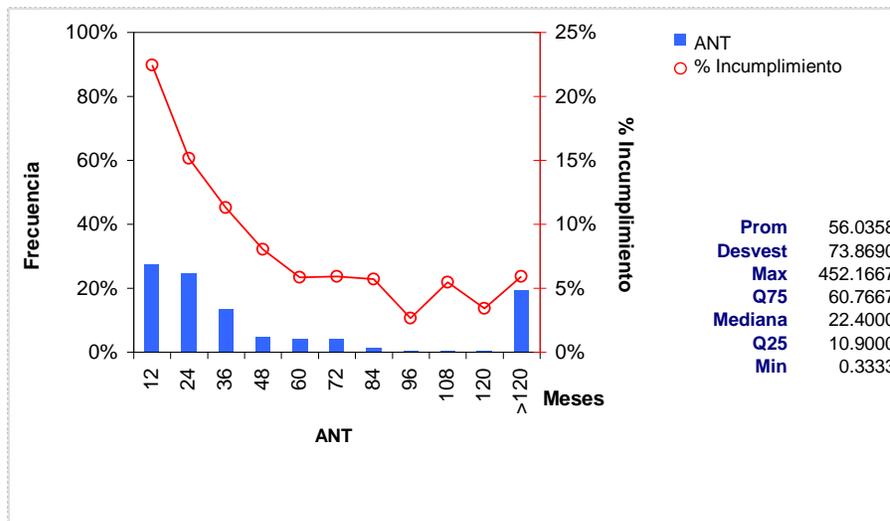
Intervalo	TI	PI
0%	2.52%	5.67%
10%	8.28%	6.75%
20%	6.91%	8.02%
30%	8.01%	9.51%
40%	10.59%	11.24%
50%	11.10%	13.24%
60%	12.87%	15.53%
70%	15.79%	18.13%
80%	16.43%	21.06%
90%	18.90%	24.33%
100%	22.41%	27.92%
250%	38.79%	86.38%

Gráfica 9-4 Comparación de la variable %USO.

En los porcentajes menores al 50% del Uso de Línea se observa una menor tasa de incumplimiento para la Institución XYZ, asimismo existen menos cuentas con un porcentaje de uso mayor al 100%.

- **ANTIGÜEDAD DE LA CUENTA EN LA INSTITUCIÓN (ANT):** Número de meses transcurridos desde la apertura de la cuenta hasta la fecha de referencia.

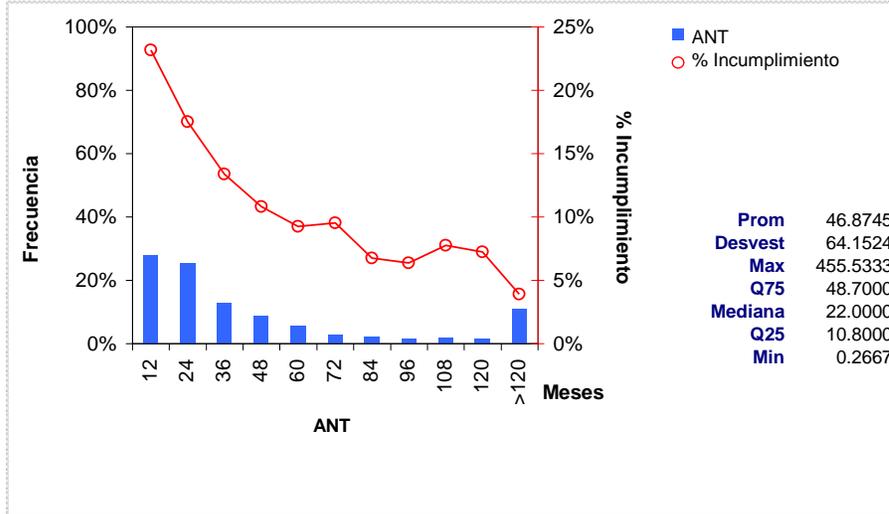
Institución XYZ



Meses	TI	PI
12	22.44%	17.07%
24	15.13%	15.55%
36	11.30%	14.15%
48	8.00%	12.85%
60	5.83%	11.66%
72	5.91%	10.57%
84	5.71%	9.56%
96	2.63%	8.65%
108	5.45%	7.81%
120	3.39%	7.05%

ROC	
Sistema	64.66%
XYZ	66.10%

Sistema



Meses	TI	PI
12	23.15%	19.11%
24	17.51%	16.87%
36	13.38%	14.85%
48	10.81%	13.03%
60	9.23%	11.40%
72	9.52%	9.95%
84	6.74%	8.67%
96	6.34%	7.54%
108	7.75%	6.55%
120	7.22%	5.68%

Gráfica 9-5 Comparación de la variable ANT.

Se puede apreciar que el Sistema cuenta con tarjetas con diferentes plazos: sin embargo, en la Institución XYZ, son pocas las tarjetas de 96 a 120 meses de antigüedad. Por otra parte, se encuentra una mayor proporción de tarjetas con más de 120 meses en la Institución XYZ.

Al analizar el resto de las variables individualmente, las 5 variables que tienen una mayor área bajo la curva ROC para XYZ son:

- **Promedio del Uso de Línea en los últimos 12 meses** (PROM_USOLIN_12M): Promedio del porcentaje que representa el saldo entre la línea de crédito de los últimos 12 meses.
Esta variable tiene un ABC ROC de 81.5%
- **Promedio del Uso de Línea en los últimos 6 meses** (PROM_USOLIN_6M): Promedio del porcentaje que representa el saldo entre la línea de crédito de los últimos 6 meses.
ABC ROC = 79%
- **Impago Histórico** (HIS): Número de periodos en los que el acreditado no ha cubierto el pago mínimo exigible en los últimos 6 meses.
ABC ROC = 77.95%
- **Promedio del Uso de Línea en los últimos 3 meses** (PROM_USOLIN_3M): Promedio del porcentaje que representa el saldo entre la línea de crédito de los últimos 3 meses.
ABC ROC = 77.3%
- **Impago Histórico en los últimos 3 meses** (SUM_IMPAGO_3M): Número de periodos en los que el acreditado no ha cubierto el pago mínimo exigible en los últimos 3 meses.
ABC ROC = 77.2%

Como se puede observar las variables que individualmente pronostican mejor al incumplimiento son derivaciones de dos variables importantes incluidas en el modelo del Sistema el Impago histórico y el Porcentaje de uso.

Para encontrar el modelo que mejor describa al incumplimiento en esta cartera, se procedió a realizar una regresión logística usando la metodología del “*stepwise*” donde las variables que se obtienen son: el número de impagos históricos en los últimos 3 meses, el promedio de uso de línea en los últimos 12 meses, el número de decrementos consecutivos en el saldo en los últimos 12 meses, el porcentaje de pagos en los que ha cubierto el saldo en los últimos 12 meses y el número de incrementos consecutivos en el saldo en los últimos 12 meses. Este modelo recoge dos variables que se encuentran dentro de las 5 con mayor área bajo la curva ROC.

Variable	Factor β (betas)
Constante	-0.2960**
SUM_IMPAGO_3M	1.1209***
PROM_USOLIN_12M	3.1331***
DEC_CONSEC_12M	-0.3888***
PJE_TOTALERO_12M	-11.8856***
INC_CONSEC_12M	-0.2206***

Tabla 9-2 Estimadores del modelo *Stepwise* aplicado a la Institución XYZ.

Tiene un área bajo la curva ROC de 92.09%.

Los niveles de explicación estadística y facilidad de cálculo son:

Explicación Estadística	5	Excepcional
Facilidad de Armado	1	Muy Difícil

Para conocer que tan bien describe el modelo propuesto a la cartera de la Institución XYZ se calibra la regresión del modelo propuesto pero con información únicamente de la Institución y así se obtiene que:

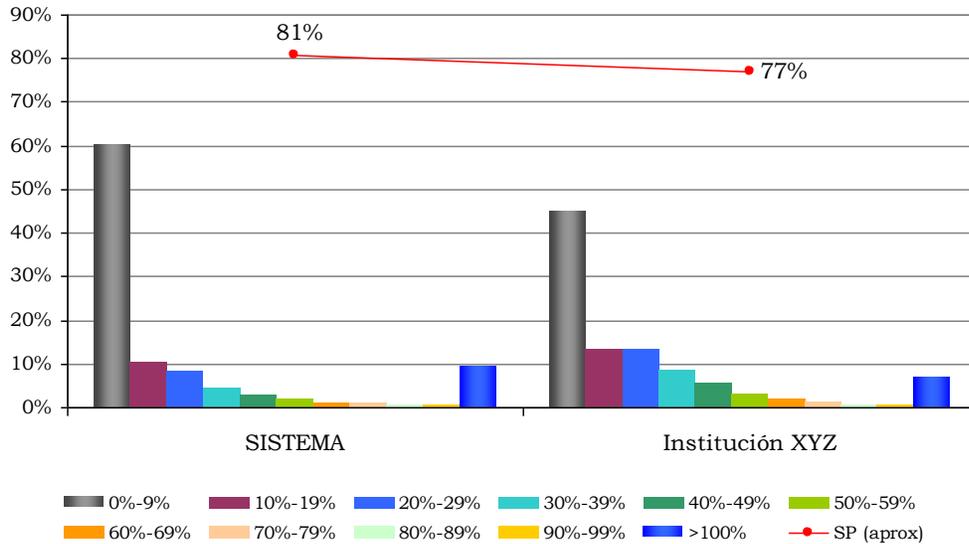
Variable	Factor β (betas) Sistema	Factor β (betas) Institución XYZ
Constante	-2.4615***	-3.1462***
Impago actual (ACT)	+0.6865***	+0.5146***
Impago histórico (HIS)	+0.4920***	+0.5288***
Antigüedad en la institución (ANT)	-0.0108***	-0.0074***
Porcentaje de Pago (%PAGO)	-1.0065***	-1.4001***
Porcentaje de uso de línea (%USO)	+0.9302***	+1.8505***
ABC ROC	85.96%	84.41%

Tabla 9-3 Comparación de coeficientes con las variables del modelo seleccionado.

De esta forma se puede apreciar que a pesar de que el modelo seleccionado resulta no ser el que mejor describe al incumplimiento en la cartera de la Institución XYZ, si es un modelo de más fácil implementación en comparación al obtenido en el *stepwise*.

9.3 Estimación de la SP

Si utilizamos la misma metodología que la descrita para el modelo del Sistema se consigue un severidad del 77% que resulta menor que la estimada en el modelo propuesto.



Gráfica 9-6 Estimación de la SP para la XYZ.

Con la correspondiente tabla de porcentajes:

Periodo observado después del incumplimiento: 3 meses			
% Pago	% Frecuencia Relativa	Pago Promedio	% Recuperación
0%-9%	45%	1.0%	0%
10%-19%	13%	15.2%	2%
20%-29%	13%	24.8%	3%
30%-39%	9%	34.5%	3%
40%-49%	6%	44.3%	2%
50%-59%	3%	54.7%	2%
60%-69%	2%	64.7%	1%
70%-79%	1%	73.9%	1%
80%-89%	1%	84.4%	0%
90%-99%	1%	94.8%	1%
>=100%	7%	100.0%	7%
Recuperación Total			23%
Severidad de la Pérdida			77%

Tabla 9-4 Porcentajes de recuperación por clase para XYZ.

9.4 Estimación de la EI

Si utilizamos la misma metodología que la descrita para el modelo del Sistema pero sólo utilizando la información de la Institución XYZ, se obtiene la siguiente estimación:

$$EI_{ACTUAL} = Saldo_{T0} * Max \left\{ \left(\frac{Saldo_{T0}}{Límite\ de\ Crédito_{T0}} \right)^{-0.6964}, 100\% \right\}.$$

Que al compararla con el modelo estimado, resulta mayor como se observa en la tabla siguiente.

% de Uso de Línea Saldo/ Límite en T0		CCF Sistema	CCF XYZ
de	a		
0%	5%	845%	1305%
5%	10%	447%	607%
10%	15%	333%	426%
15%	20%	274%	337%
20%	25%	237%	283%
25%	30%	211%	246%
30%	35%	192%	219%
35%	40%	176%	198%
40%	45%	164%	181%
45%	50%	154%	168%
50%	55%	145%	157%
55%	60%	138%	147%
60%	65%	131%	139%
65%	70%	126%	131%
70%	75%	120%	125%
75%	80%	116%	119%
80%	85%	112%	114%
85%	90%	108%	110%
90%	95%	105%	106%
95%	100%	101%	102%
100%	105%	100%	100%
105%	110%	100%	100%
110%	115%	100%	100%
115%	120%	100%	100%

Tabla 9-5 Porcentajes de CCF para la Institución XYZ.

Al resultar el coeficiente de la regresión un número más pequeño (-0.6964) en comparación al estimado en el modelo propuesto (-0.5784), la estimación de la exposición al Incumplimiento resulta más alta para la Institución XYZ que para el Sistema. Esto indica que los acreditados de la cartera de XYZ cuando incumplen han utilizado más la línea de la tarjeta que el promedio de los acreditados del Sistema Financiero.

En conclusión existe una amplia posibilidad de encontrar un modelo que con sólo la información de la Institución XYZ sea más predictivo de los tres parámetros utilizados, ya que en comparación con el Sistema, los parámetros cambian de manera significativa.

En el caso de la probabilidad de incumplimiento, podemos encontrar modelos que incorporen variables que sean más descriptivas del incumplimiento como puede ser incorporar un periodo de observación para el Impago histórico más corto de 6 a 3 meses o en el caso de la variable Porcentaje de uso cambiar a un horizonte temporal más amplio como podría ser el promedio de 6 o 12 meses.

Para la severidad de la pérdida se estima un porcentaje menor, es decir, que la Institución XYZ tiene índices de recuperación mayores al promedio del Sistema, lo cual la beneficia en este tipo de modelos basados en un enfoque en riesgos.

Finalmente para la exposición al incumplimiento encontramos que cuando los acreditados de la Institución XYZ incumplen, el saldo que dejan de pagar es mayor al del Sistema observándose la mayor diferencia cuando el porcentaje de uso de línea es muy pequeño donde la exposición para la cartera de la Institución es casi cuatro veces que la del promedio del Sistema.

Por último realizamos la cuantificación de la pérdida esperada para la cartera activa considerando las dos bases de datos, esto es la estimación obtenida con la muestra del Sistema y la obtenida con la información de la Institución XYZ solamente.

Estimación	Modelo con la cartera del sistema	Modelo con la cartera de XYZ
Tasa de Incumplimiento	13.54%	13.54%
PI promedio	13.84%	13.54%
SP promedio	81%	77%
EI promedio	\$20,376	\$22,327
Pérdida Esperada	17.75%	18.01%

Tabla 9-6 Estimación de la pérdida esperada para la Institución XYZ.

Cómo se puede observar el modelo considerando sólo la cartera de XYZ predice mejor la tasa de incumplimiento de la cartera y aunque la severidad de la pérdida es menor, la exposición resulta tener un mayor impacto en la pérdida esperada.

Capítulo 10 Conclusiones

Para el desarrollo de un modelo de medición de riesgo de crédito bajo un enfoque basado en la pérdida esperada, como se expuso a lo largo de los capítulos, se deben estimar tres parámetros, los cuales tienen como propósito pronosticar factores importantes en el incumplimiento, cuándo va a incumplir el acreditado, cuál es el monto con el que va a incumplir y finalmente cuánto espero recuperar de lo que el acreditado ha dejado de pagar. La estimación de estos parámetros depende del tipo de cartera ya que éstos recogen el comportamiento de la cartera modelada en particular.

Una vez dejando fuera de dudas el funcionamiento del modelo basado en un enfoque de riesgos, las finalidades de este proyecto son:

- Al contar con una muestra de la cartera de cada uno de los Bancos participantes se pudieron obtener estimaciones que capturaran de buena forma el riesgo en cada una de las carteras de los bancos, esto aunado a que la muestra es representativa del Sistema Financiero hace que los parámetros resultantes describan el riesgo en el Sistema.
- Existe una mejora regulatoria al ajustar los requerimientos al comportamiento de cada uno de los acreditados, esto es, que las provisiones sean medidas conforme a la proporción de riesgo que la Institución está adquiriendo, mediante la incorporación de tres parámetros que dependen en gran medida del comportamiento del acreditado.
- Al ser México un pionero en métodos basados en pérdida esperada en la cartera de Tarjeta de Crédito, es importante implementar esta metodología a otros modelos regulatorios para otras carteras del segmento minorista y/o mayorista.
- En particular para la cartera de Tarjeta de Crédito se observó claramente que al tratarse de una cartera revolvente, la exposición al incumplimiento juega un papel activo muy importante en la estimación de la pérdida esperada.
- Se desechó la idea que las tarjetas que son emitidas y que no se utilizan inmediatamente (inactivas) no representan un riesgo, ya que al estimar su

probabilidad de incumplimiento se observó que cuando estas tarjetas son utilizadas existe un porcentaje que llegan a incumplir en un año.

- Debido a que el modelo propuesto fue diseñado considerando la mayoría de los créditos en el Sistema y no carteras particulares, se motiva a las Instituciones a desarrollar metodologías hechas específicamente para sus carteras mediante la utilización de modelos internos donde se refleje los riesgos específicos de la Institución.

Asimismo se pueden obtener conclusiones importantes sobre la construcción y aplicación de la metodología a una cartera en específico como son:

- Una de las mayores problemáticas en la construcción de un modelo siempre es la disponibilidad de la información, ya que sólo en los últimos años ha habido una preocupación de las áreas de riesgos en almacenar información histórica del comportamiento de los acreditados. Es importante tener bases de datos históricas para la construcción de modelos adecuados a las carteras de cada Institución con un mayor índice de confiabilidad.
- No es necesario la utilización de modelos estadísticos demasiado complejos para la estimación adecuada de una pérdida esperada, como el caso de una regresión logística que en este caso resultó conveniente ya que se contaba con un gran número de créditos, lo que arroja estimaciones estadísticamente confiables y la cual es una práctica estándar, de fácil aplicación y de amplia utilización por la Industria.

Variable	Impago Actual	Impago Histórico	Antigüedad	Porcentaje de Pago	Porcentaje de Uso de Línea
Sistema	71.73%	78.37%	64.66%	75.43%	70.02%
XYZ	73.53%	77.95%	58.15%	73.62%	75.61%

Tabla 10-1 Comparación de las áreas bajo la curva ROC.

- Al comparar el grado de ajuste de las variables utilizadas en el modelo estándar a una cartera en particular, se observa que estas variables describen casi con la misma eficacia el incumplimiento de la cartera.
- Finalmente las estimaciones más adecuadas de pérdida esperada se obtienen al utilizar la información del sistema, que incluye datos de diversos tipos de Instituciones, ya que al considerar sólo información de una cartera, en la mayoría de las ocasiones no se pueden observar diferentes tipos de riesgos (como carteras con acreditados de reciente inserción en el Sistema Bancario), aunque esto puede ser solventado mediante la incorporación de información de una sociedad de información crediticia, con la que se puede inferir el comportamiento de los acreditados no sólo con la Institución en caso sino con todo el sistema financiero.

Capítulo 11 Bibliografía y Referencias

- Allison, Paul, (2006). “Logistic Regression using SAS”. Ed. Wiley Inter-Science. pp 6-36.
- Alvarez, Rafael (1995). “Estadística multivariante y no paramétrica con SPSS”. Ed. Diaz de Santos. pp 155-164,171-176.
- “Disposiciones de carácter general aplicables a las Instituciones de Crédito” (2005) Publicadas en el Diario Oficial de la Federación y modificadas mediante resoluciones.
- “Guidelines on Credit Risk Management Rating Models and Validation” (2004) Ed. Oesterreichische Nationalbank, Austrian Financial Market Authority
- “International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards A Revised Framework” (2004) Bank of International Settlements.
- Hosmer, D. y Lemeshow, S. (2000) “Applied Logistic Regression”. Ed. Wiley Inter-Science. pp 1-17, 33-42,48-62,160-164.
- Ryan, Thomas. (1997). “Modern Regression Methods”. Ed. Wiley Inter-science. pp 255-281.
- Sobehart, Jorge, Keenan Sean, Stein Roger (2000) “Rating Methodology Benchmarking Quantitative Default Risk Models: A validation methodology” Ed. Moody’s Investor Service.
- “Working Paper No. 14 Studies on the Validation of Internal Rating Systems” (2005) Bank of International Settlements.
- Wiley, J. & Sons (1987). “Wiley series in probability and mathematical statistics”. pp 339-342
- “Bondad de ajuste”. Internet. Disponible: <http://www.seh-lelha.org/noparame.htm>
- “AIC”. Internet. Disponible: <http://www.modelselection.org/aic/>

- “Cálculo del tamaño de la muestra”. Internet. Disponible: http://www.isciii.es/htdocs/redes/investen/publicaciones/calculo_muestra.pdf
- “Estimating the dimension of a model”. Internet. Disponible: http://projecteuclid.org/DPubS/Repository/1.0/Disseminate?view=body&id=pdf_1&handle=euclid.aos/1176344136
- “Hosmer-Lemeshow goodness of fit test for Survey data”. Internet. Disponible: <http://www.theses.ulaval.ca/2004/21842/apa.html>
- “Making sense out of Akaike’s Information Criterion (AIC): its use and interpretation in model selection and inference from ecological data”. Internet. Disponible: <http://www.theses.ulaval.ca/2004/21842/apa.html>
- “Modelos de Regresión y Correlación III. Regresión Logística”. Internet. Disponible: <http://www.cienciaytrabajo.cl/pdfs/24/pagina%2081.pdf>
- “Normas de información financiera pública y reservada, y modelos de estados financieros”. Internet. Disponible: <http://www.bde.es/normativa/circu/c200404.pdf>

Anexo 1 Primer requerimiento de información

Con el objetivo de homologar el requerimiento a las diez instituciones seleccionadas se usaron los siguientes parámetros en la determinación de la muestra por Banco:

N = 14,000,000 (número de tarjetas de crédito del banco que tiene más)
 p = 0.5 que es una estimación inicial conservadora pues se espera un valor menor
 e = 0.60%
Nivel de Confianza = 99%

Con esto se obtuvo un tamaño muestral de 45,924 tarjetas por banco. Sin embargo, se decidió aumentar el tamaño muestral a 60,000 tarjetas por Institución para considerar un error de muestreo y para tener información suficiente para separar una muestra de validación de los resultados.

El número de tarjetas establecidas para cada Banco se dividió en 12 paquetes de información de acuerdo a las ventanas descritas en el capítulo anterior, con 5,000 tarjetas por periodo, para dar seguimiento al comportamiento de este tipo de créditos durante un año. Se decidió pedir el mismo número de tarjetas a cada Institución aún cuando la participación de cada una de ellas en el mercado no fuera la misma.

Con el objetivo de determinar de cuáles tarjetas de crédito se requeriría la información, se solicitó a Buró de Crédito, para cada una de las 10 Instituciones seleccionadas en el ejercicio, una base de datos con las siguientes características:

- Créditos con tipo de negocio correspondiente a Tarjeta de Crédito Bancaria.
- Incluir sólo las tarjetas “vivas” en el periodo de estudio, es decir, excluir aquellos créditos que tengan fecha de cierre anterior o igual a marzo de 2006 (31032006) o que contengan fecha de apertura posterior a abril de 2007 (30042007).
- Algunos campos importantes incluidos en las bases de datos solicitadas fueron:

Nombre del Campo	Descripción
Folio	Número consecutivo correspondiente al crédito del que se detalla la información.
Número de Cuenta Actual	Se refiere al número de crédito, asignado por el Usuario.
Fecha de Apertura de la Cuenta	Fecha en que el otorgante realizó la apertura del crédito al Cliente.
Fecha de Último Pago	Fecha más reciente cuando el Cliente efectuó un pago.
Fecha de Última Compra (disposición)	Fecha más reciente cuando el Cliente efectuó una disposición de crédito.
Fecha de Cierre del Crédito	En su caso, Fecha de cierre de la disposición del crédito.
Fecha de Reporte	Debe contener la fecha cuando el Usuario extrae la información de su base de datos para reportarla a Buró de Crédito (la fecha del último día del periodo reportado).
Histórico de Pagos	Buró de Crédito integra automáticamente la historia con base en la forma de pago (MOP) que mensualmente se ha reportado.
Clave de Observación	Los créditos que tengan fraudes o hayan sido incumplidos, tienen una clave de observación.
Nombre del Otorgante	Contiene el nombre de la Entidad Financiera o Empresa Comercial otorgante del crédito.

Anexo 2 Código para determinar los Impagos en cada periodo (T-12 a T12)

A continuación se encuentra el código generado para estimar el IMPAGO para cada periodo en la ventana (T-12 a T12):

El código es un Script definido para el Software **IDEA**.

```
' Manejo de Campos
  set task = db.TableManagement
  set table = db.TableDef
  set field = table.NewField
  eqn = "@if((PAGOSADICIONT_12+PAGOSENTIEMPOT_12+1) < MÍNIMOEXIGIBLET_12,1,0)"
  field.Name = "IMPAGO_T_12"
  field.Description = ""
  field.Type = WI_VIRT_NUM
  field.Equation = eqn
  field.Decimals = 0
  task.AppendField field
  set field = table.NewField
  eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT_11 + PAGOSENTIEMPOT_11 +1) < MÍNIMOEXIGIBLET_11,1,0)"
  field.Name = "IMPAGO_T_11"
  field.Description = ""
  field.Type = WI_VIRT_NUM
  field.Equation = eqn
  field.Decimals = 0
  task.AppendField field
  set field = table.NewField
  eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT_10 + PAGOSENTIEMPOT_10 +1) < MÍNIMOEXIGIBLET_10,1,0)"
  field.Name = "IMPAGO_T_10"
  field.Description = ""
  field.Type = WI_VIRT_NUM
  field.Equation = eqn
  field.Decimals = 0
  task.AppendField field
  set field = table.NewField
  eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT_9 + PAGOSENTIEMPOT_9 +1) < MÍNIMOEXIGIBLET_9,1,0)"
  field.Name = "IMPAGO_T_9"
  field.Description = ""
  field.Type = WI_VIRT_NUM
  field.Equation = eqn
  field.Decimals = 0
  task.AppendField field
  set field = table.NewField
  eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT_8 + PAGOSENTIEMPOT_8 +1) < MÍNIMOEXIGIBLET_8,1,0)"
  field.Name = "IMPAGO_T_8"
  field.Description = ""
  field.Type = WI_VIRT_NUM
  field.Equation = eqn
  field.Decimals = 0
  task.AppendField field
  set field = table.NewField
  eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT_7 + PAGOSENTIEMPOT_7 +1) < MÍNIMOEXIGIBLET_7,1,0)"
  field.Name = "IMPAGO_T_7"
  field.Description = ""
  field.Type = WI_VIRT_NUM
  field.Equation = eqn
  field.Decimals = 0
  task.AppendField field
  set field = table.NewField
```

Código para determinar los Impagos en cada periodo (T-12 a T12)

```

eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT_6 + PAGOSENTIEMPOT_6 + 1 ) < MÍNIMOEXIGIBLET_6,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T_6"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT_5 + PAGOSENTIEMPOT_5 + 1 ) < MÍNIMOEXIGIBLET_5,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T_5"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT_4 + PAGOSENTIEMPOT_4 + 1 ) < MÍNIMOEXIGIBLET_4,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T_4"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT_3 + PAGOSENTIEMPOT_3 + 1 ) < MÍNIMOEXIGIBLET_3,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T_3"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT_2 + PAGOSENTIEMPOT_2 + 1 ) < MÍNIMOEXIGIBLET_2,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T_2"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT_1 + PAGOSENTIEMPOT_1 + 1 ) < MÍNIMOEXIGIBLET_1,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T_1"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONTO + PAGOSENTIEMPOTO + 1 ) < MÍNIMOEXIGIBLETO,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_TO"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT1 + PAGOSENTIEMPOT1 + 1 ) < MÍNIMOEXIGIBLET1,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T1"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT2 + PAGOSENTIEMPOT2 + 1 ) < MÍNIMOEXIGIBLET2,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T2"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn

```

Código para determinar los Impagos en cada periodo (T-12 a T12)

```

field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT3 + PAGOSENTIEMPOT3 +1) < MÍNIMOEXIGIBLET3,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T3"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT4 + PAGOSENTIEMPOT4 +1) < MÍNIMOEXIGIBLET4,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T4"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT5 + PAGOSENTIEMPOT5 +1) < MÍNIMOEXIGIBLET5,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T5"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT6 + PAGOSENTIEMPOT6 +1) < MÍNIMOEXIGIBLET6,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T6"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT7 + PAGOSENTIEMPOT7 +1) < MÍNIMOEXIGIBLET7,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T7"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT8 + PAGOSENTIEMPOT8 +1) < MÍNIMOEXIGIBLET8,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T8"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT9 + PAGOSENTIEMPOT9 +1) < MÍNIMOEXIGIBLET9,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T9"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT10 + PAGOSENTIEMPOT10 +1) < MÍNIMOEXIGIBLET10,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T10"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICIONT11 + PAGOSENTIEMPOT11 +1) < MÍNIMOEXIGIBLET11,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T11"

```

Código para determinar los Impagos en cada periodo (T-12 a T12)

```
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
set field = table.NewField
eqn = "@if( ( PAGOSADICION12 + PAGOSENTIEMPOT12 + 1 ) < MÍNIMOEXIGIBLET12,1,0 )"
field.Name = "IMPAGO_T12"
field.Description = ""
field.Type = WI_VIRT_NUM
field.Equation = eqn
field.Decimals = 0
task.AppendField field
task.PerformTask
```

Anexo 3 Código para determinar el Incumplimiento

A continuación se encuentra el código generado para estimar el INCUMPLIMIENTO a partir de la fecha de Referencia (T0):

- El cálculo de IMPAGO en cada periodo es necesario para este código.
- Se considera Incumplimiento cuando el crédito presenta 4 o más IMPAGOS consecutivos.
- Únicamente se consideran los periodos desde T-3 hasta T12, a fin de garantizar que el primer incumplimiento se presente en la fecha de referencia T0. Se hace el supuesto de que en los periodos de T-12 a T-4 no se presentaron impagos.
- El código es el Script de Visual Basic definido para el Software *Excel de MS Office*
- El código devuelve los siguientes resultados para cada tarjeta de crédito:

VARIABLE	RESULTADO
INCUMP_90D_4	1 si el crédito presenta 4 ó más impagos consecutivos, 0 (cero) en caso contrario.
FECHAINC_90D_4	Periodo en la ventana en la que se presentó el incumplimiento, N/A en caso de no haber presentado incumplimiento.
SALDOINC_90D_4	Saldo en el periodo en el que se presentó el incumplimiento, 0 (cero) en caso de no haber presentado incumplimiento.
LIMITEINC_90D_4	Límite de crédito en el periodo en el que se presentó el incumplimiento, 0 (cero) en caso de no haber presentado incumplimiento.
SDOINC/SDOT0_90D_4	Razón que representa el Saldo en el periodo en el que se presentó el incumplimiento respecto al Saldo en la fecha de Referencia T0, 0 (cero) en caso de no haber presentado incumplimiento.

A2.1 Resultado de las variables que determinan el incumplimiento.

Sub incumplimiento_90_4()

```
Columns("D:D").Select
Selection.Insert Shift:=xlToRight
Selection.Insert Shift:=xlToRight
Selection.Insert Shift:=xlToRight
Selection.Insert Shift:=xlToRight
Selection.Insert Shift:=xlToRight
```

```
Range("D1").FormulaR1C1 = "INCUMP_90D_4"
Range("E1").FormulaR1C1 = "FECHAINC_90D_4"
Range("F1").FormulaR1C1 = "SALDOINC_90D_4"
Range("G1").FormulaR1C1 = "LIMITEINC_90D_4"
Range("H1").FormulaR1C1 = "SDOINC_90D_4/SDOT0_90D_4"
```

```

Range("F2").Select
colpega1 = 4
colini = 1
Do Until Cells(1, colini).Value = "IMPAGO_T_3"
    colini = colini + 1
Loop
cont = 0

r = 2
Do Until Cells(r, 2).Value = ""
    i = colini
    bandera = 0
    Do Until i = colini + 16 Or bandera = 1
        If Cells(r, i).Value = 1 Then
            cont = cont + 1
            If cont = 4 Then
                titulo = Cells(1, i).Value
                tam = Len(titulo)
                fecha_inc = Mid(titulo, 9, tam - 5)
                bandera = 1
            End If
        Else
            If cont <= 3 Then cont = 0
        End If
        i = i + 1
    Loop
    If cont <= 3 Then
        Cells(r, colpega1).Value = 0
        Cells(r, colpega1 + 1).Value = "N/A"
        Cells(r, colpega1 + 2).Value = 0
        Cells(r, colpega1 + 3).Value = 0
        Cells(r, colpega1 + 4).Value = 0
    End If
    If cont > 3 Then
        Cells(r, colpega1).Value = 1
        Cells(r, colpega1 + 1).Value = fecha_inc

        colt0 = colpega1 + 4
        Do Until Cells(1, colt0).Value = "SALDOAPAGARTO"
            colt0 = colt0 + 1
        Loop
        saldot0 = Cells(r, colt0).Value
        colinc = colpega1 + 4
        Do Until Cells(1, colinc).Value = "SALDOAPAGAR" & fecha_inc
            colinc = colinc + 1
        Loop
        saldoinc = Cells(r, colinc).Value
        colinc = colinc - 3
        Do Until Cells(1, colinc).Value = "LIMITECREDITO" & fecha_inc
            colinc = colinc + 1
        Loop
        limiteinc = Cells(r, colinc).Value
        Cells(r, colpega1 + 2).Value = saldoinc
        Cells(r, colpega1 + 3).Value = limiteinc
        If saldot0 <= 1 Then saldot0 = saldoinc
        If Not saldot0 = 0 Then
            Cells(r, colpega1 + 4).Value = saldoinc / saldot0
        End If
    End If

    End If
    r = r + 1
    cont = 0
Loop
End Sub

```

Anexo 4 Variables

A continuación se enlistan las variables utilizadas en el ejercicio, así como su descripción, fórmula y código usado para su construcción.

Los insumos de las fórmulas son los siguientes:

- $PT(i,t)$ son los pagos en tiempo del periodo t de la tarjeta i
- $PA(i,t)$ son los pagos adicionales del periodo t de la tarjeta i
- $SP(i,t)$ es el saldo a pagar en el periodo t de la tarjeta i
- $PTO(i,t)$ son los pagos totales (en tiempo + adicionales) del periodo t de la tarjeta i
- $PM(i,t)$ es el pago mínimo (como porcentaje del saldo) del periodo t de la tarjeta i
- $TI(i,t)$ es la tasa de interés anual aplicable en el periodo t de la tarjeta i
- $LC(i,t)$ es el límite de crédito en el periodo t de la tarjeta i

Comportamiento de la Cuenta

%PAGO	Porcentaje que representa el pago respecto al saldo a pagar en el tiempo de referencia.
$\frac{PT(i,0) + PA(i,0)}{SP(i,0)}$	eqn="@IF(@if(SALDOAPAGART0=0,-999999,(PAGOSADICIONT0 + PAGOSENTIEMPOT0)/SALDOAPAGART0 >1.1,1.1, @if(SALDOAPAGART0 =0,-999999, (PAGOSADICIONT0+ PAGOSENTIEMPOT0) /SALDOAPAGART0))"
PJE_PAGO_3M	Promedio de los porcentajes que representan el pago sobre el saldo a pagar durante los últimos 3 meses.
$\frac{\sum_{t=-2}^{t=0} PT(i,t) + PA(i,t)}{\sum_{t=-2}^{t=0} SP(i,t)}$	eqn="@IF(@if((SALDOAPAGART0+SALDOAPAGART_1+SALDOAPAGART_2) ==0,-999999, ((PAGOSADICIONT0+PAGOSADICIONT_1+ PAGOSADICIONT_2+ PAGOSENTIEMPOT0 +PAGOSENTIEMPOT_1+ PAGOSENTIEMPOT_2)/(SALDOAPAGART0+SALDOAPAGART_1+ SALDOAPAGART_2))) >1.1,1.1, @if((SALDOAPAGART0+ SALDOAPAGART_1+ SALDOAPAGART_2)==0,-999999,((PAGOSADICIONT0+ PAGOSADICIONT_1+ PAGOSADICIONT_2+PAGOSENTIEMPOT0+ PAGOSENTIEMPOT_1+PAGOSENTIEMPOT_2)/(SALDOAPAGART0+ SALDOAPAGART_1 +SALDOAPAGART_2))))"
PJE_PAGO_6M	Promedio de los porcentajes que representan el pago sobre el saldo a pagar durante los últimos 6 meses.
$\frac{\sum_{t=-5}^{t=0} PT(i,t) + PA(i,t)}{\sum_{t=-5}^{t=0} SP(i,t)}$	eqn="@IF(@if((SALDOAPAGART0+SALDOAPAGART_1+SALDOAPAGART_2+ SALDOAPAGART_3+SALDOAPAGART_4+SALDOAPAGART_5)=0,-999999, ((PAGOSADICIONT0+PAGOSADICIONT_1+PAGOSADICIONT_2+ PAGOSADICIONT_3 +PAGOSADICIONT_4+PAGOSADICIONT_5+ PAGOSENTIEMPOT0+ PAGOSENTIEMPOT_1+PAGOSENTIEMPOT_2+ PAGOSENTIEMPOT_3+ PAGOSENTIEMPOT_4+PAGOSENTIEMPOT_5)/(SALDOAPAGART0+SALDOAPAGART_1 +SALDOAPAGART_2 +SALDOAPAGART_3 +SALDOAPAGART_4 +SALDOAPAGART_5)))>1.1,1.1,@if((SALDOAPAGART0+ SALDOAPAGART_1+ SALDOAPAGART_2 +SALDOAPAGART_3+ SALDOAPAGART_4 +SALDOAPAGART_5)=0,-999999, ((PAGOSADICIONT0 +PAGOSADICIONT_1+PAGOSADICIONT_2+PAGOSADICIONT_3 +PAGOSADICIONT_4+PAGOSADICIONT_5+PAGOSENTIEMPOT0+ PAGOSENTIEMPOT_1+ PAGOSENTIEMPOT_2+PAGOSENTIEMPOT_3+PAGOSENTIEMPOT_4 + PAGOSENTIEMPOT_5)/(SALDOAPAGART0+ SALDOAPAGART_1 +SALDOAPAGART_2 +SALDOAPAGART_3 + SALDOAPAGART_4+SALDOAPAGART_5))))"

PJE_PAGO_12M

Promedio de los porcentajes que representan el pago sobre el saldo a pagar durante los últimos 12 meses.

$$\frac{\sum_{t=-11}^{t=0} PT(i,t) + PA(i,t)}{\sum_{t=-11}^{t=0} SP(i,t)}$$

eqn="@IF(@IF((SALDOAPAGART0+SALDOAPAGART_1+SALDOAPAGART_2+SALDOAPAGART_3+SALDOAPAGART_4+SALDOAPAGART_5+SALDOAPAGART_6+SALDOAPAGART_7+SALDOAPAGART_8+SALDOAPAGART_9+SALDOAPAGART_10+SALDOAPAGART_11))==0,-999999,((PAGOSADICIONTO+PAGOSADICIONT_1+PAGOSADICIONT_2+PAGOSADICIONT_3+PAGOSADICIONT_4+PAGOSADICIONT_5+PAGOSADICIONT_6+PAGOSADICIONT_7+PAGOSADICIONT_8+PAGOSADICIONT_9+PAGOSADICIONT_10+PAGOSADICIONT_11+PAGOSENTIEMPOT0+PAGOSENTIEMPOT_1+PAGOSENTIEMPOT_2+PAGOSENTIEMPOT_3+PAGOSENTIEMPOT_4+PAGOSENTIEMPOT_5+PAGOSENTIEMPOT_6+PAGOSENTIEMPOT_7+PAGOSENTIEMPOT_8+PAGOSENTIEMPOT_9+PAGOSENTIEMPOT_10+PAGOSENTIEMPOT_11)/((SALDOAPAGART0+SALDOAPAGART_1+SALDOAPAGART_2+SALDOAPAGART_3+SALDOAPAGART_4+SALDOAPAGART_5+SALDOAPAGART_6+SALDOAPAGART_7+SALDOAPAGART_8+SALDOAPAGART_9+SALDOAPAGART_10+SALDOAPAGART_11))>1.1,1.1,@IF((SALDOAPAGART0+SALDOAPAGART_1+SALDOAPAGART_2+SALDOAPAGART_3+SALDOAPAGART_4+SALDOAPAGART_5+SALDOAPAGART_6+SALDOAPAGART_7+SALDOAPAGART_8+SALDOAPAGART_9+SALDOAPAGART_10+SALDOAPAGART_11))==0,-999999,((PAGOSADICIONTO+PAGOSADICIONT_1+PAGOSADICIONT_2+PAGOSADICIONT_3+PAGOSADICIONT_4+PAGOSADICIONT_5+PAGOSADICIONT_6+PAGOSADICIONT_7+PAGOSADICIONT_8+PAGOSADICIONT_9+PAGOSADICIONT_10+PAGOSADICIONT_11+PAGOSENTIEMPOT0+PAGOSENTIEMPOT_1+PAGOSENTIEMPOT_2+PAGOSENTIEMPOT_3+PAGOSENTIEMPOT_4+PAGOSENTIEMPOT_5+PAGOSENTIEMPOT_6+PAGOSENTIEMPOT_7+PAGOSENTIEMPOT_8+PAGOSENTIEMPOT_9+PAGOSENTIEMPOT_10+PAGOSENTIEMPOT_11)/((SALDOAPAGART0+SALDOAPAGART_1+SALDOAPAGART_2+SALDOAPAGART_3+SALDOAPAGART_4+SALDOAPAGART_5+SALDOAPAGART_6+SALDOAPAGART_7+SALDOAPAGART_8+SALDOAPAGART_9+SALDOAPAGART_10+SALDOAPAGART_11))))))"

PJE_TOTALERO_3M

Porcentaje de los periodos en los que el acreditado ha pagado la totalidad (o más) de su saldo a pagar en los últimos 3 meses.

$$\frac{\sum_{t=-2}^{t=0} SI \left(PA(i,t) + PT(i,t) \geq SP(i,t) \right)}{3}$$

eqn="@IF(TIEMPO_VIDA_T0<3,999999,(@IF((PAGOSADICIONTO+PAGOSENTIEMPOT0)>=SALDOAPAGART0,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_1+PAGOSENTIEMPOT_1)>=SALDOAPAGART_1,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_2+PAGOSENTIEMPOT_2)>=SALDOAPAGART_2,1,0)) / 3)"

PJE_TOTALERO_6M

Porcentaje de los periodos en los que el acreditado ha pagado la totalidad (o más) de su saldo a pagar en los últimos 6 meses.

$$\frac{\sum_{t=-5}^{t=0} SI \left(PA(i,t) + PT(i,t) \geq SP(i,t) \right)}{6}$$

eqn="@IF(TIEMPO_VIDA_T0<6,999999,(@IF((PAGOSADICIONTO+PAGOSENTIEMPOT0)>=SALDOAPAGART0,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_1+PAGOSENTIEMPOT_1)>=SALDOAPAGART_1,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_2+PAGOSENTIEMPOT_2)>=SALDOAPAGART_2,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_3+PAGOSENTIEMPOT_3)>=SALDOAPAGART_3,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_4+PAGOSENTIEMPOT_4)>=SALDOAPAGART_4,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_5+PAGOSENTIEMPOT_5)>=SALDOAPAGART_5,1,0)) / 6)"

PJE_TOTALERO_12M

Porcentaje de los periodos en los que el acreditado ha pagado la totalidad (o más) de su saldo a pagar en los últimos 12 meses.

$$\frac{\sum_{t=-11}^{t=0} SI \left(PA(i,t) + PT(i,t) \geq SP(i,t) \right)}{12}$$

eqn="@IF(TIEMPO_VIDA_T0<12,999999,(@IF((PAGOSADICIONTO+PAGOSENTIEMPOT0)>=SALDOAPAGART0,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_1+PAGOSENTIEMPOT_1)>=SALDOAPAGART_1,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_2+PAGOSENTIEMPOT_2)>=SALDOAPAGART_2,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_3+PAGOSENTIEMPOT_3)>=SALDOAPAGART_3,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_4+PAGOSENTIEMPOT_4)>=SALDOAPAGART_4,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_5+PAGOSENTIEMPOT_5)>=SALDOAPAGART_5,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_6+PAGOSENTIEMPOT_6)>=SALDOAPAGART_6,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_7+PAGOSENTIEMPOT_7)>=SALDOAPAGART_7,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_8+PAGOSENTIEMPOT_8)>=SALDOAPAGART_8,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_9+PAGOSENTIEMPOT_9)>=SALDOAPAGART_9,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_10+PAGOSENTIEMPOT_10)>=SALDOAPAGART_10,1,0)+@IF((PAGOSADICIONT_11+PAGOSENTIEMPOT_11)>=SALDOAPAGART_11,1,0)) / 12)"

NUM_INC_PAGO	Número de incrementos en el porcentaje de pago durante los últimos 12 meses.
$\left(\sum_{t=-11}^{t=0} SI \left(\frac{PT(i,t)}{SP(i,t)} > \frac{PT(i,t-1)}{SP(i,t-1)} \right) \right)$	<code>eqn="@if(PJE_PAGO_T0<PJE_PAGO_T_1,0,@if(PJE_PAGO_T_1<PJE_PAGO_T_2,1,@if(PJE_PAGO_T_2<PJE_PAGO_T_3,2,@if(PJE_PAGO_T_3<PJE_PAGO_T_4,3,@if(PJE_PAGO_T_4<PJE_PAGO_T_5,4,@if(PJE_PAGO_T_5<PJE_PAGO_T_6,5,@if(PJE_PAGO_T_6<PJE_PAGO_T_7,6,@if(PJE_PAGO_T_7<PJE_PAGO_T_8,7,@if(PJE_PAGO_T_8<PJE_PAGO_T_9,8,@if(PJE_PAGO_T_9<PJE_PAGO_T_10,9,@if(PJE_PAGO_T_10<PJE_PAGO_T_11,10,@if(PJE_PAGO_T_11<PJE_PAGO_T_12,11,@if(PJE_PAGO_T_12=-999999,-999999,12)))))))))))))"</code>
PJE_PAGOMIN_TO	Porcentaje que representa el pago mínimo respecto al saldo a pagar en el tiempo de referencia.
$\frac{PM(i,0)}{SP(i,0)}$	<code>eqn="@if(VIVA_TO==1,@if(SALDOAPAGARTO==0,999999,MÍNIMOEXIGIBLETO/SALDOAPAGARTO),999999)"</code>
PROM_PAGOMIN_3M	Promedio de los últimos 3 meses del porcentaje que representa el pago mínimo respecto al saldo a pagar.
$\frac{\sum_{t=-2}^{t=0} PM(i,t)}{3} \frac{\sum_{t=-2}^{t=0} SP(i,t)}{3}$	<code>eqn="@if(TIEMPO_VIDA_TO<3,999999,@if(PJE_PAGOMIN_TO==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_1==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_2==999999,999999,(PJE_PAGOMIN_TO+PJE_PAGOMIN_T_1+PJE_PAGOMIN_T_2)/3))"</code>
PROM_PAGOMIN_6M	Promedio de los últimos 6 meses del porcentaje que representa el pago mínimo respecto al saldo a pagar.
$\frac{\sum_{t=-5}^{t=0} PM(i,t)}{6} \frac{\sum_{t=-5}^{t=0} SP(i,t)}{6}$	<code>eqn = "@if(TIEMPO_VIDA_TO<6,999999,@if(PJE_PAGOMIN_TO == 999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_1==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_2==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_3==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_4==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_5==999999,999999,(PJE_PAGOMIN_TO+PJE_PAGOMIN_T_1+PJE_PAGOMIN_T_2+PJE_PAGOMIN_T_3+PJE_PAGOMIN_T_4+PJE_PAGOMIN_T_5)/6))"</code>
PROM_PAGOMIN_12M	Promedio de los últimos 12 meses del porcentaje que representa el pago mínimo respecto al saldo a pagar.
$\frac{\sum_{t=-11}^{t=0} PM(i,t)}{12} \frac{\sum_{t=-11}^{t=0} SP(i,t)}{12}$	<code>eqn="@if(TIEMPO_VIDA_TO<12,999999,@if(PJE_PAGOMIN_TO==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_1==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_2==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_3==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_4==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_5==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_6==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_7==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_8==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_9==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_10==999999.OR.PJE_PAGOMIN_T_11==999999,999999,(PJE_PAGOMIN_TO+PJE_PAGOMIN_T_1+PJE_PAGOMIN_T_2+PJE_PAGOMIN_T_3+PJE_PAGOMIN_T_4+PJE_PAGOMIN_T_5+PJE_PAGOMIN_T_6+PJE_PAGOMIN_T_7+PJE_PAGOMIN_T_8+PJE_PAGOMIN_T_9+PJE_PAGOMIN_T_10+PJE_PAGOMIN_T_11)/12))"</code>
PMIN_CAPITAL_TO	Porcentaje del pago mínimo que abona a capital.
$\frac{PM(i,0) - SP(i,0) * \frac{TI(i,0)}{12}}{PM(i,0)}$	<code>eqn="@MAX(0,@if(INSTITUCION=""Bancomer"",@if(MÍNIMOEXIGIBLETO==0,999999,(MÍNIMOEXIGIBLETO-(SALDOAPAGARTO*(TASAANUALTO/100))))/MÍNIMOEXIGIBLETO),@if(MÍNIMOEXIGIBLETO ==0,999999,(MÍNIMOEXIGIBLETO-(SALDOAPAGARTO*(TASAANUALTO/100)/12)) / MÍNIMOEXIGIBLETO))"</code>

PMIN_INTERES_TO	Porcentaje del pago mínimo que abona a intereses.
$\frac{SP(i,0) * \frac{TI(i,0)}{12}}{PM(i,0)}$	eqn = "@MIN(2,1-PMIN_CAPITAL_TO)"
NUM_INC_PAGOMIN	Número de incrementos en el pago mínimo durante los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-11}^{t=0} SI \left(\frac{PM(i,t)}{SP(i,t)} > \frac{PM(i,t-1)}{SP(i,t-1)} \right)$	eqn="@if(PJE_PAGOMIN_TO <= PJE_PAGOMIN_T_1, 0, @if(PJE_PAGOMIN_T_1 <= PJE_PAGOMIN_T_2, 1, @if(PJE_PAGOMIN_T_2 <= PJE_PAGOMIN_T_3, 2, @if(PJE_PAGOMIN_T_3 <= PJE_PAGOMIN_T_4, 3, @if(PJE_PAGOMIN_T_4 <= PJE_PAGOMIN_T_5, 4, @if(PJE_PAGOMIN_T_5 <= PJE_PAGOMIN_T_6, 5, @if(PJE_PAGOMIN_T_6 <= PJE_PAGOMIN_T_7, 6, @if(PJE_PAGOMIN_T_7 <= PJE_PAGOMIN_T_8, 7, @if(PJE_PAGOMIN_T_8 <= PJE_PAGOMIN_T_9, 8, @if(PJE_PAGOMIN_T_9 <= PJE_PAGOMIN_T_10, 9, @if(PJE_PAGOMIN_T_10 <= PJE_PAGOMIN_T_11, 10, @if(PJE_PAGOMIN_T_11 <= PJE_PAGOMIN_T_12, 11, @if(PJE_PAGOMIN_T_12==999999,999999,12))))))))))))))"
NUM_DEC_PAGOMIN	Número de decrementos en el pago mínimo durante los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-11}^{t=0} SI \left(\frac{PM(i,t)}{SP(i,t)} < \frac{PM(i,t-1)}{SP(i,t-1)} \right)$	eqn = "@if(PJE_PAGOMIN_TO >= PJE_PAGOMIN_T_1, 0, @if(PJE_PAGOMIN_T_1 >= PJE_PAGOMIN_T_2, 1, @if(PJE_PAGOMIN_T_2 >= PJE_PAGOMIN_T_3, 2, @if(PJE_PAGOMIN_T_3 >= PJE_PAGOMIN_T_4, 3, @if(PJE_PAGOMIN_T_4 >= PJE_PAGOMIN_T_5, 4, @if(PJE_PAGOMIN_T_5 >= PJE_PAGOMIN_T_6, 5, @if(PJE_PAGOMIN_T_6 >= PJE_PAGOMIN_T_7, 6, @if(PJE_PAGOMIN_T_7 >= PJE_PAGOMIN_T_8, 7, @if(PJE_PAGOMIN_T_8 >= PJE_PAGOMIN_T_9, 8, @if(PJE_PAGOMIN_T_9 >= PJE_PAGOMIN_T_10, 9, @if(PJE_PAGOMIN_T_10 >= PJE_PAGOMIN_T_11, 10, @if(PJE_PAGOMIN_T_11 >= PJE_PAGOMIN_T_12, 11, @if(PJE_PAGOMIN_T_12 = 999999, 999999, 12))))))))))))))"
PMIN_PROM_IMPAGO_0	Promedio del porcentaje de pago mínimo que se cobra a clientes que no presentaron impagos en la fecha de referencia.
	Se realizó un análisis de la política de pago mínimo de cada banco para determinar el valor de la variable (constante).
SUM_IMPAGO_3M	Número de periodos en los que el acreditado no realizó pago mínimo en los últimos 3 meses.
$\sum_{t=-2}^{t=0} SI \left(PT(i,t) + PA(i,t) < PM(i,t) \right)$	eqn = "IMPAGO_TO+IMPAGO_T_1+IMPAGO_T_2"
MAX_IMPAGO_3	Número máximo de periodos consecutivos en los que el acreditado no realizó pago mínimo en los últimos 3 meses.
$\sum_{t=-2}^{t=0} SI \left(\begin{matrix} PT(i,t) + PA(i,t) < PM(i,t) \text{ y} \\ PT(i,t-1) + PA(i,t-1) < PM(i,t-1) \end{matrix} \right)$	eqn = "@if(IMPAGO_TO == 0,0,@if(IMPAGO_T_1 == 0,1, @if(IMPAGO_T_2 == 0,2,3))"
IMPAGO_ACT	Número de periodos consecutivos en el tiempo de referencia en los que el acreditado no ha realizado pago mínimo.
$\sum_{t=-11}^{t=0} SI \left(\begin{matrix} PT(i,t) + PA(i,t) < PM(i,t) \text{ y} \\ PT(i,t-1) + PA(i,t-1) < PM(i,t-1) \end{matrix} \right)$	eqn="@if(IMPAGO_TO==0,0,@if(IMPAGO_T_1==0,1,@if(IMPAGO_T_2==0,2,@if(IMPAGO_T_3==0,3,@if(IMPAGO_T_4==0,4,@if(IMPAGO_T_5==0,5,@if(IMPAGO_T_6==0,6,@if(IMPAGO_T_7==0,7,@if(IMPAGO_T_8==0,8,@if(IMPAGO_T_9==0,9,@if(IMPAGO_T_10==0,10, @if(IMPAGO_T_11 == 0,11,12))))))))))))))"
IMPAGO_HIS	Número de periodos en los que el acreditado no ha realizado el pago mínimo en los últimos 6 meses.
$\sum_{t=-5}^{t=0} SI \left(PT(i,t) + PA(i,t) < PM(i,t) \right)$	eqn = "IMPAGO_TO + IMPAGO_T_1 + IMPAGO_T_2 + IMPAGO_T_3 + IMPAGO_T_4 + IMPAGO_T_5"

IMPAGO_HIS_12	Número de periodos en los que el acreditado no ha realizado pago mínimo en los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-11}^{t=0} SI \left(PT(i,t) + PA(i,t) < PM(i,t) \right)$	$eqn = "IMPAGO_T0 + IMPAGO_T_1 + IMPAGO_T_2 + IMPAGO_T_3 + IMPAGO_T_4 + IMPAGO_T_5 + IMPAGO_T_6 + IMPAGO_T_7 + IMPAGO_T_8 + IMPAGO_T_9 + IMPAGO_T_10 + IMPAGO_T_11"$
INC_IMPAGO_12M	Número máximo de periodos consecutivos en los que el acreditado no realizó pago mínimo en los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-11}^{t=0} SI(IMPAGOACUM_Tt > IMPAGOACUM_Tt-1)$	$eqn = "@Max(@Max(@Max(IMPAGOACUMT0 , IMPAGOACUM_T_1) , @Max(IMPAGOACUM_T_2 , IMPAGOACUM_T_3)) , @Max(@Max(@Max(IMPAGOACUM_T_4 , IMPAGOACUM_T_5) , @Max(IMPAGOACUM_T_6 , IMPAGOACUM_T_7)) , @Max(@Max(IMPAGOACUM_T_8 , IMPAGOACUM_T_9) , @Max(IMPAGOACUM_T_10 , IMPAGOACUM_T_11))))"$
PER_MAS1MMIN_12M	Número de periodos en los que el acreditado ha acumulado más de un periodo sin realizar pago mínimo en los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-11}^{t=0} SI \left(\begin{array}{l} PT(i,t) + PA(i,t) < PM(i,t) \text{ y} \\ PT(i,t-1) + PA(i,t-1) < PM(i,t-1) \end{array} \right)$	$eqn = "@if(IMPAGOACUMT0>1,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_1>1,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_2>1,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_3>1,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_4>1,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_5>1,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_6>1,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_7>1,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_8>1,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_9>1,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_10>1,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_11>1,1,0)"$
VECES2IMPAGO	Número de veces en las que el acreditado no realizó el pago mínimo en dos periodos consecutivos en los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-11}^{t=0} SI \left(\begin{array}{l} PT(i,t) + PA(i,t) < PM(i,t) \text{ y} \\ PT(i,t-1) + PA(i,t-1) < PM(i,t-1) \text{ y} \\ PT(i,t-2) + PA(i,t-2) < PM(i,t-2) \end{array} \right)$	$eqn = "@if(IMPAGOACUMT0=2,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_1=2,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_2=2,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_3=2,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_4=2,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_5=2,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_6=2,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_7=2,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_8=2,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_9=2,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_10=2,1,0)+@if(IMPAGOACUM_T_11=2,1,0)"$
%USO	Porcentaje de uso de la línea de crédito en la fecha de referencia.
$\frac{SP(i,t)}{LC(i,t)}$	$eqn = "@if(@if(LIMITECREDITOT0 <= 1,-999999, SALDOAPAGART0 / LIMITECREDITOT0) > 2.5, 2.5, @if(LIMITECREDITOT0 <= 1,-999999, SALDOAPAGART0 / LIMITECREDITOT0))"$
PROM_USOLIN_3M	Promedio del porcentaje de uso de la línea de crédito durante los últimos 3 meses.
$\frac{\sum_{t=-2}^{t=0} SP(i,t)}{3}$ $\frac{\sum_{t=-2}^{t=0} LC(i,t)}{3}$	$eqn = "@if(TIEMPO_VIDA_T0 < 3, 999999, (PUSO_LINEA_T0 + PUSO_LINEA_T_1 + PUSO_LINEA_T_2) / 3)"$
PROM_USOLIN_6M	Promedio del porcentaje de uso de la línea de crédito durante los últimos 6 meses.
$\frac{\sum_{t=-5}^{t=0} SP(i,t)}{6}$ $\frac{\sum_{t=-5}^{t=0} LC(i,t)}{6}$	$eqn = "@if(TIEMPO_VIDA_T0 < 6, 999999, (PUSO_LINEA_T0 + PUSO_LINEA_T_1 + PUSO_LINEA_T_2 + PUSO_LINEA_T_3 + PUSO_LINEA_T_4 + PUSO_LINEA_T_5) / 6)"$

PROM_USOLIN_12M	Promedio del porcentaje de uso de la línea de crédito durante los últimos 12 meses.
$\frac{\sum_{t=-11}^{t=0} SP(i,t)}{12}$ $\frac{\sum_{t=-11}^{t=0} LC(i,t)}{12}$	<code>eqn="@if(TIEMPO_VIDA_T0<12,999999,(PUSO_LINEA_T0+PUSO_LINEA_T_1+PUSO_LINEA_T_2+PUSO_LINEA_T_3+PUSO_LINEA_T_4+PUSO_LINEA_T_5+PUSO_LINEA_T_6+PUSO_LINEA_T_7+PUSO_LINEA_T_8+PUSO_LINEA_T_9+PUSO_LINEA_T_10+PUSO_LINEA_T_11)/12)"</code>
MAX_USOLINEA_3M	Porcentaje máximo de uso de la línea de crédito en los últimos 3 meses.
$\max \left(\frac{SP(i,t)}{LC(i,t)} \right)_{t=-2}^{t=0}$	<code>eqn="@max(PUSO_LINEA_T0,@max(PUSO_LINEA_T_1,PUSO_LINEA_T_2))"</code>
MAX_USOLINEA_6M	Porcentaje máximo de uso de la línea de crédito en los últimos 6 meses.
$\max \left(\frac{SP(i,t)}{LC(i,t)} \right)_{t=-5}^{t=0}$	<code>eqn="@Max(@Max(PUSO_LINEA_T0,PUSO_LINEA_T_1),@Max(@Max(PUSO_LINEA_T_2 , PUSO_LINEA_T_3) , @Max(PUSO_LINEA_T_4 , PUSO_LINEA_T_5)))"</code>
MAX_USOLINEA_12M	Porcentaje máximo de uso de la línea de crédito en los últimos 12 meses.
$\max \left(\frac{SP(i,t)}{LC(i,t)} \right)_{t=-11}^{t=0}$	<code>eqn = "@Max(@Max(@Max(PUSO_LINEA_T0 , PUSO_LINEA_T_1) , @Max(PUSO_LINEA_T_2 , PUSO_LINEA_T_3)) , @Max(@Max(@Max(PUSO_LINEA_T_4 , PUSO_LINEA_T_5) , @Max(PUSO_LINEA_T_6 , PUSO_LINEA_T_7)) , @Max(@Max(PUSO_LINEA_T_8 , PUSO_LINEA_T_9) , @Max(PUSO_LINEA_T_10 , PUSO_LINEA_T_11)))"</code>
MAXINC_LIMITE	Incremento máximo observado en el límite de crédito durante los últimos 12 meses expresado como proporción del límite de la fecha de referencia.
$\frac{\max(SP(i,t) _{t=-11}^{t=0})}{LC(i,0)}$	<code>eqn="((@Max(@Max(@Max(@Max(LIMITECREDITOT0,LIMITECREDITOT_1),@Max(LIMITECREDITOT_2,LIMITECREDITOT_3)), LIMITECREDITOT_12),@Max(@Max(@Max(LIMITECREDITOT_4 , LIMITECREDITOT_5),@Max(LIMITECREDITOT_6,LIMITECREDITOT_7)),@Max(@Max(LIMITECREDITOT_8,LIMITECREDITOT_9) , @Max(LIMITECREDITOT_10 , LIMITECREDITOT_11)))))/PRIMER_LIMITE)-1"</code>
PJE_SOBREGIRO_3M	Porcentaje de los periodos en los que la cuenta se sobregiró en los últimos 3 meses.
$\frac{\sum_{t=-2}^{t=0} SI(SP(i,t) > LC(i,t))}{3}$	<code>eqn="@if(TIEMPO_VIDA_T0<3,999999,(@if(SALDOAPAGART0>LIMITECREDITOT0,1,0)+@if(SALDOAPAGART_1>LIMITECREDITOT_1,1,0)+@if(SALDOAPAGART_2>LIMITECREDITOT_2,1,0))/3)"</code>
PJE_SOBREGIRO_6M	Porcentaje de los periodos en los que la cuenta se sobregiró en los últimos 6 meses.
$\frac{\sum_{t=-5}^{t=0} SI(SP(i,t) > LC(i,t))}{6}$	<code>eqn="@if(TIEMPO_VIDA_T0<6,999999,(@if(SALDOAPAGART0>LIMITECREDITOT0,1,0)+@if(SALDOAPAGART_1>LIMITECREDITOT_1,1,0)+@if(SALDOAPAGART_2>LIMITECREDITOT_2,1,0)+@if(SALDOAPAGART_3>LIMITECREDITOT_3,1,0)+@if(SALDOAPAGART_4>LIMITECREDITOT_4,1,0)+@if(SALDOAPAGART_5>LIMITECREDITOT_5,1,0))/6)"</code>

PJE_SOBREGIRO_12M	Porcentaje de los periodos en los que la cuenta se sobregiró en los últimos 12 meses.
$\frac{\sum_{t=-11}^{t=0} SI(SP(i,t) > LC(i,t))}{12}$	$eqn="@IF(TIEMPO_VIDA_T0<12,999999,(@if(SALDOAPAGARTO>LIMITECREDITOT0,1,0)+@if(SALDOAPAGART_1>LIMITECREDITOT_1,1,0)+@if(SALDOAPAGART_2>LIMITECREDITOT_2,1,0)+@if(SALDOAPAGART_3>LIMITECREDITOT_3,1,0)+@if(SALDOAPAGART_4>LIMITECREDITOT_4,1,0)+@if(SALDOAPAGART_5>LIMITECREDITOT_5,1,0)+@if(SALDOAPAGART_6>LIMITECREDITOT_6,1,0)+@if(SALDOAPAGART_7>LIMITECREDITOT_7,1,0)+@if(SALDOAPAGART_8>LIMITECREDITOT_8,1,0)+@if(SALDOAPAGART_9>LIMITECREDITOT_9,1,0)+@if(SALDOAPAGART_10>LIMITECREDITOT_10,1,0)+@if(SALDOAPAGART_11>LIMITECREDITOT_11,1,0))/12)"$
PJE_ACTMAX_3M	Porcentaje que representa el saldo a pagar en la fecha de referencia respecto al máximo saldo a pagar de los últimos 3 meses.
$\frac{SP(i,t=0)}{\max_{t=-2}^{t=0} P(i,t)}$	$eqn="@if(@Max(SALDOAPAGART0,@Max(SALDOAPAGART_1,SALDOAPAGART_2))=0,999999,SALDOAPAGART0/@Max(SALDOAPAGART0,@Max(SALDOAPAGART_1,SALDOAPAGART_2)))"$
PJE_ACTMAX_6M	Porcentaje que representa el saldo a pagar en la fecha de referencia respecto al máximo saldo a pagar de los últimos 6 meses.
$\frac{SP(i,t=0)}{\max_{t=-5}^{t=0} P(i,t)}$	$eqn="@if(@Max(@Max(SALDOAPAGART0,SALDOAPAGART_1),@Max(@Max(SALDOAPAGART_2,SALDOAPAGART_3),@Max(SALDOAPAGART_4,SALDOAPAGART_5)))=0,999999,SALDOAPAGART0/@Max(@Max(SALDOAPAGART_1,SALDOAPAGART_1),@Max(@Max(SALDOAPAGART_2,SALDOAPAGART_3),@Max(SALDOAPAGART_4,SALDOAPAGART_5)))"$
PJE_ACTMAX_12M	Porcentaje que representa el saldo a pagar en la fecha de referencia respecto al máximo saldo a pagar de los últimos 12 meses.
$\frac{SP(i,t=0)}{\max_{t=-11}^{t=0} P(i,t)}$	$eqn = "@if(@Max(@Max(@Max(SALDOAPAGART0,SALDOAPAGART_1),@Max(SALDOAPAGART_2,SALDOAPAGART_3)),@Max(@Max(@Max(SALDOAPAGART_4,SALDOAPAGART_5),@Max(SALDOAPAGART_6,SALDOAPAGART_7)),@Max(@Max(SALDOAPAGART_8,SALDOAPAGART_9),@Max(SALDOAPAGART_10,SALDOAPAGART_11))))=0,999999,SALDOAPAGART0/@Max(@Max(@Max(SALDOAPAGART0,SALDOAPAGART_1),@Max(SALDOAPAGART_2,SALDOAPAGART_3)),@Max(@Max(@Max(SALDOAPAGART_4,SALDOAPAGART_5),@Max(SALDOAPAGART_6,SALDOAPAGART_7)),@Max(@Max(SALDOAPAGART_8,SALDOAPAGART_9),@Max(SALDOAPAGART_10,SALDOAPAGART_11))))"$
NUM_SALDOMAX_6M	Número de veces en las que el saldo a pagar fue igual al limite de crédito en los últimos 6 meses.
$\sum_{t=-5}^{t=0} SI(SP(i,t) = LC(i,t))$	$eqn="@if(VIVA_T0==1,@if(SALDOAPAGART0==LIMITECREDITOT0,1,0,0)+@if(VIVA_T_1==1,@if(SALDOAPAGART_1==LIMITECREDITOT_1,1,0,0)+@if(VIVA_T_2==1,@if(SALDOAPAGART_2==LIMITECREDITOT_2,1,0,0)+@if(VIVA_T_3==1,@if(SALDOAPAGART_3==LIMITECREDITOT_3,1,0,0)+@if(VIVA_T_4==1,@if(SALDOAPAGART_4==LIMITECREDITOT_4,1,0,0)+@if(VIVA_T_5==1,@if(SALDOAPAGART_5==LIMITECREDITOT_5,1,0,0))"$
NUM_SALDOMAX_12M	Número de veces en las que el saldo a pagar fue igual al limite de crédito en los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-11}^{t=0} SI(SP(i,t) = LC(i,t))$	$eqn="@IF(VIVA_T0==1,@IF(SALDOAPAGART0==LIMITECREDITOT0,1,0,0)+@IF(VIVA_T_1==1,@IF(SALDOAPAGART_1==LIMITECREDITOT_1,1,0,0)+@IF(VIVA_T_2==1,@IF(SALDOAPAGART_2==LIMITECREDITOT_2,1,0,0)+@IF(VIVA_T_3==1,@IF(SALDOAPAGART_3==LIMITECREDITOT_3,1,0,0)+@IF(VIVA_T_4==1,@IF(SALDOAPAGART_4==LIMITECREDITOT_4,1,0,0)+@IF(VIVA_T_5==1,@IF(SALDOAPAGART_5==LIMITECREDITOT_5,1,0,0)+@IF(VIVA_T_6==1,@IF(SALDOAPAGART_6==LIMITECREDITOT_6,1,0,0)+@IF(VIVA_T_7==1,@IF(SALDOAPAGART_7==LIMITECREDITOT_7,1,0,0)+@IF(VIVA_T_8==1,@IF(SALDOAPAGART_8==LIMITECREDITOT_8,1,0,0)+@IF(VIVA_T_9==1,@IF(SALDOAPAGART_9==LIMITECREDITOT_9,1,0,0)+@IF(VIVA_T_10==1,@IF(SALDOAPAGART_10==LIMITECREDITOT_10,1,0,0)+@IF(VIVA_T_11==1,@IF(SALDOAPAGART_11==LIMITECREDITOT_11,1,0,0))"$

PJE_ENDEU_6M	Porcentaje que representa el saldo a pagar en la fecha de referencia respecto al promedio del saldo a pagar de los últimos 6 meses.
$\frac{SP(i, t = 0)}{\sum_{t=-6}^{t=-1} SP(i, t)}$	$\text{eqn} = \text{"@IF(TIEMPO_VIDA_T0} < 6, 999999, \text{@if}((\text{SALDOAPAGART_1} + \text{SALDOAPAGART_2} + \text{SALDOAPAGART_3} + \text{SALDOAPAGART_4} + \text{SALDOAPAGART_5} + \text{SALDOAPAGART_6}) = 0, 999999, \text{SALDOAPAGART0} / ((\text{SALDOAPAGART_1} + \text{SALDOAPAGART_2} + \text{SALDOAPAGART_3} + \text{SALDOAPAGART_4} + \text{SALDOAPAGART_5} + \text{SALDOAPAGART_6}) / 6))\text{"}$
PJE_ENDEU_12M	Porcentaje que representa el saldo a pagar en la fecha de referencia respecto al promedio del saldo a pagar de los últimos 12 meses.
$\frac{SP(i, t = 0)}{\sum_{t=-12}^{t=-1} SP(i, t)}$	$\text{eqn} = \text{"@if}(\text{TIEMPO_VIDA_T0} < 12, 999999, \text{@if}((\text{SALDOAPAGART_1} + \text{SALDOAPAGART_2} + \text{SALDOAPAGART_3} + \text{SALDOAPAGART_4} + \text{SALDOAPAGART_5} + \text{SALDOAPAGART_6} + \text{SALDOAPAGART_7} + \text{SALDOAPAGART_8} + \text{SALDOAPAGART_9} + \text{SALDOAPAGART_10} + \text{SALDOAPAGART_11} + \text{SALDOAPAGART_12}) = 0, 999999, \text{SALDOAPAGART0} / ((\text{SALDOAPAGART_1} + \text{SALDOAPAGART_2} + \text{SALDOAPAGART_3} + \text{SALDOAPAGART_4} + \text{SALDOAPAGART_5} + \text{SALDOAPAGART_6} + \text{SALDOAPAGART_7} + \text{SALDOAPAGART_8} + \text{SALDOAPAGART_9} + \text{SALDOAPAGART_10} + \text{SALDOAPAGART_11} + \text{SALDOAPAGART_12}) / 12))\text{"}$
PJE_ENDEU_1TRIM	Porcentaje que representa el promedio del saldo a pagar del último trimestre respecto al promedio del saldo a pagar del trimestre anterior al último trimestre.
$\frac{\sum_{t=-2}^{t=0} SP(i, t)}{\sum_{t=-5}^{t=-3} SP(i, t)}$	$\text{eqn} = \text{"@if}(\text{TIEMPO_VIDA_T0} < 6, 999999, \text{@if}((\text{SALDOAPAGART_3} + \text{SALDOAPAGART_4} + \text{SALDOAPAGART_5}) = 0, 999999, ((\text{SALDOAPAGART0} + \text{SALDOAPAGART_1} + \text{SALDOAPAGART_2}) / 3) / ((\text{SALDOAPAGART_3} + \text{SALDOAPAGART_4} + \text{SALDOAPAGART_5}) / 3))\text{"}$
INC_CONSEC_3M	Número de incrementos consecutivos en el saldo durante los últimos 3 meses.
$\sum_{t=-2}^{t=0} SI(LC(i, t) > LC(i, t - 1))$	$\text{eqn} = \text{"@if}(\text{MOVSALDO_T0} = -1, 0, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_1} = -1, 1, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_2} = -1, 2, 3))\text{"}$
INC_CONSEC_6M	Número de incrementos consecutivos en el saldo durante los últimos 6 meses.
$\sum_{t=-5}^{t=0} SI(LC(i, t) > LC(i, t - 1))$	$\text{eqn} = \text{"@if}(\text{MOVSALDO_T0} = -1, 0, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_1} = -1, 1, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_2} = -1, 2, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_3} = -1, 3, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_4} = -1, 4, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_5} = -1, 5, 6))))\text{"}$
INC_CONSEC_12M	Número de incrementos consecutivos en el saldo durante los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-11}^{t=0} SI(LC(i, t) > LC(i, t - 1))$	$\text{eqn} = \text{"@if}(\text{MOVSALDO_T0} = -1, 0, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_1} = -1, 1, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_2} = -1, 2, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_3} = -1, 3, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_4} = -1, 4, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_5} = -1, 5, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_6} = -1, 6, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_7} = -1, 7, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_8} = -1, 8, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_9} = -1, 9, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_10} = -1, 10, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_11} = -1, 11, 12))))))))))\text{"}$
DEC_CONSEC_3M	Número de decrementos consecutivos en el saldo durante los últimos 3 meses.
$\sum_{t=-2}^{t=0} SI(LC(i, t) < LC(i, t - 1))$	$\text{eqn} = \text{"@if}(\text{MOVSALDO_T0} = 1, 0, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_1} = 1, 1, \text{@if}(\text{MOVSALDO_T_2} = 1, 2, 3))\text{"}$

DEC_CONSEC_6M	Número de decrementos consecutivos en el saldo durante los últimos 6 meses.
$\sum_{t=-5}^{t=0} SI(LC(i,t) < LC(i,t-1))$	eqn="@if(MOV_SALDO_T0==1,0,@if(MOV_SALDO_T_1==1,1,@if(MOV_SALDO_T_2==1,2,@if(MOV_SALDO_T_3==1,3,@if(MOV_SALDO_T_4==1,4,@if(MOV_SALDO_T_5==1,5,6))))))"
DEC_CONSEC_12M	Número de decrementos consecutivos en el saldo durante los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-11}^{t=0} SI(LC(i,t) < LC(i,t-1))$	eqn="@if(MOV_SALDO_T0==1,0,@if(MOV_SALDO_T_1==1,1,@if(MOV_SALDO_T_2==1,2,@if(MOV_SALDO_T_3==1,3,@if(MOV_SALDO_T_4==1,4,@if(MOV_SALDO_T_5==1,5,@if(MOV_SALDO_T_6==1,6,@if(MOV_SALDO_T_7==1,7,@if(MOV_SALDO_T_8==1,8,@if(MOV_SALDO_T_9==1,9,@if(MOV_SALDO_T_10==1,10,@if(MOV_SALDO_T_11==1,11,12))))))))))"
INACUM_TO	Número de incrementos acumulados en el saldo durante los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-11}^{t=0} LC(i,t) > LC(i,t-1)$	eqn="@if(movsaldo_t_11==1,1,0)+@if(movsaldo_t_10==1,1,0)+@if(movsaldo_t_9==1,1,0)+@if(movsaldo_t_8==1,1,0)+@if(movsaldo_t_7==1,1,0)+@if(movsaldo_t_6==1,1,0)+@if(movsaldo_t_5==1,1,0)+@if(movsaldo_t_4==1,1,0)+@if(movsaldo_t_3==1,1,0)+@if(movsaldo_t_2==1,1,0)+@if(movsaldo_t_1==1,1,0)+@if(movsaldo_t0==1,1,0)"
DECACUM_TO	Número de decrementos acumulados en el saldo durante los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-11}^{t=0} LC(i,t) < LC(i,t-1)$	eqn = "@if(movsaldo_t_11==1,1,0)+@if(movsaldo_t_10==1,1,0)+@if(movsaldo_t_9==1,1,0)+@if(movsaldo_t_8==1,1,0)+@if(movsaldo_t_7==1,1,0)+@if(movsaldo_t_6==1,1,0)+@if(movsaldo_t_5==1,1,0)+@if(movsaldo_t_4==1,1,0)+@if(movsaldo_t_3==1,1,0)+@if(movsaldo_t_2==1,1,0)+@if(movsaldo_t_1==1,1,0)+@if(movsaldo_t0==1,1,0)"
PLAZOTEO_TO	Plazo teórico (meses) en el que se cubriría el adeudo a partir del pago mínimo exigible y la tasa de interés del producto.
$\ln \frac{PM(i,0)}{PM(i,0) - \frac{TI(i,0)}{12} * SP(i,0)}$ $\ln \left(1 + \frac{TI(i,0)}{12} \right)$	eqn="@if(TASAANUALTO==0.OR.SALDOAPAGARTO==0.OR.MÍNIMOEXIGIBLETO==0,999999,@if(INSTITUCION=="Bancomer",@log(MÍNIMOEXIGIBLETO/(MÍNIMOEXIGIBLETO-(TASAANUALTO/100)*SALDOAPAGARTO))/@log(1+((TASAANUALTO/100))),@log(MÍNIMOEXIGIBLETO/(MÍNIMOEXIGIBLETO-(TASAANUALTO/100)/12*SALDOAPAGARTO))/@log(1+((TASAANUALTO/100)/12))))"
PZOTEOPT_TO	Plazo teórico (meses) en el que se cubriría el adeudo a partir del pago realizado por el acreditado y la tasa de interés del producto.
$\ln \frac{PT(i,0)}{PT(i,0) - \frac{TI(i,0)}{12} * SP(i,0)}$ $\ln \left(1 + \frac{TI(i,0)}{12} \right)$	eqn="@if(TASAANUALTO==0 .OR. SALDOAPAGARTO==0.OR.(PAGOSENTIEMPOTO + PAGOSADICIONTO)==0,999999,@if(INSTITUCION="Bancomer",@log((PAGOSENTIEMPOTO+PAGOSADICIONTO)/((TASAANUALTO/100)*SALDOAPAGARTO))/@log(1+((TASAANUALTO/100))),@log((PAGOSENTIEMPOTO+PAGOSADICIONTO)/((PAGOSENTIEMPOTO+PAGOSADICIONTO)-(TASAANUALTO/12)/100*SALDOAPAGARTO))/@log(1+((TASAANUALTO/12)/100))))"
Información de Buró de Crédito	
ANT	Meses de antigüedad de la cuenta en la institución.
T_0 – Fecha de apertura	@age(fecha de referencia,fecha_apertura)/30

CUENTAS_HIP_TO_SUM	Número de cuentas de hipotecas o pagos fijos en la fecha de referencia (Abiertas antes de la fecha de referencia y NO cerradas antes de la fecha de referencia).
$\sum_{t=-12}^{t=0} H(i,t)$	
CUENTAS_REV_TO_SUM	Número de cuentas revolventes o sin límite establecido en la fecha de referencia (Abiertas antes de la fecha de referencia y NO cerradas antes de la fecha de referencia).
$\sum_{t=-12}^{t=0} R(i,t)$	
CUENTAS_TOT_TO_SUM	Número de cuentas existentes en la fecha de referencia (Abiertas antes de la fecha de referencia y NO cerradas antes de la fecha de referencia).
$\sum_{t=-12}^{t=0} H(i,t) + R(i,t)$	
HIPOTECA_TO_SUM	Número de créditos hipotecarios en la fecha de referencia.
$\sum_{t=0}^{t=0} H(i,t)$	
APERTURA_HIP_HIST_SUM	Número de cuentas de hipotecas o pagos fijos que se abrieron entre la fecha de referencia y los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-12}^{t=0} AH(i,t)$	
APERTURA_REV_HIST_SUM	Número de cuentas revolventes o sin límite establecido que se abrieron entre la fecha de referencia y los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-12}^{t=0} AR(i,t)$	
APERTURA_TOT_HIST_SUM	Número de cuentas que se abrieron entre la fecha de referencia y los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-12}^{t=0} AH(i,t) + AR(i,t)$	
CIERRE_HIP_HIST_SUM	Número de cuentas de hipotecas o pagos fijos que se cerraron entre la fecha de referencia y los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-12}^{t=0} CH(i,t)$	

CIERRE_REV_HIST_SUM	Número de cuentas revolventes o sin límite establecido que se cerraron entre la fecha de referencia y los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-12}^{t=0} CR(i,t)$	
CIERRE_TOT_HIST	Número de cuentas que se cerraron entre la fecha de referencia y los últimos 12 meses.
$\sum_{t=-12}^{t=0} CH(i,t) + CR(i,t)$	
ANTIG_BURO_TO	Antigüedad de un acreditado en el Buró de Crédito respecto a la fecha de referencia (meses).
$T_0 - \text{Fecha de registro en buró}$	@age(fecha de referencia, fecha_registro_buró)/30
MOROSIDAD_HIST	Indica si una cuenta presentó morosidad entre la fecha de referencia y los últimos 12 meses.
$SI(PT(i,t) + PA(i,t) < PM(i,t), 1, 0)$	
 <u>Comportamiento Laboral</u>	
INGRESO_SM_TO	Ingreso en salarios mínimos mensuales en la fecha de referencia.
$SM(t = 0)$	
PROM_INGSM_6M	Promedio del ingreso en salarios mínimos mensuales en los últimos 6 meses.
$\frac{\sum_{t=-5}^{t=0} SM(i,t)}{6}$	
PROM_INGSM_12M	Promedio del ingreso en salarios mínimos mensuales en los últimos 12 meses.
$\frac{\sum_{t=-11}^{t=0} SM(i,t)}{12}$	
DIAS_COT_TO	Número de días que cotizó al INFONAVIT en la fecha de referencia.
$DC(t = 0)$	
PROM_DIAS_6M	Promedio del número de días que cotizó al INFONAVIT en los últimos 6 meses.
$\frac{\sum_{t=-5}^{t=0} DC(i,t)}{6}$	

PROM_DIAS_12M	Promedio del número de días que cotizó al INFONAVIT en los últimos 12 meses.
$\frac{\sum_{t=-11}^{t=0} DC(i,t)}{12}$	
CREDITO_TO	Indica si tiene un crédito en el INFONAVIT en la fecha de referencia.
$SI(INFONAVIT(t=0) = si,1,0)$	
FILIACION_TO	Indica si esta afiliado al IMSS en la fecha de referencia.
$SI(F(t=0) = Afiliado,1,0)$	

Anexo 5 Área bajo la curva ROC de cada variable

Se presenta para las variables que se utilizaron en el ejercicio el área bajo la curva ROC (ABC ROC) obtenida en la regresión logística.

	NOMBRE DE LA VARIABLE	ABC ROC
Pagos	%PAGO	75.43%
	PJE_PAGO_3M	74.16%
	PJE_PAGO_6M	73.42%
	PJE_PAGO_12M	73.44%
	PJE_TOTALERO_3M	61.71%
	PJE_TOTALERO_6M	64.15%
	PJE_TOTALERO_12M	71.46%
	NUM_INC_PAGO	55.34%
NUM_DEC_PAGO	54.37%	
Pago Mínimo	PJE_PAGOMIN_TO	41.26%
	PROM_PAGOMIN_3M	43.99%
	PROM_PAGOMIN_6M	49.42%
	PROM_PAGOMIN_12M	63.20%
	PMIN_CAPITAL_TO	54.14%
	PMIN_INTERES_TO	54.14%
	NUM_INC_PAGOMIN	51.80%
	NUM_DEC_PAGOMIN	50.60%
PMIN_PROM_MORA0	59.85%	
Mora	SUM_IMPAGO_3M	77.48%
	MAX_IMPAGO_3	71.73%
	IMPAGO_ACT	71.73%
	IMPAGO_HIS	78.37%
	IMPAGO_HIS_12	76.19%
	INC_IMPAGO_12M	76.17%
	PER_MAS1MMIN_12M	69.48%
VECES2IMPAGO	69.30%	
Tiempo	PLAZOTEO_TO	56.81%
	PZOTEOPT_TO	73.69%
	ANT	64.66%
Buró	CUENTAS_HIP_TO_SUM	55.51%
	CUENTAS_REV_TO_SUM	50.89%
	CUENTAS_TOT_TO_SUM	52.54%
	HIPOTECA_TO_SUM	51.27%
	APERTURA_HIP_HIST_SUM	54.26%
	APERTURA_REV_HIST_SUM	59.60%
	APERTURA_TOT_HIST_SUM	60.13%
	CIERRE_HIP_HIST_SUM	52.07%

	NOMBRE DE LA VARIABLE	ABC ROC
Uso Línea	%USO	70.02%
	PROM_USOLIN_3M	71.31%
	PROM_USOLIN_6M	74.86%
	PROM_USOLIN_12M	82.67%
	MAX_USOLINEA_3M	68.67%
	MAX_USOLINEA_6M	67.87%
	MAX_USOLINEA_12M	66.40%
	MAXINC_LIMITE	62.28%
PJE_SOBREGIRO_3M	65.68%	
PJE_SOBREGIRO_6M	72.23%	
PJE_SOBREGIRO_12M	82.00%	
Saldo	PJE_ACTMAX_3M	61.53%
	PJE_ACTMAX_6M	63.61%
	PJE_ACTMAX_12M	65.54%
	NUM_SALDOMAX_6M	49.85%
	NUM_SALDOMAX_12M	49.86%
	PJE_ENDEU_6M	47.01%
	PJE_ENDEU_12M	58.48%
	PJE_ENDEU_1TRIM	47.04%
	INC_CONSEC_3M	60.94%
	INC_CONSEC_6M	58.27%
	INC_CONSEC_12M	50.47%
	DEC_CONSEC_3M	61.54%
	DEC_CONSEC_6M	64.00%
DEC_CONSEC_12M	65.80%	
INACUM_TO	61.25%	
DECACUM_TO	58.66%	
Buró	CIERRE_REV_HIST_SUM	51.59%
	CIERRE_TOT_HIST	50.73%
	MOROSIDAD_HIST	67.17%
ANTIG_BURO_TO	62.60%	
INFONAVIT	INGRESO_SM_TO	80.69%
	PROM_INGSM_6M	80.82%
	PROM_INGSM_12M	80.77%
	FILIACION_TO	75.19%
	CREDITO_TO	73.01%
	DIAS_COT_TO	75.87%
	PROM_DIAS_6M	75.87%
	PROM_DIAS_12M	75.99%

Anexo 6 Modelos de estimación de Probabilidad de Incumplimiento

Impagos Actuales

Variables Impagos Actuales

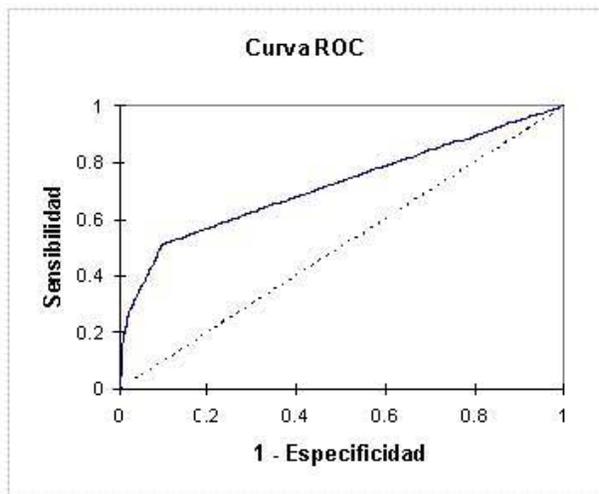
Descripción Número de moras consecutivas en TD. La regresión se realizó con la variable independiente IMPAGO_ACT (Impagos consecutivos en TD) para describir el fenómeno de incumplimiento (INCUMP_90C_4).

Explicación Estadística	3
Facilidad de Armado	4

Análisis de la Regresión Logística

Ecuación $INCJMP_90D_4 = 1 / (1 + \exp(-(-2.28432229437307 + 1.46033832232556 * IMPAGO_ACT)))$

Área bajo de la curva ROC 71.73%



Estimadores	Valor	Chi-cuadrado de Wald	Pr > Chi²
Constante	-2.2843	23,430.74	< 0.0001
$\beta(IMPAGO_ACT)$	1.4603	6,877.65	< 0.0001

Tabla de Contingencia

de \ a	0	1	Total	% correcto
0	49,296	1,020	50,316	97.97%
1	6,552	2,441	8,993	27.14%
Total	55,848	3,461	59,309	87.23%

Resultados

Resultados	
Intervalo	PD
0	9.24%
1	30.49%
2	65.39%
3	89.06%
4	100.00%

Impagos Actuales e Históricos

Variables Impagos Actuales e Impagos Históricos

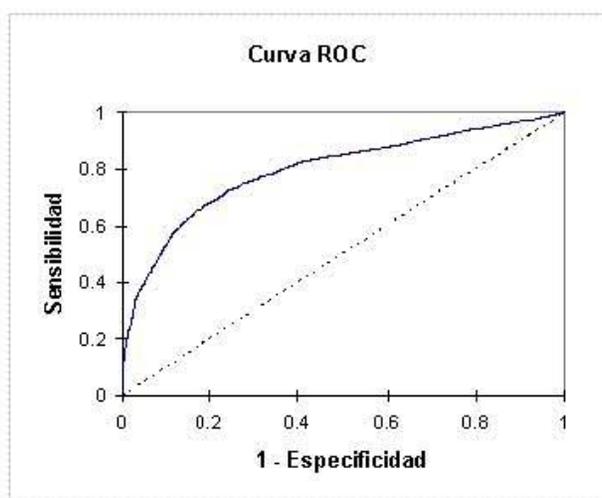
Descripción La regresión se realizó con dos variables independientes de mora, IMPAGO_HIS_12 (Impagos en los últimos 12 meses) e IMPAGO_ACT (Impagos consecutivos en TD) para describir el fenómeno de incumplimiento (INCUMP_90D_4).

Explicación Estadística	3
Facilidad de Armado	3

Análisis de la Regresión Logística

Ecuación $INCUMP_90D_4 = 1 / (1 + \exp(-(-2.60047847456818 + 1.10217279280906 * IMPAGO_ACT + 0.282095855814937 * IMPAGO_HIS_12)))$

Área bajo de la curva ROC 79.19%



Estimadores	Valor	Chi-cuadrado de Wald	Pr > Chi²
Constante	-2.6005	21,050.68	< 0.0001
$\beta(IMPAGO_ACT)$	1.1022	3,373.71	< 0.0001
$\beta(IMPAGO_HIS_12)$	0.2821	1,746.92	< 0.0001

Tabla de Contingencia

de \ a	0	1	Total	% correcto
0	48,995	1,321	50,316	97.37%
1	6,246	2,747	8,993	30.55%
Total	55,241	4,068	59,309	87.24%

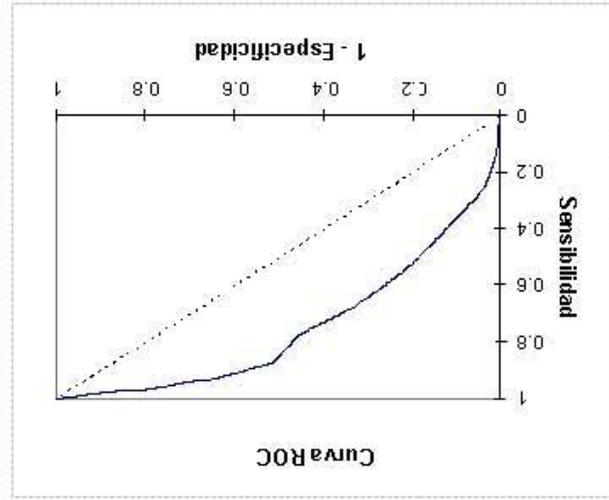
Resultados

		Probabilidad de Incumplimiento											
		Periodos de Impagos Históricos											
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Periodos de Impagos Actuales	0	6.91%	8.96%	11.54%	14.75%	18.66%	23.33%	28.74%	34.85%	41.49%	48.46%	55.49%	62.31%
	1		22.86%	28.21%	34.25%	40.86%	47.81%	54.84%	61.69%	68.10%	73.90%	78.96%	83.27%
	2			54.19%	61.07%	67.53%	73.39%	78.52%	82.90%	86.54%	89.50%	91.87%	93.74%
	3				82.52%	86.23%	89.25%	91.67%	93.59%	95.09%	96.25%	97.14%	97.83%
	4					94.96%	96.15%	97.07%	97.77%	98.31%	98.72%	99.03%	99.27%

Probabilidad de incumplimiento		%USO										
		0%	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%	100%
0%	10%	1.73%	1.95%	2.19%	2.46%	2.76%	3.11%	3.49%	3.97%	4.49%	5.02%	5.52%
10%	20%	2.39%	2.69%	3.02%	3.39%	3.70%	4.04%	4.33%	4.53%	4.66%	4.73%	4.78%
20%	30%	2.94%	3.30%	3.70%	4.04%	4.33%	4.53%	4.66%	4.73%	4.78%	4.81%	4.83%
30%	40%	3.60%	3.94%	4.27%	4.53%	4.66%	4.73%	4.78%	4.81%	4.83%	4.84%	4.85%
40%	50%	4.41%	4.69%	4.94%	5.08%	5.14%	5.18%	5.21%	5.23%	5.25%	5.26%	5.27%
50%	60%	5.39%	5.54%	5.60%	5.63%	5.65%	5.66%	5.67%	5.68%	5.69%	5.70%	5.71%
60%	70%	6.57%	6.67%	6.70%	6.72%	6.73%	6.74%	6.75%	6.76%	6.77%	6.78%	6.79%
70%	80%	7.99%	8.02%	8.04%	8.05%	8.06%	8.07%	8.08%	8.09%	8.10%	8.11%	8.12%
80%	90%	9.68%	9.69%	9.70%	9.71%	9.72%	9.73%	9.74%	9.75%	9.76%	9.77%	9.78%
90%	100%	11.69%	11.69%	11.70%	11.71%	11.72%	11.73%	11.74%	11.75%	11.76%	11.77%	11.78%
100%	100%	12.66%	12.66%	12.67%	12.68%	12.69%	12.70%	12.71%	12.72%	12.73%	12.74%	12.75%

Resultados

de la	0	1	Total
0	50,300	8,900	59,200
1	16	93	109
Total	50,316	8,993	59,309
% correcto	99.97%	1.03%	84.97%



Area bajo de la curva ROC 74.80%

Estimadores	Valor	Chi-cuadrado de Wald	Pt > Chi²
Constante	-1.9309	4.063.85	< 0.0001
β(%PAGO)	-2.1090	1.350.39	< 0.0001
β(%USO)	1.1994	1.222.47	< 0.0001

Ecuación $INCUMF_{90D_4} = 1 / (1 + \exp(-(-1.9309110691587 - 2.10901227480714 * \%PAGO + 1.19938237521383 * \%USO)))$

Análisis de la Regresión Logística

Explicación Estadística 3
Facilidad de Armado 5

Variables Porcentaje de Pago y Porcentaje de Uso de Línea

Descripción

La regresión se realizó con dos variables de saldo independientes %PAGO (Porcentaje de Pago en TD) y %USO (Porcentaje de Uso de la Línea en TD) para describir el incumplimiento (INCUMF_90D_4)

Uso de Línea (%) Y Pago (%)

Impagos, Uso Línea(%), Pago(%) y Antigüedad

Variabes Impagos Actuales, Impagos Históricos, Porcentaje de Pago, Porcentaje de Uso de Línea y Antigüedad

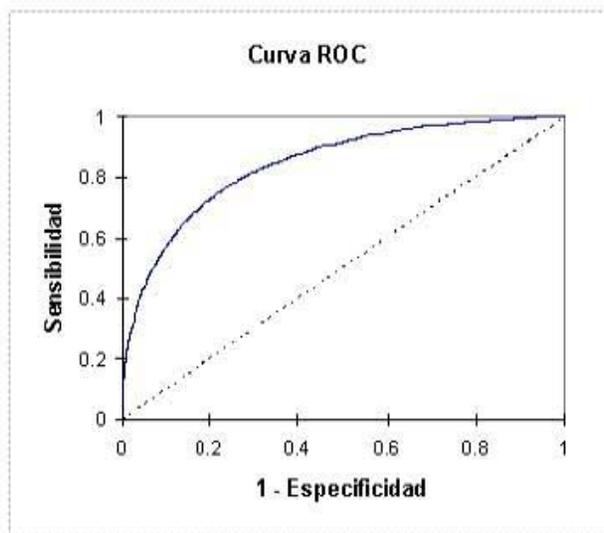
Descripción La regresión se realizó con cinco variables independientes, arriba mencionadas, para describir el incumplimiento (INCUMP_90D_4).

Explicación Estadística	4
Facilidad de Armado	3

Análisis de la Regresión Logística

Ecuación	$INCUMP_90D_4 = 1 / (1 + \exp(-(-2.42061199980237 + 0.911887903895551 * IMPAGO_ACT + 0.2347 * 8475652046 * IMPAGO_HIS_12 - 0.926436235919875 * \%PAGO + 0.996746473170463 * \%USO - 1.19836797344774E-02 * ANT)))$
-----------------	---

Área bajo de la curva ROC	84.09%
----------------------------------	--------



Estimadores	Valor	Chi-cuadrado de Wald	Pr > Chi²
Constante	-2.4205	4,425.45	< 0.0001
β(IMPAGO_ACT)	0.9113	1,972.10	< 0.0001
β(IMPAGO_HIS_12)	0.2347	1,049.59	< 0.0001
β(%PAGO)	-0.9264	296.88	< 0.0001
β(%USO)	0.9967	703.48	< 0.0001
β(ANT)	-0.0123	684.42	< 0.0001

de \ a	0	1	Total	% correcto
0	49,085	1,231	50,316	97.55%
1	6,203	2,784	8,987	30.96%
Total	55,294	4,015	59,309	87.46%

Impago Actual, Uso Línea(%), Pago(%) y Antigüedad

Variabes Impagos Actuales, Porcentaje de Pago, Porcentaje de Uso de Línea y Antigüedad

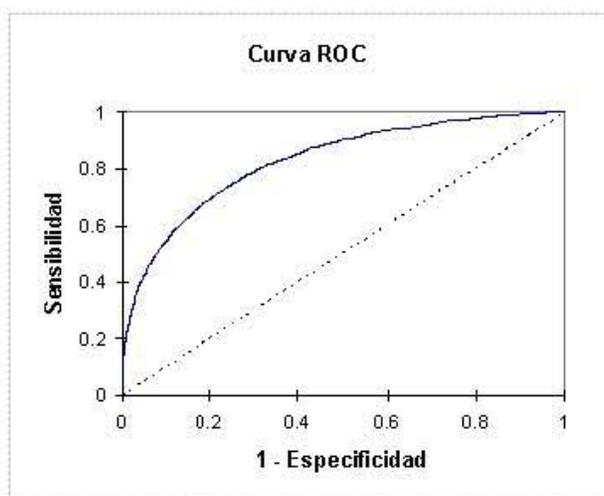
Descripción La regresión se realizó con cuatro variables independientes de situación actual, arriba mencionadas, para describir al incumplimiento (INCUMP_90D_4).

Explicación Estadística	4
Facilidad de Armado	4

Análisis de la Regresión Logística

Ecuación $INCUMP_90D_4 = 1 / (1 + \exp(-(-2.37691710540039 + 1.20769073015597 * IMPAGO_ACT - 0.851560409046602 * \%PAGO + 1.28036413556121 * \%USO - 1.05099979634862E-02 * ANT)))$

Área bajo de la curva ROC 82.54%



Estimadores	Valor	Chi-cuadrado de Wald	Pr > Chi²
Constante	-2.3768	4,291.61	< 0.0001
β(IMPAGO_ACT)	1.2077	4,051.61	< 0.0001
β(%PAGO)	-0.8516	257.77	< 0.0001
β(%USO)	1.2804	1,218.02	< 0.0001
β(ANT)	-0.0105	614.20	< 0.0001

Tabla de Contingencia

de \ a	0	1	Total	% correcto
0	49,274	1,042	50,316	97.93%
1	6,346	2,647	8,993	29.43%
Total	55,620	3,689	59,309	87.54%

Stepwise (52-6)

Variables PJE_PAGO_T0, PJE_PAGO_3M, PJE_PAGO_6M, PJE_PAGO_12M, PJE_TOTALERO_3M, PJE_TOTALERO_6M, PJE_TOTALERO_12M, SUM_IMPAGO_3M, IMPAGO_HIS, MAX_IMPAGO_3, IMPAGO_ACT, IMPAGO_HIS_12, PER_MAS1MMIN_12M, INC_IMPAGO_12M, VECES2IMPAGO, %USO, PROM_USOLIN_3M, PROM_USOLIN_6M, PROM_USOLIN_12M, PJE_SOBREGIRO_3M, PJE_SOBREGIRO_6M, PJE_SOBREGIRO_12M, MAX_USOLINEA_3M, MAX_USOLINEA_6M, MAX_USOLINEA_12M, NUM_SALDOMAX_6M, NUM_SALDOMAX_12M, INC_CONSEC_3M, INC_CONSEC_6M, INC_CONSEC_12M, DEC_CONSEC_3M, DEC_CONSEC_6M, DEC_CONSEC_12M, NUM_INC_PAGOMIN, NUM_DEC_PAGOMIN, MAXINC_LIMITE, NUM_DEC_PAGO, NUM_INC_PAGO, PJE_ENDEU_6M, PJE_ENDEU_12M, PJE_ENDEU_1TRIM, PJE_ACTMAX_3M, PJE_ACTMAX_6M, PJE_ACTMAX_12M, PROM_PAGOMIN_3M, PROM_PAGOMIN_6M, PROM_PAGOMIN_12M, PMIN_CAPITAL_T0, PMIN_INTERES_T0, PLAZOTE0_T0, PZOTE0PT_T0, ANT

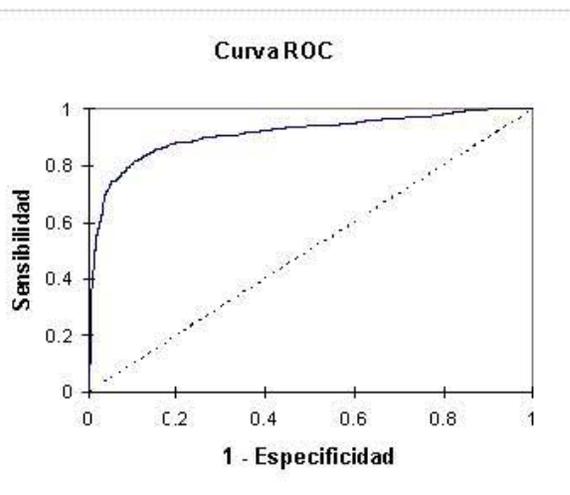
Descripción La regresión se realizó con las cincuenta y dos variables independientes arriba mencionadas para describir al incumplimiento (INCUMP_90D_4), usando un método de selección de variables Stepwise con un p-value de entrada de 1.0E-46 y un p-value de salida de 1.5E-46. Se realizó en SAS.

Explicación Estadística	5
Facilidad de Armado	2

Análisis de la Regresión Logística

Ecuación $INCIMP_90D_4 = 1 / (1 + \exp(-(-1.26528901286277 + 0.513565402371379 * MORAMIN_HIS + 0.648994109576129 * MAX_MORAMIN_3 + 3.43735784731583 * PROM_USOLIN_12M - 7.38751100303126 * PJE_TOTALERO_12M - 0.218776122294457 * INC_CONSEC_12M - 0.376941868885001 * DEC_CONSEC_12M)))$

Área bajo de la curva ROC 91.09%



Estimadores	Valor	Chi-cuadrado de Wald	Pr > Chi²
Constante	-1.2653	149.99	< 0.0001
β(IMPAGO_HIS)	0.5136	1,297.72	< 0.0001
β(MAX_IMPAGO_3)	0.6490	678.29	< 0.0001
β(PROM_USOLIN_12M)	3.4374	1,314.89	< 0.0001
β(PJE_TOTALERO_12M)	-7.3875	1,063.24	< 0.0001
β(INC_CONSEC_12M)	-0.2188	953.34	< 0.0001
β(DEC_CONSEC_12M)	-0.3769	2,641.55	< 0.0001

Tabla de Contingencia

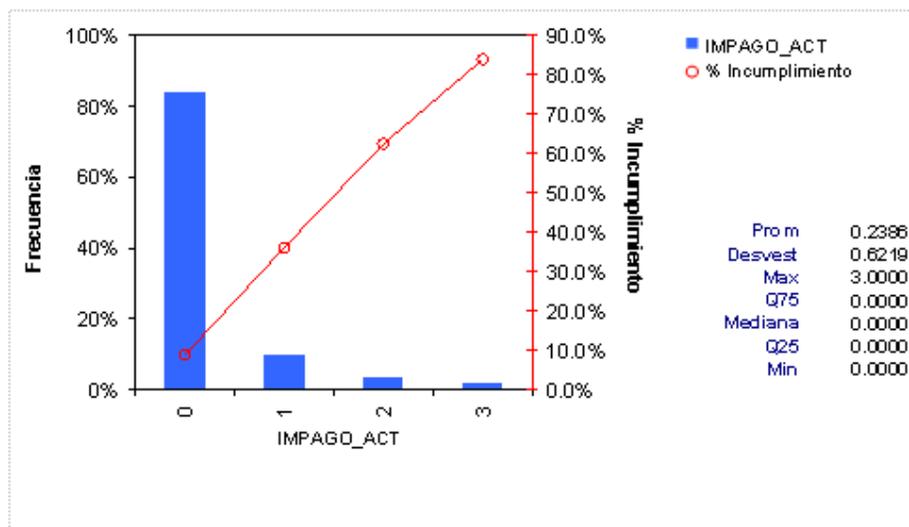
de \ a	0	1	Total	% correcto
0	48,667	1,447	50,114	97.11%
1	4,797	6,082	10,879	55.91%
Total	53,464	7,529	60,993	89.76%

Anexo 7 Variables del Modelo Seleccionado

A continuación se presentan los análisis exploratorios con la regresión del incumplimiento con cada una de las variables seleccionadas para el modelo.

Impago actual (IMPAGO_ACT): Número de periodos consecutivos, a la fecha de referencia, en los que el acreditado no ha cubierto el pago mínimo exigible.

Estadísticas de la variable

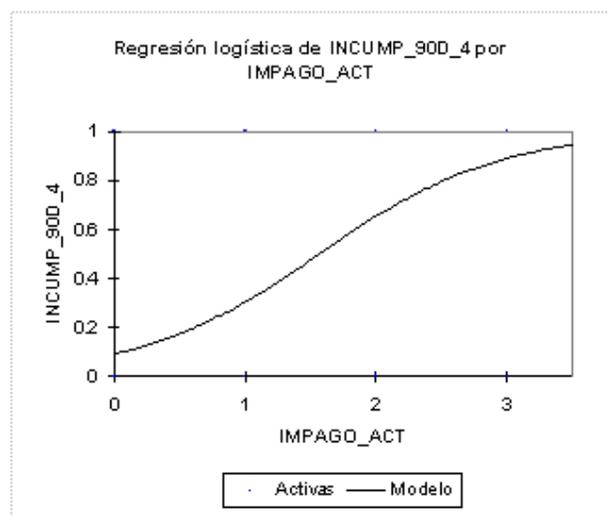
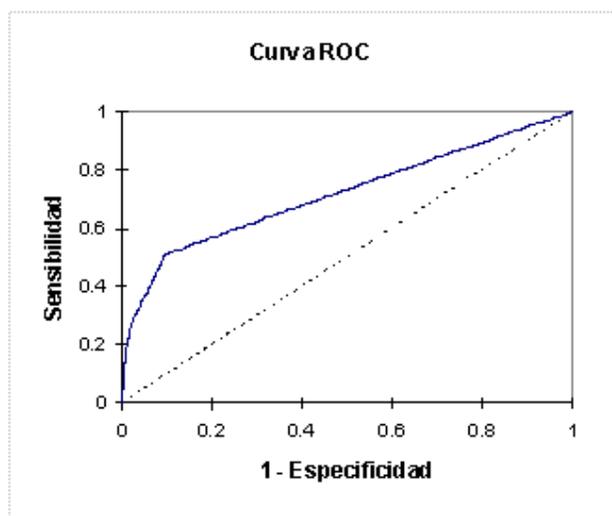


Máximo	3
Mínimo	0

Intervalo	PD
0	9.24%
1	30.49%
2	65.39%
3	89.06%
4	100.00%

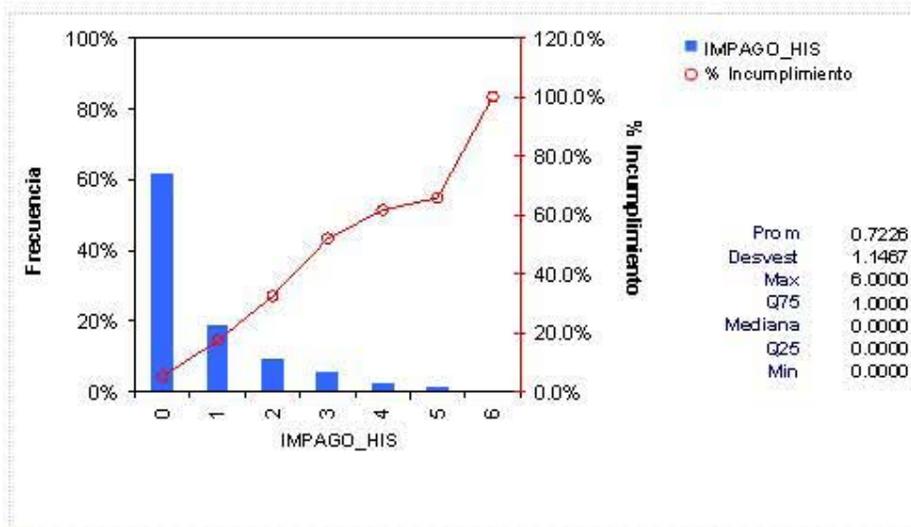
Análisis de la Regresión Logística

Área bajo de la curva ROC: 71.73%



Impago histórico (IMPAGO_HIS): Número de periodos en los que el acreditado no ha cubierto el pago mínimo exigible en los últimos 6 meses.

Estadísticas de la variable

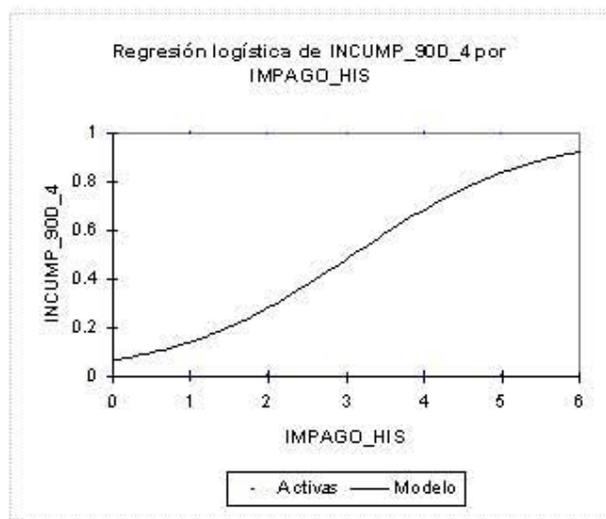
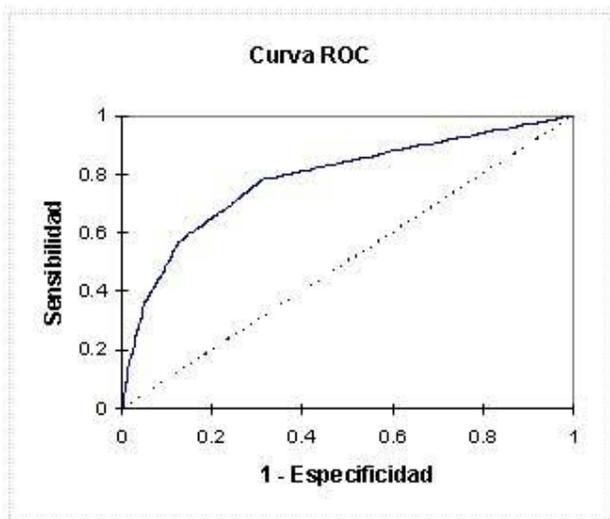


Máximo	6
Mínimo	0

Intervalo	PD
0	6.60%
1	14.31%
2	28.30%
3	48.26%
4	68.79%
5	83.89%
6	92.49%

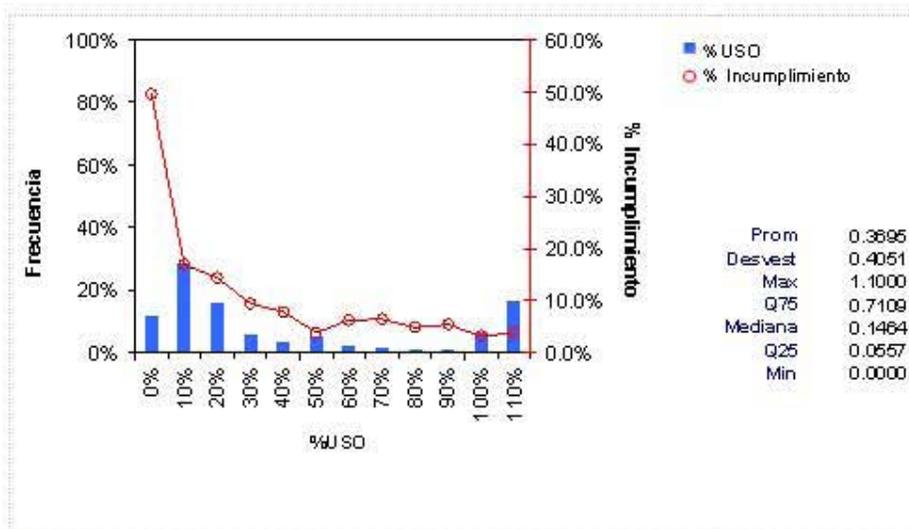
Análisis de la Regresión Logística

Área bajo de la curva ROC 78.37%



Porcentaje de pago (%PAGO): Porcentaje que representan los pagos realizados en el periodo respecto al saldo a pagar en la fecha de referencia.

Estadísticas de la variable

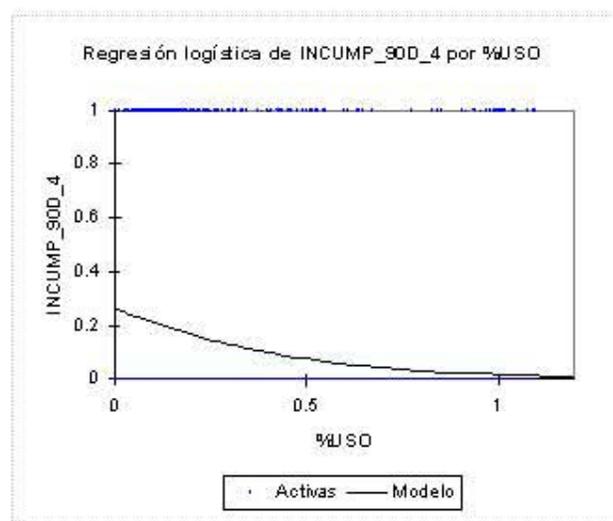
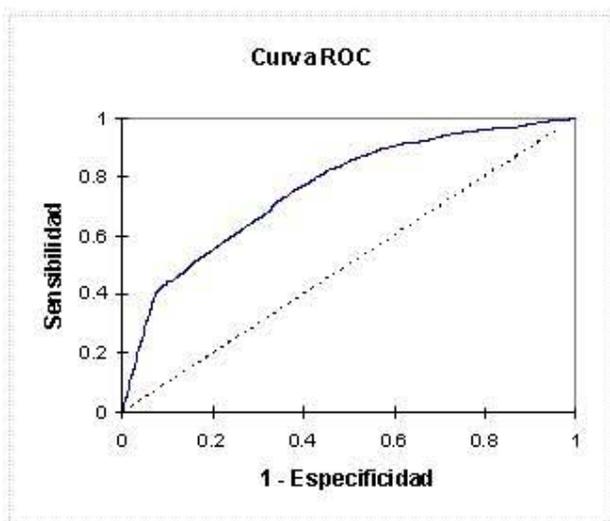


Máximo	110%
Mínimo	0%

Intervalo	PD
0%	26.00%
10%	20.94%
20%	16.65%
30%	13.10%
40%	10.21%
50%	7.90%
60%	6.07%
70%	4.65%
80%	3.55%
90%	2.70%
100%	2.05%
110%	1.55%

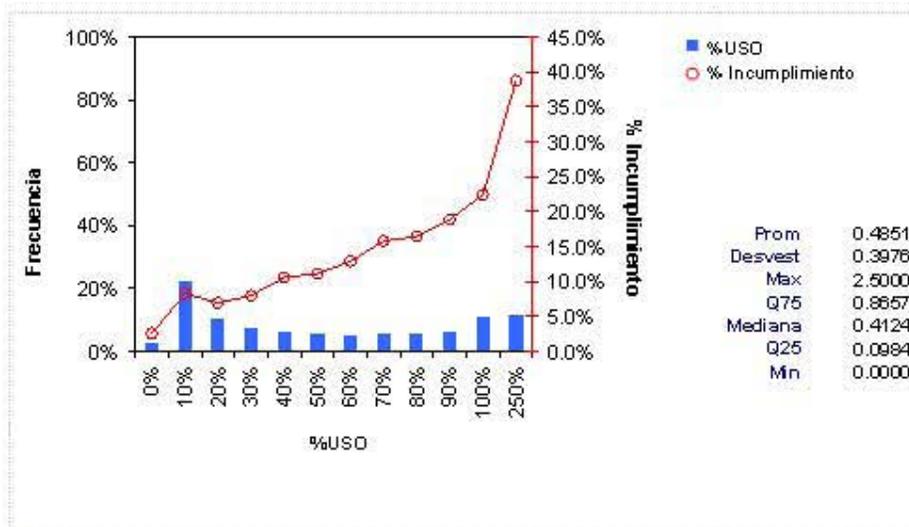
Análisis de la Regresión Logística

Área bajo de la curva ROC: 75.43%



Porcentaje de uso de línea (%USO): Porcentaje que representa el saldo a pagar respecto al límite de crédito en la fecha de referencia.

Estadísticas de la variable

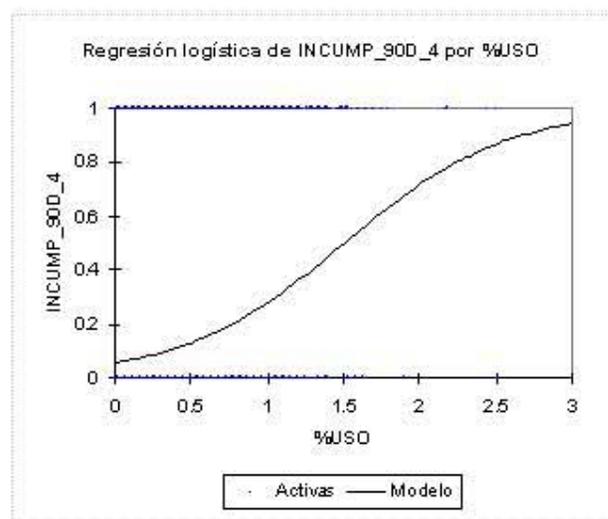
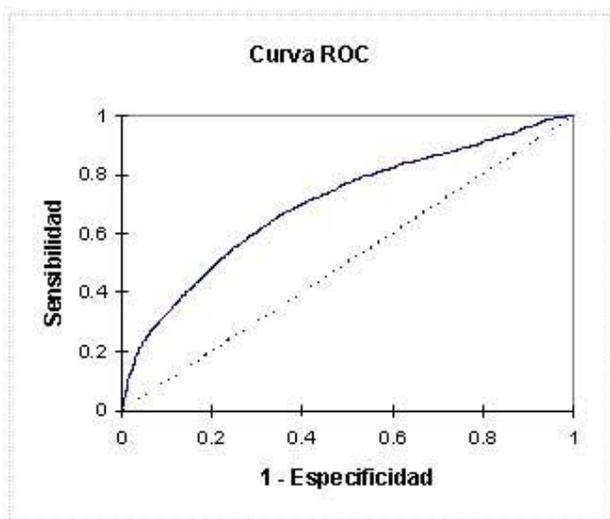


Máximo	250%
Mínimo	0%

Intervalo	PD
0%	5.67%
10%	6.75%
20%	8.02%
30%	9.51%
40%	11.24%
50%	13.24%
60%	15.53%
70%	18.13%
80%	21.06%
90%	24.33%
100%	27.92%
250%	86.38%

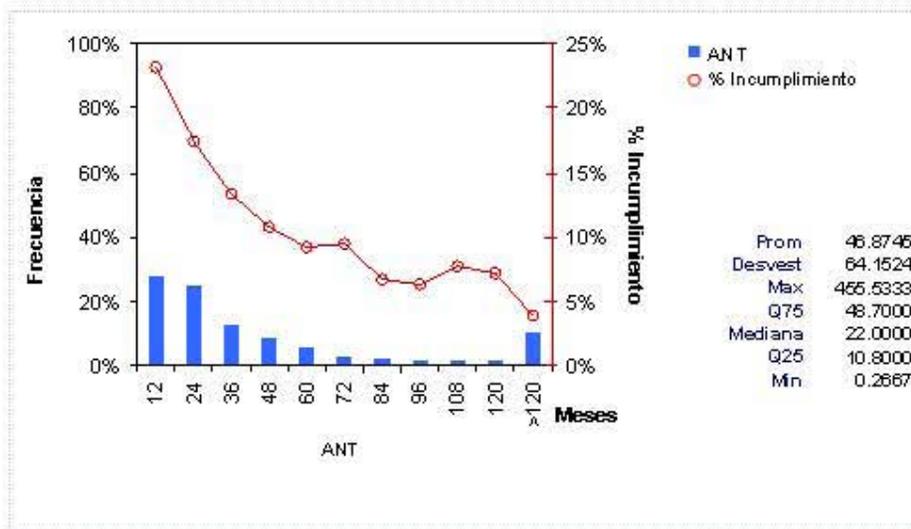
Análisis de la Regresión Logística

Área bajo de la curva ROC 70.02%



Antigüedad de la cuenta en el banco (ANTIG_TO). Meses de antigüedad de la cuenta en la institución a la fecha de referencia.

Estadísticas de la variable

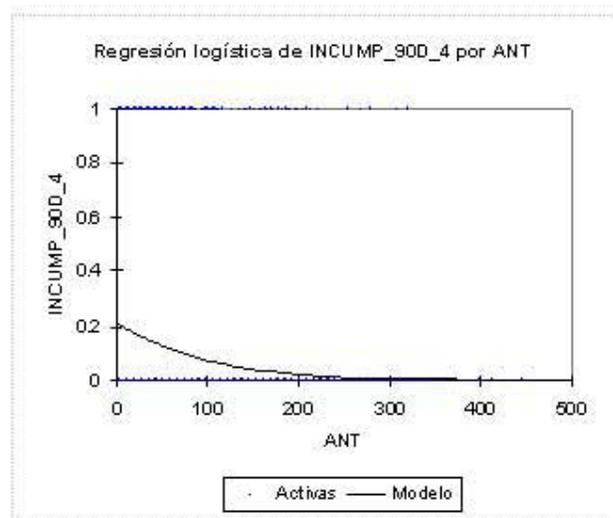
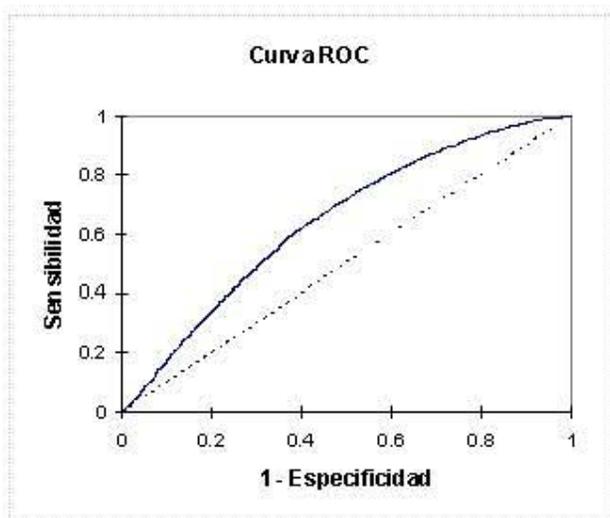


Máximo	456
Mínimo	0

Intervalo	PD
12	19.11%
24	16.87%
36	14.85%
48	13.03%
60	11.40%
72	9.95%
84	8.67%
96	7.54%
108	6.55%
120	5.68%

Análisis de la Regresión Logística

Área bajo de la curva ROC 64.66%



Anexo 8 Variables para la Estimación de la Severidad de la Pérdida

A continuación se encuentra el código generado para estimar las variables empleadas en el cálculo de la SEVERIDAD DE LA PÉRDIDA:

- La base de datos empleada para la estimación de la Severidad de la Pérdida únicamente contiene créditos que hayan incumplido.
- Se debe seleccionar el horizonte que se desea para observar la recuperación, ya que aquellos créditos a los que no se les pueda observar el periodo de recuperación completo serán excluidos de la estimación.
- El código es el Script de Visual Basic definido para el Software MS Office.

El código proporciona para cada tarjeta de crédito los siguientes resultados:

VARIABLE	RESULTADO
FECHAINC_90D_TODA_horizonteM	Fecha en la que se detectó el incumplimiento. (VACIO) en caso que no se pueda observar el periodo completo de recuperación.
SDOMAX_90D_TODA_horizonteM	Saldo Máximo entre el saldo al incumplimiento y los saldos observados en el periodo de recuperación. (VACIO) en caso que no se pueda observar el periodo completo de recuperación.
RECUP_90D_TODA_horizonteM	Proporción que representan los pagos realizados en el periodo de recuperación respecto al saldo máximo. (VACIO) en caso que no se pueda observar el periodo completo de recuperación.
SDOMAX/SDOINC90D_TODA_horizonteM	Proporción que representa el saldo máximo con respecto al saldo al incumplimiento. (VACIO) en caso que no se pueda observar el periodo completo de recuperación.

Tabla A7.1 Variables de la Severidad de la Pérdida.

```

Sub severidad_toda()
horizonte = 3 'Periodo de Recuperación
horizonte = InputBox("A que horizonte se va a estimar la recuperación (3,6,12)",
    "HORIZONTE LGD", horizonte)
Max = 25 - horizonte

Columns("D:D").Select
Selection.Insert Shift:=xlToRight
Selection.Insert Shift:=xlToRight
Selection.Insert Shift:=xlToRight
Selection.Insert Shift:=xlToRight

Range("D1").FormulaR1C1 = "FECHAINC_90D_TODA_" & horizonte & "M"
Range("E1").FormulaR1C1 = "SDOMAX_90D_TODA_" & horizonte & "M"
Range("F1").FormulaR1C1 = "RECUP_90D_TODA_" & horizonte & "M"
Range("G1").FormulaR1C1 = "SDOMAX/SDOINC90D_TODA_" & horizonte & "M"

Range("E2").Select
colpegal = 4
colini = 1
Do Until Cells(1, colini).Value = "IMPAGO_T_12"
    colini = colini + 1
Loop
    
```

```

cont = 0

r = 2
Do Until Cells(r, 2).Value = ""
  i = colini
  bandera = 0
  Do Until i = colini + Max Or bandera = 1
    If Cells(r, i).Value = 1 Then
      cont = cont + 1
      If cont = 4 Then
        bandera = 1
      End If
    Else
      If cont <= 3 Then cont = 0
    End If
    i = i + 1
  Loop

  If bandera = 1 Then
    titulo = Cells(1, i - 1).Value
    tam = Len(titulo)
    fecha_inc = Mid(titulo, 9, tam - 5)
    Cells(r, colpega1).Value = fecha_inc
    valor = Application.Search("_", fecha_inc, 1)
    If (IsError(valor)) Then
      seguim = 1 'Seguimiento
    Else
      seguim = 0 'historico
    End If

    Call recuperacion_toda(r, colpega1, seguim, fecha_inc, horizonte)

  End If
  r = r + 1
  cont = 0
Loop
End Sub

Sub recuperacion_toda(ByRef r, ByRef colpega1, ByRef seguim, ByRef fecha_inc, ByRef horizonte)
  Dim dato As Integer
  Dim saldos() As Variant

  colt0 = colpega1 + 4
  Do Until Cells(1, colt0).Value = "SALDOAPAGARTO"
    colt0 = colt0 + 1
  Loop
  saldot0 = Cells(r, colt0).Value

  C = 1
  Do Until Cells(1, C).Value = "SALDOAPAGAR" & fecha_inc
    C = C + 1
  Loop
  saldoinc = Cells(r, C).Value
  saldo_pagar = saldoinc

  k = 0
  If seguim = 0 Then
    v = Application.Search("_", fecha_inc, 1)
    dato = Mid(fecha_inc, v + 1, Len(fecha_inc) - 1)
  Else
    dato = Mid(fecha_inc, 2, Len(fecha_inc) - 1)
  End If

  If seguim = 0 Or seguim = 1 Then
    Maximo = horizonte + 1
    saldo_pagar = saldoinc
    m = 0
    ReDim Preserve saldos(Maximo - 1)
    Do Until m = Maximo

```

Variables para la Estimación de la Severidad de la Pérdida

```

    saldos(m) = Cells(r, C + (m * 4)).Value
    m = m + 1
Loop
m = 0
Do Until m = Maximo
    If saldos(m) > saldo_pagar Then saldo_pagar = saldos(m)
    m = m + 1
Loop
End If

a = C
pagos = 0
Do Until k = Maximo
    If seguim = 0 Then variable = "PAGOSENTIEMPOT_" & dato - k
    If seguim = 1 Then variable = "PAGOSENTIEMPOT" & dato + k

    Do Until Cells(1, a).Value = variable
        a = a + 1
    Loop
    pagos = pagos + Cells(r, a).Value + Cells(r, a + 1).Value
    k = k + 1
    If seguim = 0 Then
        suma = -dato + k
        If suma = 0 Then
            seguim = 1
            dato = -dato
        End If
    End If
Loop

Cells(r, colpega1 + 1).Value = saldo_pagar
Cells(r, colpega1 + 2).Value = pagos / saldo_pagar
If saldoinc = 0 Then
    Cells(r, colpega1 + 3).Value = 999999 'No se puede efectuar la division
Else
    Cells(r, colpega1 + 3).Value = saldo_pagar / saldoinc
End If
End Sub

```


Anexo 9 Resultados de la Validación del Modelo

Resultados de las muestras aleatorias de 1,000 créditos que respetan la participación del mercado.

	ROC	Tasa de Incumplimiento	PD con la ecuación del modelo	PD con la ecuación de la muestra	Diferencia
Sistema1	86.25%	15.90%	15.35%	16.02%	-0.67%
Sistema2	85.34%	15.30%	15.19%	15.39%	-0.20%
Sistema3	86.08%	14.60%	14.81%	14.68%	0.13%
Sistema4	88.55%	15.60%	15.98%	15.67%	0.31%
Sistema5	85.51%	16.00%	15.40%	16.08%	-0.69%
Sistema6	84.56%	13.20%	14.82%	13.31%	1.51%
Sistema7	86.67%	14.10%	15.23%	14.21%	1.02%
Sistema8	87.56%	13.90%	15.67%	13.97%	1.70%
Sistema9	86.05%	15.10%	15.20%	15.18%	0.02%
Sistema10	85.35%	15.60%	15.05%	15.67%	-0.62%
Sistema11	84.06%	16.60%	15.52%	16.73%	-1.21%
Sistema12	84.72%	15.50%	15.07%	15.66%	-0.59%
Sistema13	87.49%	14.50%	16.02%	14.59%	1.43%
Sistema14	83.26%	15.00%	15.70%	15.07%	0.63%
Sistema15	85.44%	14.70%	15.06%	14.79%	0.27%
Sistema16	85.79%	15.30%	14.56%	15.39%	-0.84%
Sistema17	85.07%	15.40%	15.75%	15.51%	0.24%
Sistema18	87.43%	15.50%	14.81%	15.62%	-0.81%
Sistema19	84.86%	16.50%	14.19%	16.64%	-2.45%
Sistema20	86.63%	15.40%	15.92%	15.45%	0.47%
Sistema21	86.23%	14.30%	15.79%	14.36%	1.43%
Sistema22	86.14%	14.10%	16.05%	16.80%	-0.75%
Sistema23	85.63%	15.50%	15.38%	15.62%	-0.24%
Sistema24	87.16%	14.30%	14.79%	14.38%	0.41%
Sistema25	86.08%	17.20%	16.44%	17.29%	-0.84%
Sistema26	87.59%	15.70%	15.19%	15.76%	-0.57%
Sistema27	87.17%	14.30%	14.94%	13.75%	1.19%
Sistema28	83.73%	17.00%	15.27%	17.17%	-1.90%
Sistema29	87.17%	14.50%	14.12%	14.59%	-0.48%
Sistema30	85.65%	16.20%	15.51%	16.28%	-0.77%
Sistema31	85.32%	15.60%	15.38%	15.71%	-0.33%
Sistema32	89.42%	14.30%	14.84%	14.36%	0.48%
Sistema33	86.37%	14.80%	16.15%	14.86%	1.28%
Sistema34	84.22%	16.10%	15.38%	16.21%	-0.83%
Sistema35	83.62%	16.30%	15.55%	16.38%	-0.83%
Máximo	89.42%	17.20%	16.44%	17.29%	-0.85%
Mínimo	83.26%	13.20%	14.12%	13.31%	0.81%
Promedio	85.95%	15.25%	15.32%	15.40%	-0.09%

Resultados de las muestras aleatorias de 1,000 créditos que no respetan la participación del mercado.

	ROC	Tasa de Incumplimiento	PD con la ecuación del modelo	PD con la ecuación de la muestra	Diferencia
Sistema1	89.64%	14.80%	16.76%	14.88%	1.88%
Sistema2	84.95%	12.90%	13.17%	12.98%	0.19%
Sistema3	90.49%	10.40%	13.03%	10.28%	2.75%
Sistema4	81.32%	19.00%	16.76%	19.10%	-2.34%
Sistema5	85.78%	16.50%	18.38%	16.57%	1.81%
Sistema6	85.52%	20.60%	21.44%	20.69%	0.75%
Sistema7	86.87%	25.10%	28.07%	25.18%	2.89%
Sistema8	87.68%	18.90%	18.70%	18.98%	-0.28%
Sistema9	86.42%	17.80%	18.97%	17.88%	1.09%
Sistema10	91.25%	14.20%	15.65%	14.25%	1.39%
Sistema11	81.87%	23.20%	21.41%	16.58%	4.82%
Sistema12	87.93%	18.60%	21.67%	18.66%	3.01%
Sistema13	85.57%	19.00%	19.86%	19.04%	0.82%
Sistema14	85.81%	20.90%	19.84%	21.00%	-1.16%
Sistema15	87.82%	19.00%	19.50%	19.10%	0.41%
Sistema16	86.14%	20.50%	21.09%	20.67%	0.42%
Sistema17	84.58%	25.10%	26.65%	25.23%	1.41%
Sistema18	88.24%	28.80%	27.66%	28.90%	-1.24%
Sistema19	87.13%	16.30%	16.52%	16.39%	0.14%
Sistema20	87.20%	25.20%	22.87%	25.33%	-2.47%
Sistema21	82.98%	12.30%	13.05%	12.38%	0.67%
Sistema22	87.30%	10.70%	10.56%	10.76%	-0.20%
Sistema23	86.61%	13.40%	14.23%	13.45%	0.78%
Sistema24	85.47%	29.40%	27.28%	29.55%	-2.28%
Sistema25	87.69%	23.60%	24.17%	23.73%	0.44%
Sistema26	82.65%	20.40%	21.42%	20.49%	0.93%
Sistema27	86.78%	28.40%	25.69%	28.48%	-2.79%
Sistema28	85.87%	23.90%	23.05%	23.97%	-0.93%
Sistema29	85.20%	20.90%	21.07%	20.95%	0.12%
Sistema30	84.21%	16.40%	17.28%	16.46%	0.82%
Sistema31	81.50%	20.80%	21.23%	20.85%	0.38%
Sistema32	84.32%	15.00%	14.83%	15.07%	-0.24%
Sistema33	83.83%	20.60%	21.45%	20.67%	0.79%
Sistema34	82.94%	20.20%	21.13%	20.19%	0.94%
Sistema35	84.92%	13.70%	12.91%	13.75%	-0.85%
Máximo	91.25%	29.40%	28.07%	29.55%	-1.48%
Mínimo	81.32%	10.40%	10.56%	10.28%	0.28%
Promedio	85.84%	19.33%	19.64%	19.21%	0.43%

Resultados de las muestras aleatorias de 1,000 créditos que respetan la participación del mercado de la ventana de agosto 2006.

	ROC	Tasa de Incumplimiento	PD con la ecuación del modelo	PD con la ecuación de la muestra	Diferencia
Sistema1	91.29%	12.90%	12.92%	12.74%	0.18%
Sistema2	89.73%	11.80%	12.85%	11.84%	1.01%
Sistema3	89.14%	14.90%	13.32%	14.97%	-1.64%
Sistema4	88.12%	15.90%	14.55%	15.97%	-1.41%
Sistema5	86.08%	16.60%	13.81%	16.70%	-2.88%
Sistema6	87.59%	15.20%	13.14%	15.30%	-2.16%
Sistema7	90.49%	13.00%	13.07%	13.15%	-0.07%
Sistema8	86.27%	14.60%	14.53%	14.70%	-0.17%
Sistema9	84.14%	14.90%	15.53%	14.98%	0.56%
Sistema10	87.14%	14.40%	15.17%	14.47%	0.70%
Máximo	91.29%	16.60%	15.53%	16.70%	-1.17%
Mínimo	84.14%	11.80%	12.85%	11.84%	1.01%
Promedio	88.00%	14.42%	13.89%	14.48%	-0.59%

Resultados de las muestras aleatorias de 1,000 créditos que no respetan la participación del mercado de la ventana de agosto 2006.

	ROC	Tasa de Incumplimiento	PD con la ecuación del modelo	PD con la ecuación de la muestra	Diferencia
Sistema1	91.01%	23.20%	23.05%	22.78%	0.27%
Sistema2	88.76%	22.70%	21.78%	22.84%	-1.06%
Sistema3	89.75%	21.20%	20.14%	21.27%	-1.14%
Sistema4	87.61%	15.00%	16.55%	17.46%	-0.91%
Sistema5	89.39%	32.10%	31.43%	32.23%	-0.80%
Sistema6	93.10%	13.90%	14.49%	13.97%	0.52%
Sistema7	91.60%	19.50%	19.91%	22.84%	-2.93%
Sistema8	86.31%	20.00%	18.99%	20.06%	-1.07%
Sistema9	87.73%	34.20%	28.15%	34.38%	-6.22%
Sistema10	90.78%	27.40%	23.28%	27.49%	-4.20%
Máximo	93.10%	34.20%	31.43%	34.38%	-2.95%
Mínimo	86.31%	13.90%	14.49%	13.97%	0.52%
Promedio	89.60%	22.92%	21.78%	23.53%	-1.76%

Resultados de las muestras aleatorias de 1,000 créditos que respetan la participación del mercado de la ventana de marzo 2007.

	ROC	Tasa de Incumplimiento	PD con la ecuación del modelo	PD con la ecuación de la muestra	Diferencia
Sistema1	84.19%	16.60%	15.74%	16.65%	-0.91%
Sistema2	82.26%	15.90%	12.74%	14.63%	-1.88%
Sistema3	85.01%	15.70%	15.74%	15.77%	-0.02%
Sistema4	87.93%	15.30%	14.82%	15.37%	-0.55%
Sistema5	86.66%	14.80%	14.85%	14.84%	0.01%
Sistema6	87.50%	15.20%	13.14%	15.30%	-2.16%
Sistema7	85.24%	13.00%	13.07%	13.15%	-0.07%
Sistema8	86.32%	14.60%	14.53%	14.70%	-0.17%
Sistema9	84.56%	14.90%	15.53%	14.98%	0.56%
Sistema10	81.75%	14.40%	15.17%	14.47%	0.70%
Máximo	87.93%	16.60%	15.74%	16.65%	-0.91%
Mínimo	81.75%	13.00%	12.74%	13.15%	-0.41%
Promedio	85.14%	15.04%	14.53%	14.99%	-0.45%

Resultados de las muestras aleatorias de 1,000 créditos que no respetan la participación del mercado de la ventana de marzo 2007.

	ROC	Tasa de Incumplimiento	PD con la ecuación del modelo	PD con la ecuación de la muestra	Diferencia
Sistema1	85.81%	13.17%	17.11%	12.99%	4.13%
Sistema2	91.28%	10.12%	17.90%	16.15%	1.75%
Sistema3	85.63%	13.15%	15.68%	15.23%	0.45%
Sistema4	88.78%	12.22%	15.93%	14.53%	1.39%
Sistema5	87.22%	12.21%	24.68%	25.91%	-1.23%
Sistema6	86.45%	15.20%	14.78%	16.38%	-1.60%
Sistema7	87.49%	13.00%	14.95%	16.68%	-1.73%
Sistema8	82.66%	14.60%	18.78%	19.84%	-1.06%
Sistema9	85.72%	14.90%	25.86%	27.26%	-1.40%
Sistema10	86.66%	14.40%	14.44%	16.95%	-2.51%
Máximo	91.28%	15.20%	25.86%	27.26%	-1.40%
Mínimo	82.66%	10.12%	14.44%	12.99%	1.45%
Promedio	86.77%	13.30%	18.01%	18.19%	-0.18%

Resultados de las pruebas Kolmogorov-Smirnov para 10 muestras aleatorias de 1,000 créditos que respetan la participación del mercado.

Sistema 1

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	159	0	159	0.014	0.981	0.360	0.265
Buenos	841	0	841	0.000	0.832	0.093	0.124

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.564
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

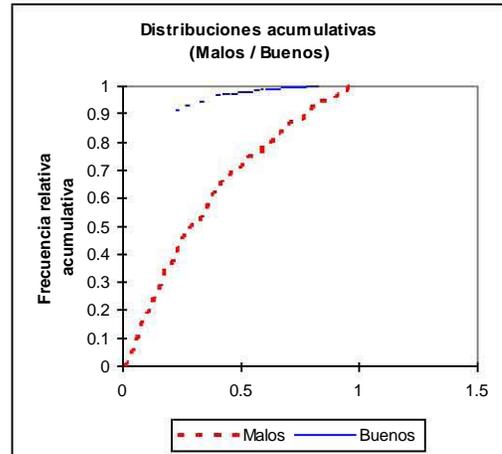
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 2

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	153	0	153	0.014	0.958	0.354	0.290
Buenos	847	0	847	0.002	0.849	0.095	0.115

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.505
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

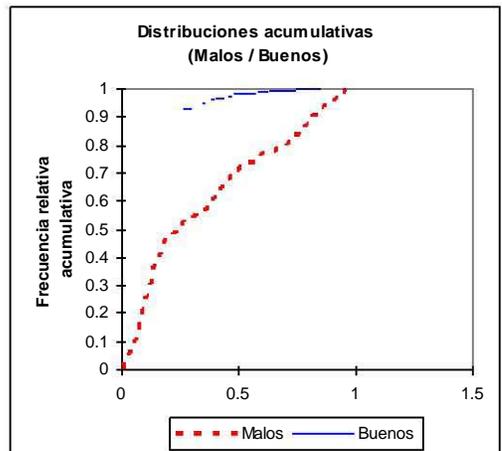
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 3

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	146	0	146	0.002	0.893	0.315	0.223
Buenos	854	0	854	0.001	0.853	0.097	0.123

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.581
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

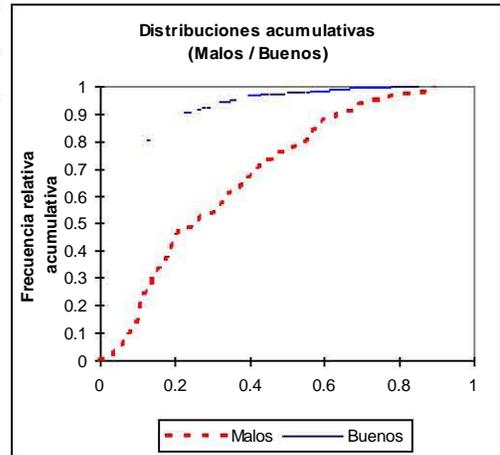
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 4

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	156	0	156	0.010	0.949	0.405	0.287
Buenos	844	0	844	0.000	0.901	0.089	0.128

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.598
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

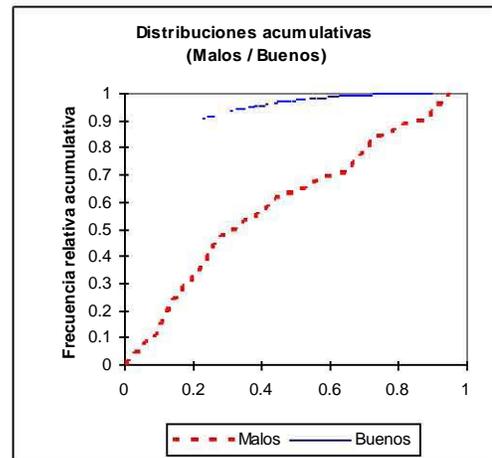
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 5

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	160	0	160	0.013	0.977	0.341	0.277
Buenos	840	0	840	0.001	0.833	0.094	0.117

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.565
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

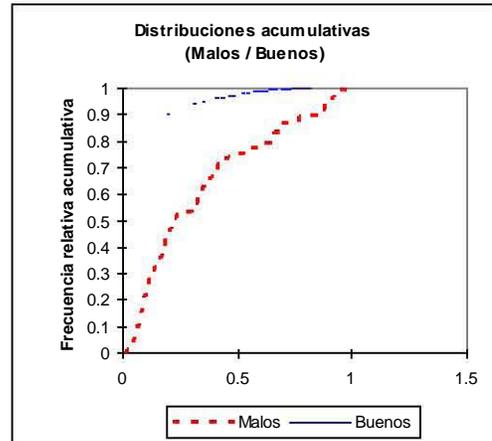
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 6

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	132	0	132	0.016	0.908	0.273	0.223
Buenos	868	0	868	0.000	0.737	0.082	0.101

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.495
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

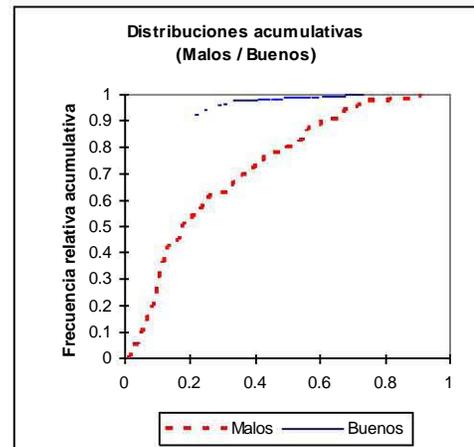
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 7

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	141	0	141	0.007	0.948	0.354	0.272
Buenos	859	0	859	0.001	0.802	0.090	0.115

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.544
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

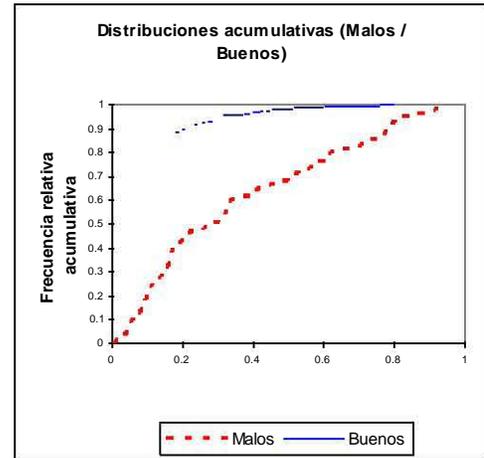
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 8

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	139	0	139	0.002	0.937	0.377	0.282
Buenos	861	0	861	0.000	0.963	0.079	0.118

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.615
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

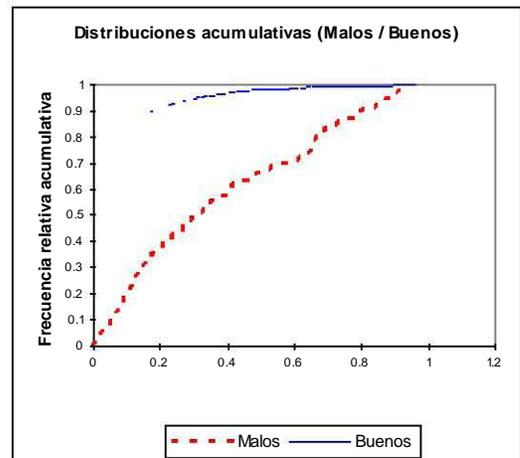
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 9

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	151	0	151	0.002	0.934	0.324	0.262
Buenos	849	0	849	0.000	0.896	0.093	0.123

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.554
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

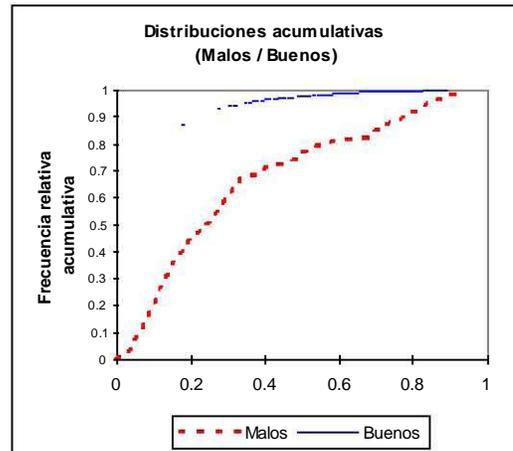
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 10

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	156	0	156	0.019	0.834	0.282	0.228
Buenos	844	0	844	0.000	0.812	0.091	0.109

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.531
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

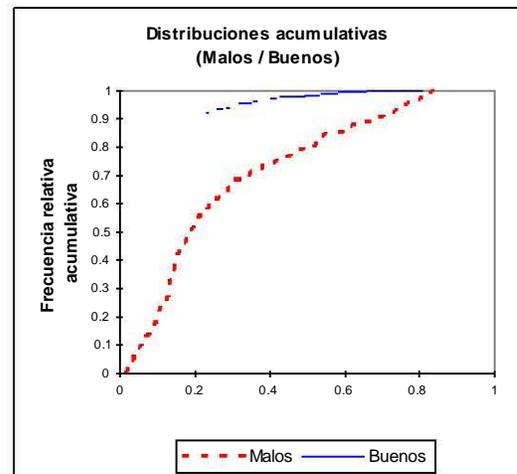
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Resultados de las pruebas Kolmogorov-Smirnov para 10 muestras aleatorias de 1,000 créditos que no respetan la participación del mercado.

Sistema 1

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	148	0	148	0.011	0.947	0.427	0.289
Buenos	852	0	852	0.000	0.866	0.083	0.124

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.638
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

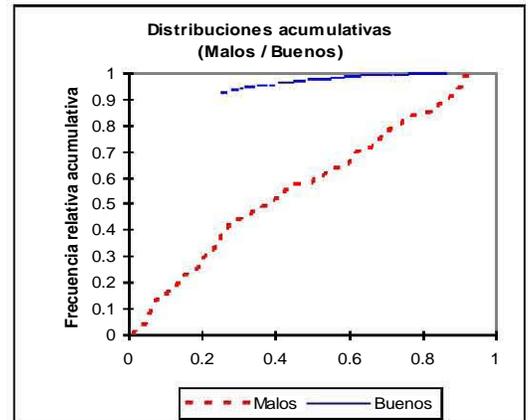
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 2

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	129	0	129	0.014	0.843	0.262	0.212
Buenos	871	0	871	0.002	0.776	0.080	0.100

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.505
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

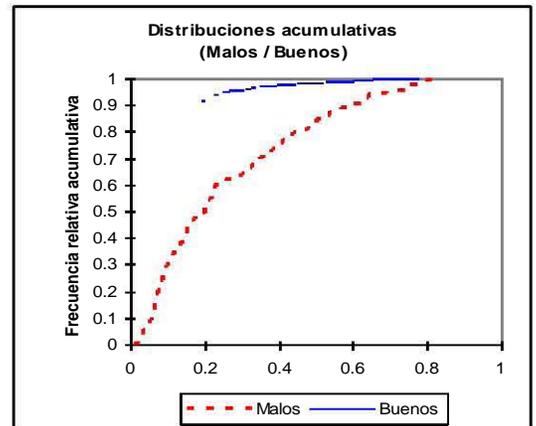
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 3

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	104	0	104	0.010	0.966	0.370	0.270
Buenos	896	0	896	0.009	0.939	0.066	0.114

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.687
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

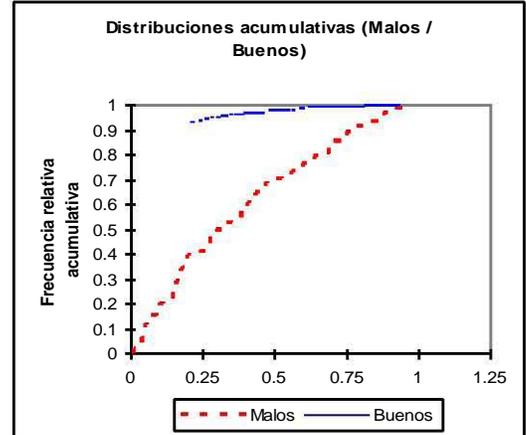
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 4

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	190	0	190	0.013	0.856	0.298	0.194
Buenos	810	0	810	0.000	0.780	0.129	0.129

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.459
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

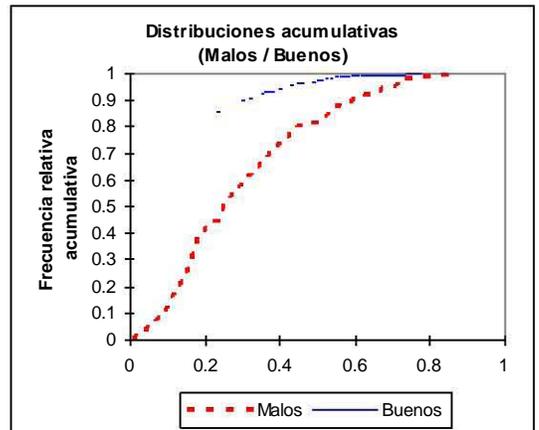
Interpretación de la prueba:

H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.



Sistema 5

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	165	0	165	0.011	0.943	0.313	0.268
Buenos	835	0	835	0.005	0.810	0.078	0.098

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.496
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

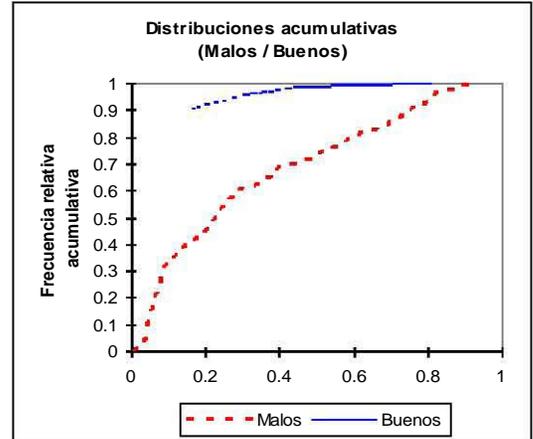
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empataados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 6

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	206	0	206	0.016	0.959	0.368	0.271
Buenos	794	0	794	0.012	0.909	0.106	0.129

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.531
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

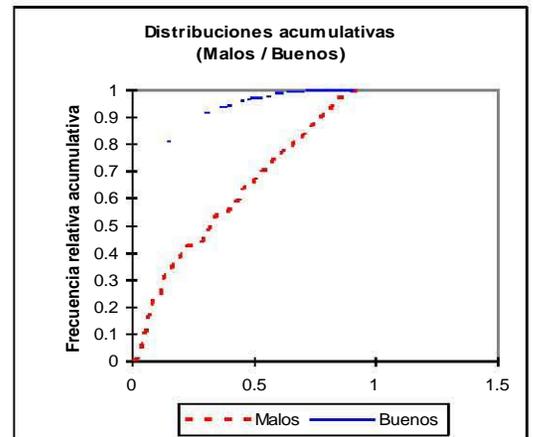
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empataados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 7

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	251	0	251	0.015	0.965	0.418	0.298
Buenos	749	0	749	0.001	0.820	0.110	0.135

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.571
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

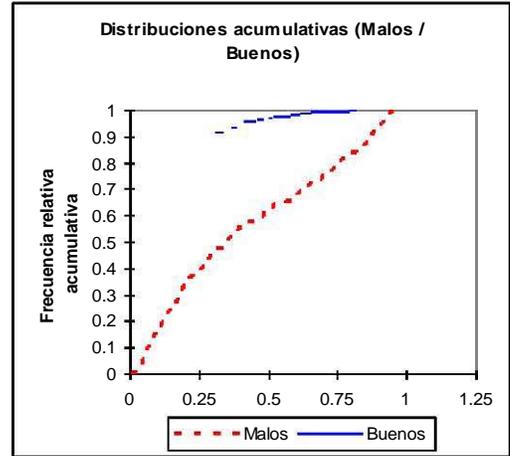
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 8

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	189	0	189	0.015	0.955	0.354	0.279
Buenos	811	0	811	0.010	0.852	0.087	0.121

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.569
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

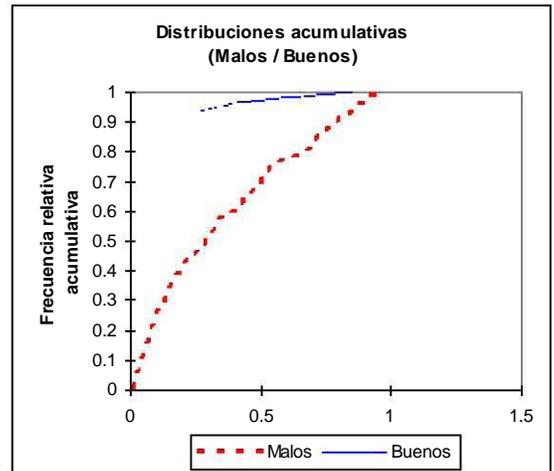
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 9

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	178	0	178	0.008	0.960	0.422	0.305
Buenos	822	0	822	0.002	0.886	0.106	0.127

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.529
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

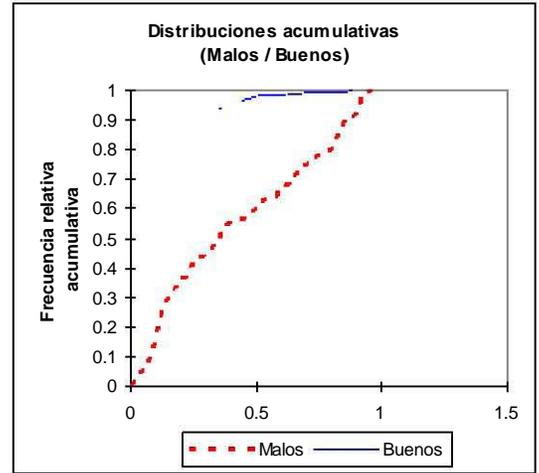
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Sistema 10

Estadísticas simples:

Variable	Observaciones	Obs. con datos perdidos	Obs. sin datos perdidos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica
Malos	142	0	142	0.012	0.971	0.440	0.330
Buenos	858	0	858	0.000	0.953	0.062	0.113

Prueba de Kolmogorov-Smirnov sobre dos muestras / Prueba bilateral:

D	0.638
p-valor	< 0.0001
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

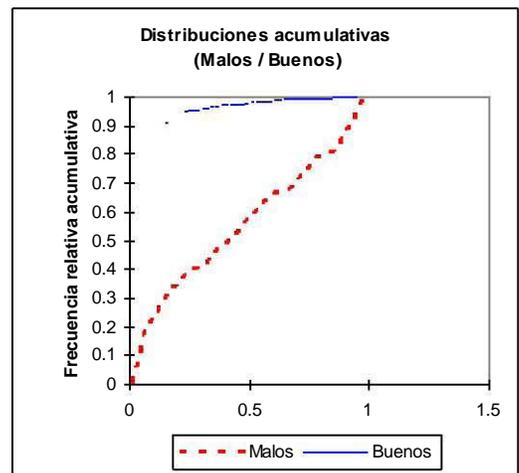
H0: La distribución de las dos muestras no es significativamente diferente.

Ha: Las distribuciones de las dos muestras son significativamente diferentes.

Como el p-valor computado es menor que el nivel de significación $\alpha=0.05$, se debe rechazar la hipótesis nula H0, y aceptar la hipótesis alternativa Ha.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es menor que 0.01%.

Se han detectado empatados en los datos y se han aplicado las correcciones apropiadas.



Anexo 10 Área bajo la curva ROC de cada variable de la Institución XYZ

Se presenta para las variables que se utilizaron en el ejercicio el área bajo la curva ROC (ABC ROC) obtenida en la regresión logística para la Institución XYZ.

	NOMBRE DE LA VARIABLE	ABC ROC
Pagos	%PAGO	73.62%
	PJE_PAGO_3M	73.97%
	PJE_PAGO_6M	73.15%
	PJE_PAGO_12M	72.86%
	PJE_TOTALERO_3M	66.61%
	PJE_TOTALERO_6M	68.01%
	PJE_TOTALERO_12M	72.83%
	NUM_INC_PAGO	59.28%
	NUM_DEC_PAGO	49.19%
Pago Mínimo	PJE_PAGOMIN_TO	59.52%
	PROM_PAGOMIN_3M	63.05%
	PROM_PAGOMIN_6M	66.18%
	PROM_PAGOMIN_12M	72.63%
	PMIN_CAPITAL_TO	56.42%
	PMIN_INTERES_TO	56.42%
	NUM_INC_PAGOMIN	58.44%
	NUM_DEC_PAGOMIN	55.01%
PMIN_PROM_MORA0	55.79%	
Mora	SUM_IMPAGO_3M	77.24%
	MAX_IMPAGO_3	71.94%
	IMPAGO_ACT	71.94%
	IMPAGO_HIS	77.95%
	IMPAGO_HIS_12	75.98%
	INC_IMPAGO_12M	76.19%
	PER_MAS1MMIN_12M	71.63%
	VECES2IMPAGO	71.58%
Tiempo	PLAZOTEO_TO	58.21%
	PZOTEOPT_TO	75.15%
	ANT	66.10%
Buró	CUENTAS_HIP_TO_SUM	59.83%
	CUENTAS_REV_TO_SUM	58.02%
	CUENTAS_TOT_TO_SUM	59.50%
	HIPOTECA_TO_SUM	56.37%
	APERTURA_HIP_HIST_SUM	64.06%
	APERTURA_REV_HIST_SUM	63.27%
	APERTURA_TOT_HIST_SUM	64.06%
	CIERRE_HIP_HIST_SUM	55.94%

	NOMBRE DE LA VARIABLE	ABC ROC
Uso Línea	%USO	75.61%
	PROM_USOLIN_3M	77.26%
	PROM_USOLIN_6M	79.03%
	PROM_USOLIN_12M	81.46%
	MAX_USOLINEA_3M	74.43%
	MAX_USOLINEA_6M	73.43%
	MAX_USOLINEA_12M	71.93%
	MAXINC_LIMITE	64.64%
	PJE_SOBREGIRO_3M	65.58%
	PJE_SOBREGIRO_6M	69.46%
PJE_SOBREGIRO_12M	76.48%	
Saldo	PJE_ACTMAX_3M	59.89%
	PJE_ACTMAX_6M	61.69%
	PJE_ACTMAX_12M	63.37%
	NUM_SALDOMAX_6M	55.79%
	NUM_SALDOMAX_12M	55.78%
	PJE_ENDEU_6M	53.22%
	PJE_ENDEU_12M	54.14%
	PJE_ENDEU_1TRIM	52.56%
	INC_CONSEC_3M	57.44%
	INC_CONSEC_6M	55.09%
	INC_CONSEC_12M	51.78%
	DEC_CONSEC_3M	57.06%
DEC_CONSEC_6M	58.00%	
DEC_CONSEC_12M	59.78%	
INACUM_TO	57.34%	
DECACUM_TO	57.98%	
Buró	CIERRE_REV_HIST_SUM	52.81%
	CIERRE_TOT_HIST	54.07%
	MOROSIDAD_HIST	72.37%
ANTIG_BURO_TO	62.23%	
INFONAVIT	INGRESO_SM_TO	58.43%
	PROM_INGSM_6M	58.20%
	PROM_INGSM_12M	57.99%
	FILIACION_TO	56.15%
	CREDITO_TO	55.51%
	DIAS_COT_TO	55.08%
	PROM_DIAS_6M	75.87%
	PROM_DIAS_12M	75.99%