

2011

## Desarrollo y Evaluación de Modelos de Calificación Crediticia en una Institución Bancaria Mexicana

Marcelo Mejia

*Instituto Tecnológico Autonomo de Mexico, marcelo@itam.mx*

Francisco J. Cadena

*Instituto Tecnológico Autónimo de México, fcadena1@yahoo.com*

Ernesto Carrera

*Instituto Tecnológico Autónimo de México, ernestocarreraa@yahoo.com.mx*

Victoria H. Heredia

*Governors State University, vheredia@govst.edu*

Follow this and additional works at: <https://aisel.aisnet.org/relcasi>

---

### Recommended Citation

Mejia, Marcelo; Cadena, Francisco J.; Carrera, Ernesto; and Heredia, Victoria H. (2011) "Desarrollo y Evaluación de Modelos de Calificación Crediticia en una Institución Bancaria Mexicana," *RELCASI: Vol. 4 : Iss. 1 , Paper 2*.

DOI: 10.17705/1relc.00019

Available at: <https://aisel.aisnet.org/relcasi/vol4/iss1/3>

This material is brought to you by the AIS Journals at AIS Electronic Library (AISeL). It has been accepted for inclusion in RELCASI by an authorized administrator of AIS Electronic Library (AISeL). For more information, please contact [elibrary@aisnet.org](mailto:elibrary@aisnet.org).



**R E L C A S I**

vol    núm    año  
04    01    2011

# REVISTA LATINOAMERICANA Y DEL CARIBE DE LA ASOCIACIÓN DE SISTEMAS DE INFORMACIÓN

Socio Académico



Editor:  
Carlos Ferran

# Revista Latinoamericana y del Caribe de la Asociación de Sistemas de Información RELCASI

Editor:  
Carlos Ferran  
Governors State University  
1 University Parkway  
University Park, IL 60484  
U.S.A.  
[cferran@govst.edu](mailto:cferran@govst.edu)

Comité Editorial:

Carlos Dorantes  
Tecnológico de Monterrey, México  
[cdorante@itesm.mx](mailto:cdorante@itesm.mx)

Carlos Ferran  
Governors State University, USA  
[cferran@govst.edu](mailto:cferran@govst.edu)

Martha Garcia-Murillo  
Syracuse University, USA  
[mgarciam@syr.edu](mailto:mgarciam@syr.edu)

David Montesinos  
INCAE, Costa Rica  
[David.Montesinos@incae.edu](mailto:David.Montesinos@incae.edu)

Carlos J. Navarrete  
California State Polytechnic  
University, USA  
[cjnavarrete@csupomona.edu](mailto:cjnavarrete@csupomona.edu)

James B. Pick  
University of Redlands, USA  
[James\\_Pick@redlands.edu](mailto:James_Pick@redlands.edu)

Guillermo Rodríguez-Abitia  
Universidad Nacional Autónoma  
de México  
[grdrz@unam.mx](mailto:grdrz@unam.mx)

Martin Santana  
ESAN, Peru  
[MSantana@esan.edu.pe](mailto:MSantana@esan.edu.pe)

Volumen 4 Número 1, 2011  
Portada: Maria Elena Repiso  
© 2011 RELCASI  
ISSN 1937-8823  
(en línea) ISSN 1937-8831  
[www.relcasi.org](http://www.relcasi.org)

## TABLA DE CONTENIDO

*Volumen 4 Número 1, 2011*

NOTA EDITORIAL 7

ALINHAMENTO ESTRATÉGICO E A TERCEIRIZAÇÃO DE SERVIÇOS DE TI 9

*Samuel Otero Schmidt e  
Edmir Parada Vasques Prado*

DESARROLLO Y EVALUACIÓN DE MODELOS DE CALIFICACIÓN CREDITICIA EN UNA INSTITUCIÓN BANCARIA MEXICANA 29

*Marcelo Mejía, Javier Cadena,  
Ernesto Carrera, y Victoria H. Heredia*

O CONTATO VIRTUAL DO INSTRUTOR COM OS ALUNOS NA EDUCAÇÃO A DISTÂNCIA E A EFICÁCIA DO PROCESSO DE ENSINO-APRENDIZAGEM: UM ESTUDO EXPLORATÓRIO SOBRE A UTILIZAÇÃO DE WEB-FÓRUMS 45

*Karin Sylvia Graeml e  
Alexandre Reis Graeml*

POLÍTICA EDITORIAL 63

SOLICITUD DE ARTÍCULOS 65

# Revista Latinoamericana y del Caribe de la Asociación de Sistemas de Información RELCAI

Editor-in-Chief:  
Carlos Ferran  
Governors State University  
1 University Parkway  
University Park, IL 60484  
U.S.A.  
[cferran@govst.edu](mailto:cferran@govst.edu)

Editorial Board:

Carlos Dorantes  
Tecnológico de Monterrey, México  
[cdorante@itesm.mx](mailto:cdorante@itesm.mx)

Carlos Ferran  
Governors State University, USA  
[cferran@govst.edu](mailto:cferran@govst.edu)

Martha Garcia-Murillo  
Syracuse University, USA  
[mgarciam@syr.edu](mailto:mgarciam@syr.edu)

David Montesinos  
INCAE, Costa Rica  
[David.Montesinos@incae.edu](mailto:David.Montesinos@incae.edu)

Carlos J. Navarrete  
California State Polytechnic  
University, USA  
[cjnavarrete@csupomona.edu](mailto:cjnavarrete@csupomona.edu)

James B. Pick  
University of Redlands, USA  
[James\\_Pick@redlands.edu](mailto:James_Pick@redlands.edu)

Guillermo Rodríguez-Abitia  
Universidad Nacional Autónoma  
de México  
[grdrz@unam.mx](mailto:grdrz@unam.mx)

Martin Santana  
ESAN, Peru  
[MSantana@esan.edu.pe](mailto:MSantana@esan.edu.pe)

Volume 4 Number 1, 2011  
© 2011 RELCAI  
Cover: Maria Elena Repiso  
ISSN 1937-8823  
(on-line) ISSN 1937-8831  
[www.relcaei.org](http://www.relcaei.org)

## TABLE OF CONTENT

*Volume 4 Number 1, 2011*

|   |    |
|---|----|
| EDITORIAL   | 7  |
| STRATEGIC ALIGNMENT AND OUTSOURCING OF IT SERVICES  | 9  |
| <i>Samuel Otero Schmidt and<br/>Edmir Parada Vasques Prado</i>  |    |
| DEVELOPMENT AND EVALUATION OF CREDIT RATING MODELS IN A MEXICAN BANKING INSTITUTION   | 29 |
| <i>Marcelo Mejía, Javier Cadena,<br/>Ernesto Carrera, and Victoria H. Heredia</i>   |    |
| THE VIRTUAL CONTACT OF TEACHER AND STUDENTS IN DISTANCE EDUCATION AND THE EFFECTIVENESS OF THE LEARNING PROCESS: AN EXPLORATORY STUDY ABOUT THE USE OF WEB FORUMS | 45 |
| <i>Karin Sylvia Graeml and<br/>Alexandre Reis Graeml</i>  |    |
| EDITORIAL POLICY  | 64 |
| CALL FOR ARTICLES   | 65 |

# **Desarrollo y Evaluación de Modelos de Calificación Crediticia en una Institución Bancaria Mexicana**

## ***Development and Evaluation of Credit Rating Models in a Mexican Banking Institution***

**Marcelo Mejía**

Instituto Tecnológico Autónomo de México, México, [marcelo@itam.mx](mailto:marcelo@itam.mx)

**Javier Cadena**

Instituto Tecnológico Autónomo de México, México, [fcadena1@yahoo.com](mailto:fcadena1@yahoo.com)

**Ernesto Carrera**

Instituto Tecnológico Autónomo de México, México, [ernestocarreraa@yahoo.com.mx](mailto:ernestocarreraa@yahoo.com.mx)

**Victoria H. Heredia**

Governors State University, USA, [vheredia@govst.edu](mailto:vheredia@govst.edu)

### **RESUMEN**

El presente artículo aplica una metodología establecida de minería de datos como base para proponer una metodología adaptada a la problemática específica de la calificación crediticia. Mapeando y traduciendo nociones de minería de datos al problema específico se presenta un caso práctico existente en una institución financiera mexicana a través de la utilización de regresión logística, red neuronal, y árbol de decisión. Se propone la Calificación de Brier como herramienta para evaluar los resultados de los modelos con la población existente. Los resultados obtenidos colocan a la red neuronal como la mejor técnica en la generalidad de las métricas que utilizan la población de validación. Sin embargo, se observa que la regresión logística es más estable a cambios en las características de la población al utilizar la Calificación de Brier.

**Palabras claves:** Calificación crediticia, Minería de datos, Metodología, Calificación de Brier.

### **ABSTRACT**

*The paper presents the use of an established data mining methodology as a basis to propose a methodology specifically adapted to the problem of credit scoring. Data mining concepts are translated and mapped to the particular problem and a real case study of a Mexican financial institution is solved using logistic regression, a decision tree, and a neural network.*

*The paper proposes to use the Brier Score to evaluate the results of the models with the current population. The obtained results put the neural network as the best technique in most metrics using the validation population. However, when using the Brier Score the results show that the logistic regression is more stable to changes in the characteristics of the population.*

**Keywords:** *Methodology, Data Mining, Brier Score, Credit scoring.*

## INTRODUCCIÓN

Las instituciones bancarias se han visto en la necesidad de conseguir formas más eficientes para otorgar créditos dado el crecimiento de la competencia y las presiones por un desarrollo sostenible. Para lograrlo, han tenido que conseguir nuevos clientes; preferiblemente clientes con bajo nivel de riesgo. Con este objetivo en mente, la industria bancaria ha experimentado un progreso sustancial en la comprensión del riesgo de crédito, es decir, de las posibles pérdidas ante la falta de pagos de los deudores. Para las instituciones financieras conocer el nivel de riesgo crediticio es de vital importancia ya que una mala gestión del mismo puede producir el deterioro rápido y significativo de la salud financiera de la institución y en ocasiones, de todo un sistema bancario. Además, una gestión adecuada del riesgo de crédito es un potencial generador de estrategias de negocio que se traduce en una importante ventaja competitiva. Bajo este contexto surge la calificación crediticia (*credit scoring*), que es el proceso de análisis del riesgo de crédito por medio del cual se estima la probabilidad de que un solicitante con un cierta calificación o puntaje (*score*) sea “bueno” o “malo” (es decir, que incumpla o no con sus pagos en algún momento del crédito). Para tomar decisiones en la etapa de aprobación de créditos se utilizan consideraciones de negocio tales como tasas de admisión, de retención, de utilidad, y de pérdida, más las calificaciones anteriores (*score*).

La aplicación particular de la minería de datos al problema de la calificación crediticia ha sido en los últimos años objeto de diversos estudios e investigaciones (Baensens et al., 2003; West, 2000; Yobas, Crook & Ross, 2000) en donde se propone la utilización de múltiples técnicas así como de diversas métricas de evaluación del desempeño de los modelos obtenidos en diferentes contextos. En Schreiner (2004), por ejemplo, se concluye que, en economías pobres con cultura crediticia baja, es posible desarrollar modelos con buen poder predictivo usando variables fáciles de recolectar y que estos modelos pueden usarse para auxiliar el trabajo del personal experto en otorgamiento de crédito. Diversos autores establecen, en un reporte para la USAID (Caire et al., 2006), que la mayor competencia comercial, la creciente demanda de crédito, y el surgimiento de nuevas tecnologías computacionales han permitido el desarrollo de

modelos de calificación crediticia que están siendo utilizados cada vez más en economías en vías de desarrollo como instrumentos que ayudan a administrar de forma más eficaz el crédito. Las técnicas más utilizadas para el desarrollo de modelos de calificación crediticia históricamente fueron la regresión lineal (Hand y Henly, 1997) y el análisis discriminante, ambas con fundamentos conceptuales precisos y fácilmente aplicables utilizando la mayor parte de los paquetes estadísticos existentes en el mercado. En la actualidad las técnicas estadísticas son criticadas debido a la gran cantidad de hipótesis que se deben hacer sobre la distribución de los datos (Sabzevari, Soleymani & Noorbakhsh, 2007) y las técnicas de minería de datos han comenzado a ser una opción real para el desarrollo de modelos de clasificación y estimación debido a que permiten modelar funciones muy complejas (Abdou, Pointon & El-Masry, 2007) y a su capacidad de generalización (Chye, Ching & Peng, 2004).

A pesar que en numerosas publicaciones de minería de datos se detalla y resalta la etapa de análisis del desempeño de los algoritmos, en el momento en que se desarrolla un proyecto en una organización se observa que otras actividades continuamente consumen más tiempo e influyen de igual forma o más en el triunfo del proyecto (Feelders, Daniels & Holsheimer, 2000). Ahora bien, los estándares relativos al proceso completo de uso de la minería de datos en sistemas operacionales son todavía relativamente jóvenes (Grossman, Hornick & Meyer, 2002). Se puede lograr que un científico de datos que trabaje aislado pueda entrenar un modelo de minería de datos para que tenga un excelente desempeño sobre los datos de la muestra, pero únicamente un entendimiento profundo de cómo se usará el modelo en el negocio es lo que permite decidir cuáles son los compromisos aceptables entre las diferentes métricas. Lo que da la certeza que un modelo entrenado con datos históricos se comportará correctamente con data futura es la correcta utilización del conocimiento del negocio más que la experticia computacional o estadística.

## **OBJETIVO**

Se pudo identificar mediante la revisión de la literatura y la práctica profesional que no hay estudios que se refieran a la aplicación de una metodología formal al problema de calificación crediticia, así como la falta de métricas que permitan evaluar a los modelos resultantes tanto desde el punto de vista estadístico como de negocio. Por ende, el fin del presente trabajo es plantear la utilización de una metodología reconocida de minería de datos a la calificación crediticia en un caso práctico, atendiendo a los objetivos particulares de las instituciones de crédito y aprovechando de forma adecuada la metodología. La técnica propuesta utiliza una nueva métrica de evaluación de modelos que está alineada tanto a estándares bancarios internacionales de mejores prácticas como a objetivos específicos del negocio en cuestión.

En las siguientes secciones se muestra la metodología propuesta, los resultados de su uso en una aplicación de tarjeta de crédito para una cadena de tiendas de autoservicio, y las conclusiones y recomendaciones finales. Esta investigación atiende las necesidades específicas de una institución bancaria en el sistema financiero mexicano que desea aprovecharse de las oportunidades de crecimiento existente.

### **METODOLOGÍA DE MINERÍA DE DATOS APLICADA AL PROBLEMA DE CALIFICACIÓN CREDITICIA**

La existencia de riesgo crediticio inherente es del conocimiento general de toda empresa que recibe pagos regulares de sus clientes. Administrar este riesgo es no es fácil ya que asumir demasiado riesgo lleva a pérdidas por créditos incobrables mientras que asumir muy poco riesgo conlleva el perder oportunidades de negocio que incrementarían las ganancias. El éxito se basa en reducir el número de incumplimientos y su impacto al mismo tiempo que se maximiza el beneficio obtenido de cada cliente. Para lograr este objetivo se requiere que las empresas establezcan un sistema de evaluación fácil, rápido, y confiable que determine el riesgo inherente a cada potencial cliente.

Para poder crear un modelo de calificación crediticia se requiere de la aplicación de diversas técnicas de análisis a datos históricos existentes que representan el riesgo crediticio de las personas y se empleen los resultados a potenciales clientes para poder pronosticar el nivel de riesgo de crédito de dichos clientes nuevos. Si este valor es una calificación continua (por ejemplo una estimación de la probabilidad de incumplimiento), la decisión crediticia se realiza comparándola con un punto de corte previamente establecido que estipula la segmentación entre solicitantes “buenos” y “malos”.

Con fundamento en el proceso de *SAS Sample Explore Modify Model Assess* para desarrollar modelos de minería de datos, Data Miners Inc. propone una metodología (Berry y Linoff, 2004) que consta de 11 pasos, la cual está alineada a solucionar problemas de negocio:

1. Definición del objetivo del negocio
2. Traducción en un problema de minería de datos
3. Selección de los datos
4. Conocimiento de los datos
5. Creación de muestras
6. Arreglo de los datos
7. Transformación de los datos
8. Construcción de modelos
9. Evaluación de modelos
10. Uso de modelos
11. Evaluación de resultados



A pesar de que los pasos sugeridos por la metodología se realizan de manera lineal, existe la posibilidad de retroalimentaciones en varios de ellos. Muestra de esto es que el conocimiento de los datos puede hacer que se revise la selección de los datos, y la evaluación de los modelos y de los resultados puede llevar a replantear la etapa de construcción de modelos.

Seguidamente se mapeará esta metodología al problema de calificación crediticia de nuevos solicitantes como método para avalar su buen uso y alcanzar metas alineadas y consistentes con los objetivos de negocio planteados.

### **Definición del objetivo de negocio**

El banco tiene una objetivo general que es el obtener utilidades mediante el uso de instrumentos financieros que gestionan el riesgo de crédito. En el caso específico de estudio también existe un objetivo particular que es el de desarrollar un modelo de calificación para tarjetas de crédito de una cadena de tiendas de autoservicio que permita evaluar nivel de riesgo de incumplimiento de los aspirantes bancarizados para aceptarlos o rechazarlos basado en una estrategia de aceptación del 60%.

### **Traducción en un problema de minería de datos**

Debido a que se desea poder clasificar a los solicitantes de tarjeta de crédito como “buenos” o “malos”, el objetivo es desarrollar un modelo de minería de datos cuya función sea la predicción de la probabilidad de incumplimiento para poder lograr esa clasificación.

### **Selección de datos**

Este período puede ser uno de los más intensos y extensos durante el desarrollo de un modelo de calificación crediticia. Primero se confronta la dificultad en la disponibilidad de datos en el contexto de calidad y cantidad. Para el desarrollo de un modelo se requieren datos limpios y confiables con un mínimo admisible de casos “buenos” y “malos” (Siddiqi, 2006).

El desarrollo de un modelo se hace bajo la premisa de que el comportamiento futuro es un reflejo del comportamiento pasado. Con fundamento en dicha premisa, se debe analizar el desempeño de cuentas anteriormente aceptadas para poder predecir el comportamiento futuro de las nuevas cuentas. Con el fin de realizar este análisis se requiere reunir información de cuentas abiertas durante un periodo (ventana de observación) y luego monitorearlas por otro periodo (ventana de comportamiento) para estipular si fueron “buenas” o “malas”. La información correspondiente al producto de tarjeta de crédito de marca privada disponible en la institución bancaria corresponde a 34,857 solicitudes procesadas de julio a septiembre de 2006, y monitoreadas hasta diciembre de 2007. La definición de lo que será un acreditado “malo” es

hecha de acuerdo a las reglas del ente regulador, que señala como definición de incumplimiento aquella cuenta que se haya atrasado en uno de sus pagos 90 días o más.

Para el desarrollo las cuentas que se deben utilizar son aquellas que se evaluarían durante un día normal de operaciones de otorgamiento de crédito. Cuentas que tienen un comportamiento anormal durante la ventana de comportamiento, por ejemplo los fallecimientos, las cancelaciones, los fraudes (para lo cual se desarrollan modelos específicos que toman en cuenta las transacciones de la cuenta), y las tarjetas perdidas deben ser excluidas. Al revisar las cuentas en la ventana de comportamiento se identificaron 4,161 que fueron excluidas. La base final de aprobados cuenta entonces con 30,696 casos de solicitudes aprobadas, de los cuales 5,020 son “malos” y 25,676 son “buenos”, lo que representa una tasa de incumplimiento de 16.35%.

Los datos recolectados y la clasificación de “bueno” o “malo” (variable objetivo) constituyen la muestra a partir de la cual se construye el modelo.

### **Conocimiento de los datos**

Durante esta etapa se analizaron las características de los peticionarios (variables explicativas) con respecto a su relación con la variable objetivo. Se seleccionaron 12 variables para el estudio con base en la experiencia del banco a partir de la información sociodemográfica y del buró de crédito con que se cuenta: meses en el empleo actual, zona geográfica del domicilio, máximo atraso en los últimos 6 meses, número de periodos con atraso como porcentaje del número total de periodos informados en los últimos 12 meses, tiempo transcurrido desde el máximo atraso en los últimos 12 meses, número de periodos sin incremento en atraso como porcentaje del total de periodos informados en los últimos 12 meses, razón de uso de cuentas revolventes abiertas activadas en los últimos 12 meses, crédito máximo utilizado como porcentaje del límite de crédito para las cuentas abiertas activadas en los últimos 9 meses; límite de crédito de las cuentas revolventes abiertas activadas en los últimos 12 meses como porcentaje del total de límite de crédito para las cuentas revolventes abiertas, antigüedad en meses en el buró, número de cuentas abiertas en los últimos 12 meses como porcentaje del total de cuentas abiertas y número de consultas realizadas por instituciones bancarias en los últimos 12 meses.

A los fines de analizar las características de los solicitantes se usan primeramente estadísticos muestrales simples (tales como la distribución de valores de cada una de las variables) para familiarizarse con el negocio y verificar la integridad de los datos. En una segunda parte del análisis es necesario evaluar cada variable de forma individual con respecto a su poder predictivo del desempeño. Para determinar el poder de cada uno de los atributos, se utilizan dos criterios básicos (Anderson, 2007): *Weight of*

*Evidence (WoE) e Information Value (IV)*. El criterio WoE mide el poder relativo de predicción de cada valor dentro de una variable, es una medida de la diferencia entre la proporción de buenos y malos para cada valor de la variable. El criterio IV, por su parte, mide el poder predictivo total de una variable a partir de los WoE de sus valores. Atributos con IV menores a 0.10 son considerados atributos débiles, mientras que valores por arriba de 0.30 son considerados fuertes.

Se puede hacer mención, debido al resultado de este paso, que existe una concentración de solicitantes con menos de 24 meses en el empleo actual y que las variables con mayor nivel de predicción son: “número de periodos con atraso como porcentaje del número total de periodos informados en los últimos 12 meses”, “número de consultas realizadas por instituciones bancarias en los últimos 12 meses” y “tasa de uso de cuentas revolventes abiertas y activadas en los últimos 12 meses”.

### **Creación de muestras**

Las muestras de desarrollo y validación para generar modelos de calificación crediticia se pueden generar de varias maneras. En este caso específico, se realiza un muestreo estratificado simple por la variable objetivo (“bueno”/”malo”). Dada la normativa de la institución bancaria su utiliza una proporción del 70% para desarrollar el modelo y del 30% para validarlo. El muestreo estratificado consiste en que para cada proporción (70% y 30%) se mantengan la tasa de incumplimiento, esto es: 16.35% de casos “malos” en cada población.

### **Arreglo de los datos**

En esta fase se corrigen los datos que permanentemente incluyen errores de captura, por ejemplo: existencia de datos vacíos, significados variantes en el tiempo (por cambios en los catálogos de los atributos), muestras no representativas de la realidad o codificación inconsistente en los datos.

### **Transformación de datos**

La transformación de datos incluye en general: suma de variables calculadas a partir de las originales, eliminación o acotación de valores extremo en variables numéricas, agrupación en variables categóricas, y aplicación de transformaciones tales como logaritmos. Para nuestro caso específico redefinimos el valor de las variables con el valor del WOE para cada valor, antes de aplicar algunas de las técnicas de minería de datos.

### **Construcción de modelos**

La generación de un modelo de calificación crediticia puede darse con base en diversos objetivos, ya sea el mejoramiento de medidas estadísticas o de eficiencia (es decir, uso del menor número de variables). En términos de negocio, el modelo derivado deberá representar la realidad del proceso actual de adjudicación en cuanto a objetivos de negocio y gestión del

riesgo de crédito. El objetivo final de la construcción de un modelo de calificación crediticia, cuya presentación se da generalmente en forma de un *scorecard*, será la fabricación comprensible del perfil de riesgo del solicitante de crédito. La creación de un modelo de calificación crediticia basado en modelar el perfil de riesgo de los acreditados no es completamente opuesta a otros modelos predictivos; la diferencia consiste básicamente en la metodología utilizada para llegar al conjunto de características finales.

En este trabajo se plantea la aplicación de tres técnicas de minería de datos comúnmente usadas en instituciones bancarias mexicanas: regresión logística, árboles de decisión (CHAID, CHi-squared Automatic Interaction Detection) y redes neuronales (perceptrón multicapa de retropropagación), utilizando el software Enterprise Miner de SAS y la muestra de desarrollo.

### **Evaluación de modelos**

La etapa de evaluación de los modelos consiste primordialmente en la escogencia de un *scorecard*. Por lo general para elaborar un modelo de calificación crediticia se desarrollan de 2 a 3 *scorecards* generados por técnicas diferentes. La selección del mejor modelo se realiza mediante la respuesta a dos preguntas: ¿Qué tan bueno es un modelo? ¿Cuál modelo es el mejor? Los estadísticos de error de clasificación son una buena manera de determinar si un modelo está proporcionando una correcta diferenciación. Para propósitos operacionales, las empresas normalmente escogen un nivel mínimo de aceptación de tasa de incumplimiento en forma de “punto de corte”. Las solicitudes calificadas por debajo del punto de corte son rechazadas y no se les otorga el crédito. Como resultado de lo anterior, siempre existe la posibilidad de que un solicitante bueno sea clasificado como malo y por ende rechazado y viceversa. El modelo final deberá ser elegido de forma tal que el nivel de error de clasificación sea minimizado para garantizar una calidad superior en el servicio al cliente.

Hay distintas medidas para evaluar el nivel del error de clasificación y así equiparar los diversos modelos de calificación crediticia utilizando la muestra de validación. Esas medidas comparan el número de buenos y malos verdaderos con el número de buenos y malos pronosticados para cierto punto de corte. Un mejor modelo será aquel en el que los casos “verdaderos” son maximizados, y los casos “falsos” son minimizados. Dentro de las principales medidas utilizadas para evaluar el error de clasificación se encuentran: precisión: (casos verdaderos positivos y negativos / casos totales), tasa de error: (casos falsos positivos y negativos / casos totales), sensibilidad (casos verdaderos positivos / casos totales positivos reales), y especificidad (casos falsos positivos / casos totales negativos reales). Utilizando estas medidas, una institución puede decidir, por ejemplo, maximizar el rechazo de malos para reducir pérdidas seleccionando el modelo que minimice la especificidad. En contraste, otra

institución puede querer seguir una estrategia que aumente su presencia en el mercado sin importarle la aprobación de algunos casos malos en cuyo caso la institución puede minimizar la exclusión de buenos acogiendo el modelo que maximice la sensibilidad.

En la industria, las medidas que evalúan el poder de predicción de un modelo son empleadas con fines comparativos y no absolutos. Entre los métodos que se utilizan para equiparar el poder predictivo de los modelos se incluyen (Mays, 2003): estadístico de Kolmogorov-Smirnov que mide la máxima separación vertical entre la distribución acumulada de “buenos” y la distribución acumulada de “malos”, estadístico de divergencia que mide qué tan separadas están las medias de “buenos” y “malos” reales (cuadrado de la diferencia de las medias dividido entre la media de las varianzas), y el área bajo la curva ROC (*relative operating characteristic*) que se obtiene graficando sensibilidad vs. (1-especificidad) de un modelo al variar su punto de corte.

### **Uso de modelos**

Una vez seleccionado el modelo, el siguiente paso es la elaboración de reportes de gestión. Dichos reportes son instrumentos que permiten la toma de decisiones operativas como, por ejemplo, dónde establecer el punto de corte, diseñar estrategias de admisión y de gestión, así como monitorear el desempeño futuro del modelo.

En general, son las áreas de negocio de las instituciones financieras quienes utilizan los modelos de calificación crediticia bajo los lineamientos de las áreas de administración de riesgo, y son responsables del volumen de créditos a otorgar (tasas de aprobación), es decir, gestionan por ejemplo las estrategias de crecimiento del crédito para incrementar la participación de mercado. Lo anterior se clarifica al momento de generar la estrategia de admisión y establecer un punto de corte a partir del cual se aprueban las solicitudes de crédito. La experiencia del banco propone establecer grupos de población iguales para administrar el punto de corte de la forma más sencilla; en particular, para dicha institución se crean 20 grupos con 5% de la población, de manera que las tasas de aprobación se pueden gestionar en múltiplos de 5% acorde a la estrategia de crecimiento vigente. Para cada uno de los grupos se calcula, en una tabla de decisión para tasas de aprobación y nivel de riesgo ordenada por rangos de calificación, la probabilidad de incumplimiento pronosticada por el modelo, la tasa de incumplimiento acumulada y la tasa de aprobación acumulada. En este caso de estudio una meta del negocio es establecer la tasa de aprobación total en 60%, para ello utilizamos la tabla de decisión para observar en los rangos de calificación cuál es el punto de corte de acuerdo con el modelo.

## Evaluación de resultados

La evaluación del poder de clasificación y predicción del modelo implementado es de suma importancia. Para esto, hay que determinar si la hipótesis del desarrollo “el futuro será como el pasado” se sigue cumpliendo. Las variadas métricas que existen para evaluar modelos sólo se calculan sobre la muestra con la cual se construyen estos y se basan puramente en medidas estadísticas que pretenden evaluar la capacidad de predicción de incumplimiento: la separación entre las poblaciones de “buenos” y de “malos”. El tiempo que toma la aprobación final del modelo por las distintas áreas de la empresa más el tiempo de implementación generan un desfase natural entre la muestra utilizada para la construcción del modelo y la población a la cual será aplicado. Se ha identificado entonces un área de oportunidad sobre la necesidad de contar con métricas calculadas a partir de la población que está solicitando crédito al momento de la liberación del modelo (*through the door population*) que nos permitan conocer la capacidad de predicción del nivel de riesgo del modelo con la nueva población y así determinar los posibles desajustes en el modelo que deberán ser tomados en cuenta para su uso.

Es importante notar que el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea estableció que al momento de desarrollar un modelo de calificación crediticia, la validación de las categorías de riesgo definidas así como las probabilidades de incumplimiento asociadas a las categorías juegan un papel importante en la estimación de las reservas de capital requeridas por la institución (Engelmann y Rauhmeier, 2006). La validación de las categorías de riesgo puede interpretarse como: “comparar las tasas ciertas de incumplimiento con las estimadas para cada categoría del modelo y evaluar la desviación entre la tasa de incumplimiento observada y la estimada”. Un método recomendado (Müller, 2006) para validar la asignación del nivel de riesgo de cada una de las categorías es la Calificación de Brier (Brier, 1950), que mide la exactitud de un conjunto de afirmaciones de probabilidad. La Calificación de Brier consiste en calcular la desviación cuadrática promedio de la probabilidad de incumplimiento estimada contra la tasa de incumplimiento observada; su resultado es un valor entre 0 y 1.

Con soporte en lo anteriormente expuesto y partiendo de los grupos de 5% de la población a partir de la cual se gestiona el punto de corte podemos identificar que la validación de las categorías de riesgo corresponde a la validación de cada posible punto de corte. El cálculo de la Calificación de Brier nos da información sobre la capacidad que tiene el modelo de asignar correctamente el nivel de riesgo a las distintas categorías. De forma general, se preferirán modelos con calificaciones pequeñas (más exactos) sobre otros con valores mayores. El comparativo de la Calificación de Brier de los modelos en “tiempo real” (66,488 solicitudes recibidas entre junio y septiembre de 2008) debe hacerse calculándolo

tanto de forma global como para cada punto de corte posible, permitiendo evaluarlos de acuerdo a la tasa de aprobación objetivo que el área de negocio tenga como meta. El uso de esta nueva métrica cumple con los requerimientos del Comité de Basilea y permite alinear el desarrollo y uso de modelos de calificación crediticia.

## RESULTADOS

Seguidamente se presentará un resumen de los resultados obtenidos en la evaluación del desempeño de cada uno de los modelos. Los resultados en su totalidad pueden ser consultados en (Carrera y Cadena, 2011). Los valores numéricos conseguidos para las métricas tradicionales son consistentes con los reportados en la literatura (Baesens et al., 2003; Chye et al., 2004; Sabzevari et al., 2007; Yobas et al., 2000). En la figura 1 se muestran los lugares obtenidos por cada modelo en cada una de las métricas, utilizando 1 para el mejor resultado obtenido, 2 para el siguiente y 3 para el peor resultado. Se observa que la red neuronal es la técnica que obtiene el mejor desempeño en la mayoría de las métricas, pero también es importante notar que ocupa el tercer lugar al aplicar la Calificación de Brier. Los lineamientos del Comité de Basilea sobre mejores prácticas en la gestión del riesgo financiero indican la necesidad de contar con modelos de calificación crediticia que asignen de manera eficiente el nivel de riesgo pero que al mismo tiempo sean fáciles de interpretar. Lo anterior también cuestiona el uso de las redes neuronales ya que la interpretación sobre la forma de asignar pesos a las variables para transformarlos en un nivel de riesgo es demasiado compleja para que una persona pueda interpretarla de manera intuitiva. Como línea futura de investigación se debe estudiar el desempeño de la técnica *gradient boosted decision trees* (Friedman, 2001), en el problema de la calificación crediticia. Esta técnica es muy utilizada actualmente en organizaciones importantes que dependen de los resultados proporcionados por algoritmos de predicción.

La institución financiera utilizó los resultados obtenidos (incluyendo la utilización de la Calificación de Brier) para decidir continuar utilizando como técnica principal para generar los modelos de calificación crediticia a la regresión logística (que en forma global es la segunda técnica con mejores resultados). Si la institución bancaria llega a detectar que la población objetivo empieza a presentar cambios significativos en su distribución con respecto a la mostrada en la tablas de decisión para tasas de aprobación y nivel de riesgo, esta deberá evaluar si es necesario hacer un cambio de modelo para seguir garantizando que no se sobrepase la desviación entre la tasa observada y la probabilidad de incumplimiento estimada al nivel obtenido en el desarrollo.

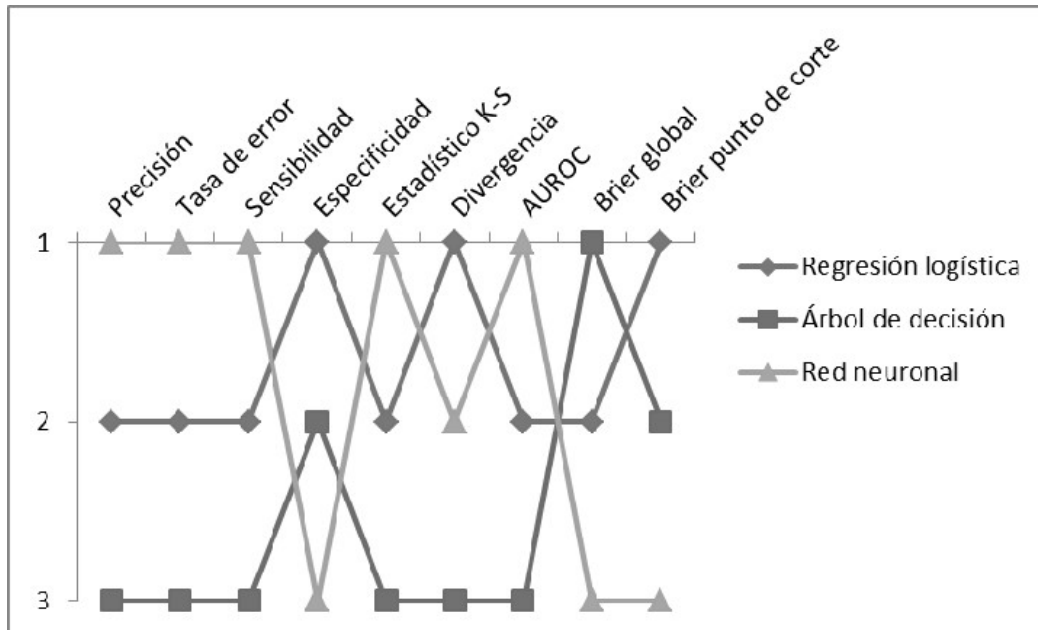


Figura 1. Resumen de resultados para cada modelo y métrica.

## CONCLUSIONES

La primera contribución de este trabajo es el planteamiento de una metodología para el desarrollo de modelos de calificación crediticia fundamentados en la metodología delineada por los fundadores de Data Miners, Inc. En ella se exponen cada uno de los conceptos particulares de la calificación crediticia que intervienen en las distintas etapas, lo que permite a las personas encargadas de crear modelos de calificación crediticia no perder de vista las particularidades del problema y a la vez garantizar el uso de una metodología probada para obtener resultados consistentes. La metodología debe utilizarse en el futuro en más casos prácticos para refinarla siguiendo un proceso iterativo.

La segunda contribución se centra en la materia de la evaluación del desempeño de los modelos de calificación crediticia obtenidos a partir de la metodología propuesta. Este trabajo propone evaluar, en la práctica, a los modelos con métricas estándar y agregar la Calificación de Brier que incorpora información sobre la población a la cual será aplicado el modelo, población que no es utilizada para el cálculo de las métricas de desempeño estándar. Además, el modelo se evalúa tomando en cuenta las sugerencias internacionales sobre mejores prácticas provistas por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. La nueva métrica permite evaluar la calidad del modelo en cuanto a su capacidad para asignar niveles de riesgo acordes a lo observado, así como detectar cambios poblacionales con respecto a la muestra de desarrollo del modelo, facilitando de esta forma la identificación de puntos débiles en los modelos y la posible necesidad de hacer ajustes en el punto de corte o que los modelos tengan que ser calculados de nuevo totalmente.



Se creó un modelo de calificación crediticia de aplicación para evaluar la calidad crediticia de solicitantes del producto de financiamiento de tarjeta de crédito que puede ser usado por la institución bancaria para penetrar nuevos mercados siguiendo una estrategia de crecimiento sostenido y a la vez controlar de forma adecuada el riesgo de incumplimiento en pago por parte de los deudores. De lo anterior se concluye que la mejor forma de evaluar el desempeño de un modelo de calificación crediticia es ligando las métricas de desempeño con los objetivos de negocio establecidos al inicio del proyecto, esto es, elegir el modelo que satisfaga las metas de crecimiento y que tenga un control óptimo sobre la gestión del riesgo de incumplimiento. Por último, en el caso práctico expuesto se evidencia la factibilidad de identificar qué modelos pueden presentar dificultades ante cambios poblacionales empleando la Calificación de Brier.

## RECONOCIMIENTO

Se agradece el apoyo de la Asociación Mexicana de Cultura A.C.

## BIBLIOGRAFÍA

- Abdou, H., Pointon, J., and El-Masry, A. (2007) Neural Net Credit Scoring Models for Egyptian Banks: An Evaluation of Consumer Loans, *Proceedings of the Credit Scoring and Credit Control X Conference*, Edinburgh.  
<http://www.crc.man.ed.ac.uk/conference/archive/2007/abstracts/abdou-pointon-el-masry.pdf>
- Anderson, R. (2007) *The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation*, Oxford University Press.
- Baesens, B., Van Gestel, T., Viaene, S., Stepanova, M., Suykens, J. & Vanthienen, J. (2003) Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring, *Journal of the Operational Research Society*, 54, 6, 627-635.
- Berry, M., and Linoff, G. (2004) *Data Mining Techniques for Marketing, Sales, and Customer Relationship Management*, Second Edition, John Wiley & Sons.
- Brier, G.W. (1950) Verification of forecasts expressed in terms of probability, *Monthly Weather Review*, 75, 1-3.
- Caire, D., Barton, S., de Zubiria, A., Alexiev, Z., Dyer, J., Bundred, F., and Brislin, N. (2006) *A Handbook for Developing Credit Scoring Systems in a Microfinance Context*, *microReport #66*, United States Agency for International Development, Washington, D.C.  
[http://www.microlinks.org/ev\\_en.php?ID=13456\\_201&ID2=DO\\_TO\\_PIC](http://www.microlinks.org/ev_en.php?ID=13456_201&ID2=DO_TO_PIC)

- Carrera, E., y Cadena, J. (2011) Propuesta de Desarrollo y Evaluación de Modelos de Minería de Datos para el Credit Scoring, Tesis de Maestría en Tecnologías de Información y Administración, ITAM, México.
- Chye, K.H., Chin, T.W., and Peng, G.Ch. (2004) Credit Scoring Using Data Mining Techniques, *Singapore Management Review*, 26, 2, 26-47.
- Engelmann, B., and Rauhmeier, R. (2006) *The Basel II Risk Parameters: Estimation, Validation and Stress Testing*, Springer.
- Feelders, A., Daniels, H., and Holsheimer, M. (2000) Methodological and practical aspects of data mining, *Information & Management*, 37, 5, 271-281.
- Friedman, J. (2001) Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine, Stanford University. <http://www-stat.stanford.edu/~jhf/ftp/trebst.pdf>
- Grossman, R.L., Hornick, M.F., and Meyer, G. (2002) Data mining standards initiatives, *Communications of the ACM*, 45, 8, 59-61.
- Hand, D.J., and Henley, W.E. (1997) Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring: a Review, *Journal of the Royal Statistical Society, Series A (Statistics in Society)*, 160. 3, 523-541.
- Mays, E. (2003) Credit Scoring for Risk Managers: The Handbook for Lenders, Thomson South-Western.
- Müller, M. (2006) Statistical Methods in Basel 2 - Calibration & Validation of Rating Systems, *DGVFM-ITWM-Workshop*, Fraunhofer, [http://www.mathematik.uni-kl.de/~korn/KL/basel2\\_mueller.pdf](http://www.mathematik.uni-kl.de/~korn/KL/basel2_mueller.pdf).
- Sabzevari, H., Soleymani, M., and Noorbakhsh, E. (2007). A comparison between statistical and Data Mining methods for credit scoring in case of limited available data, *Proceedings of the Credit Scoring and Credit Control X Conference*, Edinburgh. <http://www.crc.man.ed.ac.uk/conference/archive/2007/papers/sabzevari-et-al.pdf>
- Schreiner, M. (2004) Scoring Arrears at a Microlender in Bolivia, *Journal of Microfinance*, 6, 2, 65-88.
- Siddiki, N. (2005) Credit Risk Scorecards: Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring, Wiley.
- West, D. (2000) Neural network credit scoring models, *Computer & Operations Research*, 27, 11-12, 1131-1152.

Yobas, M.B., Crook, J.N., and Ross, P. (2000) Credit scoring using neural and evolutionary techniques, *IMA Journal of Management Mathematics*, 11, 2, 111-125.

### **BIBLIOGRAFÍA RECOMENDADA**

Hastie, T., Tibshirani, R., and Friedman, J. (2009) *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*, Springer Series in Statistics. <http://www-stat.stanford.edu/~tibs/ElemStatLearn/>

Witten, I., Frank, E., and Hall, M. (2011) *Data Mining – Practical Machine Learning Tools and Techniques*, Third Edition, Morgan Kaufman Publishers.

**Marcelo Mejía Olvera** se graduó de la licenciatura en Ingeniería Biomédica en la Universidad Autónoma Metropolitana (UAM) en 1982 y ha realizado estudios de Maestría en Ciencias de la Computación en la UAM, en Ingeniería Eléctrica en la División de Estudios de Posgrado de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional Autónoma de México, y en Redes Informáticas en la Escuela Superior de Electricidad en Francia. En 1989 obtuvo el grado de Doctor en Informática de la Universidad de Rennes I, en Francia. Desde 1989 labora como profesor de Tiempo Completo en el Instituto Tecnológico Autónomo de México (ITAM) donde actualmente se desempeña como Director General de la División Académica de Ingeniería. Ha sido Vicepresidente de la Sociedad Mexicana de Ciencia de la Computación y Presidente del Consejo Nacional de Acreditación en Informática y Computación.

**Francisco Javier Cadena Morfín** se graduó de la carrera de Actuaría por la Universidad Autónoma de Guadalajara en 2003 y en 2009 obtuvo el grado de Maestro en Tecnologías Información y Administración por el Instituto Tecnológico Autónomo de México (ITAM). Desde octubre de 2009 se encuentra laborando en el banco HSBC México como subdirector de Portfolio Analytics dentro del área de Customer Relationship Management. Tiene experiencia en riesgo de crédito desarrollando modelos de calificación crediticia para BBVA Bancomer durante el periodo 2006 a 2009 y como suscriptor de seguro de gastos médicos para ING Comercial América de 2004 a 2006.

**Ernesto Iván Carrera Ruvalcaba** se graduó de la carrera de Actuaría por la Universidad Autónoma de Guadalajara en 2003 y en 2009 obtuvo el grado de Maestro en Tecnologías Información y Administración por el Instituto Tecnológico Autónomo de México (ITAM) con mención honorífica. Desde octubre de 2012 se encuentra laborando en BBVA Compass Bank USA como Senior Vice President Risk Officer. Tiene experiencia en riesgo de crédito desarrollando modelos de score y cálculo

de parámetros de riesgo para BBVA Bancomer durante el periodo 2006 a 2012 y como suscriptor de seguro de vida individual y pensiones para ING Comercial América de 2004 a 2006.

**Victoria H. Heredia** tiene una Maestría en Ciencias de la Computación de la Universidad Central de Venezuela y un certificado de postgrado en Administración y Gerencia de Harvard University. En la actualidad se desempeña como profesora adjunta en la Escuela de Negocios y Administración Pública de Governors State University. En el pasado ha tenido posiciones similares en Delaware County Community College, y Rochester Institute of Technology. A nivel profesional ha tenido posiciones que van de analista y programadora hasta gerente de sistemas y gerente división en empresas como AGA Venezolana y PMV de Venezuela (a Dun and Bradstreet Co.).

## Política Editorial

RELCASI está principalmente dirigida a investigadores de habla hispana y portuguesa en el área de Administración de Sistemas de Información (MIS por sus siglas en Inglés). Los artículos son académicamente rigurosos sin sacrificar la claridad, estilo, simplicidad y contribución práctica que los hace atractivos a profesionales de la disciplina. En consecuencia, la audiencia de esta revista está compuesta no sólo por investigadores de MIS, sino también por profesionales y administradores en el área de tecnologías de información.

Todos los artículos son escritos, revisados y publicados en español o portugués; sin embargo, estos contendrán título, resumen y palabras claves en el idioma original (español o portugués) y en inglés.

RELCASI es una publicación arbitrada que se presenta en formato impreso y en línea. La versión impresa de RELCASI está disponible a pedido (y próximamente bajo suscripción). La versión en línea se provee a través de la Asociación de Sistemas de Información. El proceso de evaluación se realizará con al menos dos examinadores. La identidad de los examinadores no será del conocimiento del autor, y ni los examinadores ni el editor asociado conocerán la identidad del autor. Una ronda del proceso de evaluación tomará alrededor de 90 días.

La revista incluye principalmente artículos de investigación desarrollados con un marco teórico robusto y que incluyan una adecuada revisión de literatura. Los artículos podrán ser de investigación empírica (cualitativa o cuantitativa), conceptuales, encuestas de corrientes de investigación, o encuestas de la industria de TI en países en desarrollo. Los artículos de investigación empírica, deben proveer una amplia justificación y descripción de la colección de datos, metodología y técnicas analíticas. Estudios de caso, artículos pedagógicos, revisión de libros, y debates y ensayos de opinión serán considerados pero no formarán el grueso de la publicación. Artículos con un alto contenido técnico y bajo contenido gerencial/administrativo no son recomendados y sólo serán aceptados cuando sean altamente relevantes o innovadores. Los artículos deberán tener una extensión no mayor a las 8.000 palabras.

## ***Editorial Policy***

RELCASI is primarily directed to Spanish and Portuguese speaking researchers in the area of Management Information Systems (MIS). Articles will have academic rigor without sacrificing clarity, style, simplicity, and a practical contribution that will also make them attractive to practitioners. Therefore, its audience includes both academics and practitioners of MIS and IT.

Articles are written, reviewed, and published in Spanish or Portuguese; however, their title, abstract, and keywords will also be published in English.

RELCASI is a double-blind peer-reviewed journal that is both in-print and on-line. The print version is currently provided on-demand and we will soon have a subscription service. The on-line version is available through the Association for Information Systems. The double-blind peer-review process will involve an associate editor and a minimum of two academic peers. We aim to have a round of the review process take no more than 90 days.

The journal will primarily comprise of research articles developed with a robust theoretical framework that include an appropriate literature review. The articles could be qualitative or quantitative, conceptual, research stream surveys, or surveys that relate to IT/MIS in developing countries. Empirical research articles must include a clear, comprehensive, and concise description of the methodology, data collection, and analytical techniques used. Case studies, pedagogical articles, book reviews, debates, and opinion papers will be considered but will not make the bulk of the journal. Articles with a high technical and low managerial content are not encouraged but may be accepted if highly relevant or innovative. Articles may not include more than 8,000 words.

## Solicitud de Artículos

### *Call for Articles*

RELCASI está permanentemente en la búsqueda de artículos en español y portugués en el área de sistemas de información (MIS), la cual incluye tópicos relacionados a la adopción, administración, uso, e impactos de la tecnología de información (TI). Tópicos populares incluyen (pero no están limitados a) los siguientes:

- Estudios inter-culturales (dentro de países latinoamericanos o comparaciones con países desarrollados) que comparen antecedentes e impactos de la TI en organizaciones
- Modelos de bases de datos y estructuras de sistemas de información a nivel empresarial o global
- Factores culturales que influyen en el desarrollo efectivo de sistemas de información a gran escala
- Costos y Retornos de Inversión esperados en la implementación de tecnologías de información
- Impacto de TI emergente en pequeñas y medianas empresas (PYMEs)
- El rol de TI en mejorar la ventaja competitiva de las PYMEs
- Infraestructura de sistemas de información
- Recursos humanos en sistemas de información
- Impacto de la TI en la productividad individual
- Programas personalizados vs encapsulados
- Efectos de obligar el uso de TI específicas en subsidiarias locales
- Tercerización (“outsourcing”) / Offshoring / Nearshoring
- Debates acerca de implementaciones globales
- Procura de TI en países en vías de desarrollo
- Uso, difusión y legislación de programas de código abierto en Latinoamérica
- Costo total: programas, adaptación, consultoría y entrenamiento
- Como programas de código abierto pueden contribuir al desarrollo
- Uso, venta, e implementación de paquetes globales en economías locales
- Impacto de estilos gerenciales en el uso y desarrollo de TI
- Ejecución de contratos de TI en una economía global
- La paradoja de la productividad de la TI en Latinoamérica
- Implementación y adaptación de paquetes de programas
- Implementaciones globales
- Transferencia de tecnología
- Aspectos económicos y financieros de la compra, desarrollo e implementación de TI

- Debates en sistemas de entrenamiento de TI (para expertos y usuarios)
- El valor del negocio de la TI
- Soporte local vs soporte a larga distancia

Los artículos pueden utilizar cualquiera de las siguientes modalidades de acuerdo al contexto y metodología.

1. Investigación empírica
  - a. Cualitativa (perspectivas positivistas o interpretativas): desarrollo o comprobación de teorías: estudios de caso, estudios de casos múltiples, investigación-acción
  - b. Cuantitativa: comprobación de teorías: experimentos, encuestas, estudios de caso, archivos
2. Encuestas de corrientes de investigación: revisión de literatura usando narrativa o meta-análisis
3. Encuestas de la industria de TI en países en desarrollo. Debido a la falta de difusión del conocimiento de TI en países en desarrollo es importante publicar artículos que provean una visión general de la situación de la industria de TI en estos países. Los artículos pueden ser reportes académicos que provean una clara representación de la industria de TI y/o su relación con otras industrias y el gobierno.
4. Conceptual: desarrollo de nuevas teorías/modelos desde literatura existente, observación de hechos y argumentos lógicos
5. Diseño de la investigación: desarrollo de artefactos para resolver problemas relevantes que profesionales de la TI enfrentan en países en desarrollo. Algunos ejemplos pueden incluir: desarrollo de herramientas y aplicaciones innovadoras de TI, nuevos métodos para gerenciar TI en países en desarrollo, etc.

Artículos con un alto contenido técnico y bajo contenido gerencial/administrativo no son recomendados y solo serán aceptados cuando sean altamente relevantes o innovadores. La revista incluirá principalmente artículos teóricos y de investigación que han sido desarrollados en un marco teórico robusto, incluyen una adecuada revisión de literatura y proveen una amplia justificación y descripción de la metodología y técnicas analíticas. Estudios de caso, artículos pedagógicos, revisión de libros, y debates y ensayos de opinión serán considerados pero no formarán parte del grueso de la publicación.



**AUDIENCIA**

La revista está principalmente dirigida a investigadores de MIS de idioma español y portugués. Los artículos serán académicamente rigurosos sin sacrificar la claridad, estilo y simplicidad que hace que estos artículos sean atractivos a profesionales de la disciplina. En consecuencia, la revista será atractiva no solo para investigadores de MIS y sino también para profesionales.

**IDIOMA**

Todos los artículos serán escritos, revisados y publicados en español o portugués; sin embargo, el título, palabras claves y resumen deberán ser incluidos en inglés y el idioma original (español o portugués).

**FORMATO**

La revista es una publicación arbitrada que se presentará en formato impreso y en línea. La versión impresa de la revista estará disponible a pedido. La versión electrónica será publicada en el sitio de AIS. Los artículos deberán tener una extensión no mayor a las 8.000 palabras.

El proceso de evaluación se realizara con al menos dos árbitros. La identidad del editor asociado y de los examinadores no será del conocimiento del autor y estos tampoco conocerán la identidad del autor. Una ronda del proceso de evaluación deberá tomar alrededor de 90 días.

Los artículos deben ser enviados como un anexo vía correo electrónico a [editor@relcasi.org](mailto:editor@relcasi.org). Para preguntas y sugerencias envíe un correo electrónico a [editor@relcasi.org](mailto:editor@relcasi.org). Información adicional está disponible en [www.relcasi.org](http://www.relcasi.org).