

## Propuesta metodológica para el modelado del riesgo de crédito

Miladys Cogollo Flórez\* Laura Hurtado Moreno\*\*

\* Ingeniería Matemática, Universidad EAFIT. Medellín, Colombia  
([mcogollo@eafit.edu.co](mailto:mcogollo@eafit.edu.co))

\*\* Ingeniería Matemática, Universidad EAFIT. Medellín, Colombia  
([lhurtad8@eafit.edu.co](mailto:lhurtad8@eafit.edu.co))

---

Resumen: En este trabajo se plantea una metodología híbrida para el modelado de riesgo de crédito que involucra cuatro etapas: análisis exploratorio de la base de datos, extracción de características de las variables cuantitativas, clasificación de los individuos en dos grupos según sus características y planteamiento de modelo que clasifica a nuevos individuos en dos conjuntos: aptos y no aptos para crédito. Adicionalmente, en el análisis se incluyen variables referentes al mercado que afectan directamente al individuo según su sector de ingresos o el objetivo de la solicitud de crédito, teniendo en cuenta que los fenómenos económicos del entorno afectan de una u otra manera al individuo y por ende al cumplimiento o no del pago del crédito. a continuación se pretende plantear una metodología híbrida para el modelado de riesgo de crédito que involucra cuatro etapas: análisis de la base de datos, extracción de características de las variables cuantitativas, clasificación de los individuos en dos grupos según sus características y planteamiento de modelo que clasifica a nuevos individuos en dos conjuntos: aptos y no aptos para crédito. Adicionalmente se incluirán variables referentes al mercado que afectan directamente al individuo según su sector de ingresos o el objetivo de la solicitud de crédito, teniendo en cuenta que los fenómenos económicos del entorno afectan de una u otra manera al individuo y por ende al cumplimiento o no del pago del crédito.

*Palabras Clave: credit scoring, variables económicas, análisis de clasificación, análisis exploratorio de datos, análisis discriminante, análisis de componentes principales, riesgo de crédito.*

---

### 1. INTRODUCCIÓN

El otorgamiento de créditos es un área de gran importancia para entidades financieras, dado que estos les generan grandes beneficios como la garantía de rentabilidad a largo plazo y la generación de intereses. Sin embargo al otorgar el crédito existe la probabilidad de que el cliente caiga en mora o default, lo que convierte a esta actividad en un riesgo. El análisis previo de los clientes se emplea como una alternativa para reducir dicho riesgo, puesto que una disminución en un pequeño porcentaje de los errores cometidos, asociados a otorgar el crédito a un deudor que caerá en mora o no otorgarlo a uno que no lo hará (Errores tipo I y tipo II respectivamente) representa económicamente cantidades considerables de ingresos cuya pérdida es evitable.

Inicialmente los analistas de créditos, basados en su experiencia y el perfil del solicitante, se encargaban de decidir si a éste se le prestaba o no la cantidad requerida. No obstante a medida que el flujo de solicitantes aumentaba, este trabajo se hacía inmanejable y, en consecuencia, se creó la necesidad de construir modelos que pudieran contribuir a la toma de la decisión de manera parcial o incluso total. El análisis de discriminante propuesto por Fisher fue inicialmente una buena aproximación en los 70's, pero dadas las restricciones tan fuertes de la técnica sobre las variables se optó por otro tipo

de estrategias. No obstante en análisis discriminante sigue siendo utilizado por entidades crediticias.

Este trabajo pretende construir una metodología híbrida que combina cuatro técnicas estadísticas en cuatro fases: la primera realiza un análisis exploratorio de los datos, en el que se identificaran los datos influyentes y los atípicos para definir si estos permanecen o no en la base de datos con la que se ejecutarán los siguientes tres pasos. Se analizará igualmente el comportamiento de los individuos para facilitar la interpretación de los resultados. La segunda consiste en la extracción de características más relevantes de las variables continuas a través del análisis de componentes principales, donde se podrá además reducir el número de variables empleadas conservando en los indicadores su información más relevante. La tercera, donde se clasificará a los individuos en dos grupos, empleará análisis de clasificación. El grupo al que corresponda cada individuo será la entrada para un análisis discriminante, que permitirá clasificar nuevos individuos en la cuarta fase.

Por otra parte, cabe resaltar que la metodología considerará variables externas, dado a que en los modelos encontrados en la literatura científica se incluyen generalmente características propias del cliente y no variables micro o macroeconómicas que pueden incidir en el comportamiento durante el pago de la deuda del cliente y por ende orientar su clasificación.

## 2. MODELOS PROPUESTOS

En los años setenta el análisis discriminante propuesto por Fisher tuvo un auge importante en problemas de credit scoring, sin embargo dadas las fuertes restricciones que impone sobre las variables (distribución normal y relación lineal por ejemplo) no siempre se alcanzaba un buen ajuste (Lee S., Chen I., 2005). Si bien es una alternativa que propone modelos claros a la hora de interpretarse, se debe enfatizar en otro tipo de estrategias con las que puedan alcanzarse buenas aproximaciones a la realidad y cuyos supuestos sean menos restrictivos o nulos. Algunos de los propuestos se basan en metodologías como redes neuronales, inteligencia artificial [2], regresión logística [10], análisis econométrico [1], árboles de decisión [10], minería de datos [3], splines [4], modelos híbridos [1,3,4,5], análisis de supervivencia [8], entre otras.

Las redes neuronales por su parte han presentado en general buenos resultados en cuanto a la clasificación de clientes para el otorgamiento del crédito. Éstas fueron comparadas con modelos paramétricos tradicionales, como el análisis discriminante y la regresión logística, y no paramétricos, como el k nearest neighbor, Kernel density y CART (classification and regression tree). Para tales comparaciones se emplearon cinco diferentes estructuras de redes neuronales, siendo la MOE (Model of experts) la que presentó mejores resultados entre las demás y comparables con los otros métodos mencionados [10]. Por otra parte Paliwal y Kumar realizaron diversos tipos de comparaciones entre redes neuronales y varios modelos estadísticos para diferentes tipos de problemas, donde en la mayoría de los casos los resultados de las redes neuronales son comparables o superiores a ellos. No obstante se aclara que en muchos de los casos en los que se emplea alguna técnica estadística los supuestos de los modelos no se validan, por lo que se plantea que si ello se hace en muchos de los casos serán las redes neuronales superiores [7].

Adicionalmente los modelos híbridos, combinados de manera adecuada, posibilitan mejoras en la precisión, dado que las falencias de algunas metodologías se ven complementadas por otras (cita). Partiendo de este principio, se han planteado modelos que combinan análisis discriminante para la selección de las variables según su significancia y posteriormente redes neuronales, teniendo un mejoramiento sobre el análisis discriminante, la regresión logística y un modelo de redes neuronales aplicados individualmente (5.6, 3.55 y 3.3% respectivamente) [5]. Otros en cambio han empleado para la selección de variables métodos de splines (Multivariate adaptive regression splines-MARS-) y luego redes neuronales [4]; minería de datos y behavioral scoring para separar a los clientes en diferentes grupos según sus perfiles e incluir políticas más acordes a las condiciones y características de cada uno de ellos [3]; o integración de modelos econométricos en los que se tiene en cuenta la probabilidad de default de los clientes y lo que habrán pagado en el tiempo en el cual se haya suspendido el pago, concluyendo que esta metodología no se limita únicamente a detectar si la probabilidad de default es alta o no como se concibe convencionalmente [1].

En otros casos se emplea un método únicamente, como el análisis de supervivencia [8], el cual hace énfasis no sólo en determinar si un individuo caerá en default o no, sino cuándo, y métodos Multicriteria Decisión Aiding, cuyo objetivo es clasificar individuos en grupos homogéneos [11].

Ambos, híbridos y simples, han mostrado resultados con ciertas mejorías a métodos tradicionales que si bien en porcentajes de acierto no son muy altas, se aproximan mas a la realidad y a su vez evitan al perdida cuantiosas sumas de dinero.

Las variables a tener en cuenta es un tema tan importante como la selección de la metodología con la que se aborda en los modelos de scoring, dado que éstas son las que, según el valor que tomen o la característica que denoten, predicen el comportamiento del individuo. En algunos países algunas de ellas son prohibidas, es el caso de las variables género, religión, nacionalidad, raza, sexo y estado civil [2]. En general han sido empleadas variables propias de los individuos, tales como edad, número de créditos, número de codeudores, tipo de préstamo que solicita, entre otras, no obstante varios autores, como Roszbach et al (2004), han planteado el uso de variables macroeconómicas que pueden tener una influencia en el comportamiento crediticio de los agentes. Adicionalmente se ha propuesto un modelo en que se incluye el desempleo como una de las variables [12]. Sin embargo, no hay mucha bibliografía que evidencie el uso de variables del mercado en modelos de credit scoring.

Así, puede afirmarse que parte del éxito del modelo reside en encontrar las variables (propias del individuo o de su entorno) con las que puedan hacerse las más precisas predicciones teniendo en cuenta las restricciones que impone el medio e igualmente en la selección de la metodología con la que se aborda la problemática.

## 3. METODOLOGÍA PROPUESTA

### 3.1 Preguntas de investigación

La metodología propuesta en este trabajo, se planteó con el fin de dar respuestas a las siguientes preguntas de investigación:

- Las variables económicas tienen una influencia significativa en el pago o no del crédito adquirido por un cliente?.
- Una metodología híbrida permite obtener resultados con mayor especificidad y sensibilidad, que los métodos convencionales?
- El análisis exploratorio de los datos influye significativamente en el resultado final de la clasificación?

### 3.2 Metodología híbrida

#### .3.2.1 Etapa 1:Análisis exploratorio de datos

## 2.2 Análisis de componentes principales

Al análisis de componentes principales es una técnica estadística multivariada que tiene como objetivo la reducción de variables de estudio de tipo cuantitativo a componentes, incorrelacionadas entre sí que maximizan su varianza, producto de una combinación lineal de las antiguas variables, logrando así explicar la estructura de sus varianzas y covarianzas [13].

Las componentes principales se calculan a través de la solución de la ecuación (1), donde A puede ser la matriz de correlaciones o la de covarianzas de las variables. En otras palabras, se debe encontrar los valores propios de la matriz de covarianzas o de correlaciones de las variables.

$$\det(A - \lambda I) = 0 \quad (1)$$

A continuación se debe establecer un criterio para seleccionar el número de componentes, cuyo valor máximo corresponde al número original de variables, mediante la selección de los valores propios. Algunos de estos criterios son:

- Retener los valores propios diferentes de cero
- Observar la proporción acumulada de varianza explicada por las componentes, correspondientes ciertos los valores propios encontrados, aplicando la ecuación (2)

$$\text{Varianza explicada} = \frac{\sum_{i=1}^m \lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \quad (2)$$

Donde m es el número de componentes y p es el número total de variables

- Retener los componentes cuyos valores propios sean mayores o iguales a uno.
- Realizar un gráfico en el cual el eje vertical represente el valor propio y el eje horizontal la secuencia sucesiva de componentes. Unir los puntos correspondientes a la coordenada de cada valor propio y seleccionar los componentes hasta donde la curva trazada se estabilice horizontalmente

Luego se seleccionan los valores propios, se procede a obtener el valor de las componentes correspondiente para cada individuo. Para ello se toma de cada uno de los valores propios su respectivo vector propio y se realiza una combinación lineal entre este y el valor de cada variable para el individuo.

## 4. APLICACIÓN

La viabilidad de la metodología propuesta se probó con una base de datos alemana de 1000 individuos [15] que consta de veinte variables: 13 cualitativas (estado de cuenta en la entidad, historial crediticio en la entidad, propósito de préstamo, cuentas de ahorros/bonos en la entidad, empleo, estado civil, codeudor, propiedades, otros planes de pago,

tenencia de vivienda, tiempo en actual empleo, trabajador extranjero y teléfono) y 7 cuantitativas (duración de préstamo, cantidad a prestar, tasa de interés, tiempo en actual vivienda, edad, número de créditos en la entidad y personas a cargo). La base de datos cuenta también con una clasificación de los clientes en dos grupos: aptos y no aptos para el préstamo.

### 3.1 Análisis exploratorio de datos

Se analizaron diagramas de cajas para las variables cuantitativas obtenidos a través del software Statgraphics Centurion.

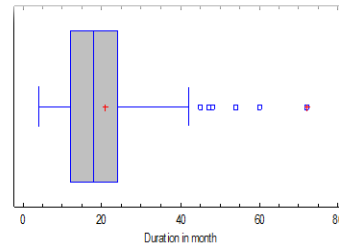


Fig. 1 Diagrama de cajas de variable Duración del Préstamo

En la Fig. 1 se observa que en general la duración de los préstamos se concentra entre aproximadamente 10 y 25 meses. En pocos casos se otorga el préstamo por más tiempo.

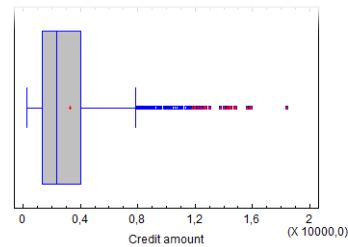


Fig. 2 Diagrama de cajas de variable Cantidad a Prestar

Análogamente en la Fig. 2 se muestra que la cantidad prestada oscila entre los 1000 y 4000 dólares. No obstante se presentan diversos casos en los que la cantidad es mucho mayor, dado el número alto de valores atípicos e influyentes (puntos rojos).

La tasa de interés oscila entre el 2 y 4 %, lo cual puede verse en la Fig. 3. Adicionalmente el número de créditos existente en el banco para la mayor parte de los individuos de la base de datos se encuentra entre 1 y 2 (Ver Fig. 4).

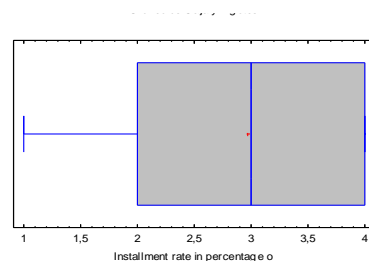


Fig. 3 Diagrama de cajas de variable Tasa de Interés

Por otra parte, los clientes de la base de datos no tienen muchas personas a cargo, siendo 1.15 personas a cargo la media. Agregando a ello, el tiempo en la actual vivienda

oscila entre los 2 y 4 años usualmente, lo cual puede observarse en la Fig. 5.

Asimismo puede afirmarse que la edad de los solicitantes de crédito de la base de datos varía entre los 27 y 42 años , lo que es evidente en la Fig. 6.

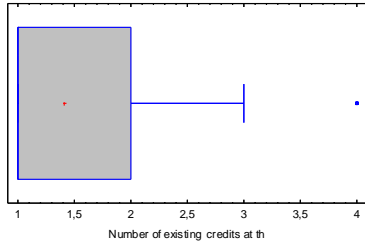


Fig. 4 Diagrama de cajas de variable Número de Créditos en la Entidad

Para determinar si algunos datos debían extraerse de la base con la que se ejecutarían los siguientes tres pasos de la metodología, dado que fueron clasificados como influyentes en algunas variables, se observó el cambio de la media de cada variable en ausencia de cada uno de los datos influyentes. Finalmente se concluyó que no había cambios importantes en dicha medida de tendencia y se decidió continuar con la totalidad de los individuos. (Ver en Apéndice Tabla 1)

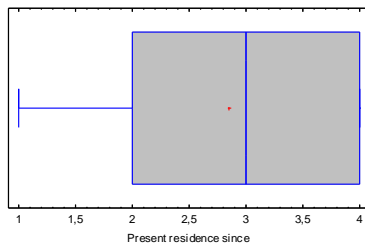


Fig. 5 Diagrama de cajas de variable Tiempo en la Actual Vivienda

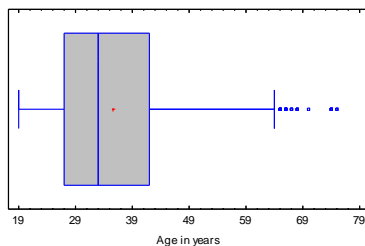


Fig. 6 Diagrama de cajas de variable Edad

### 3.2 Análisis de componentes principales

El análisis de componentes principales se realizó con el programa MATLAB 2009a.

```

VectoresProp =
    0.0001    -0.0022    0.0356    0.0152    -0.9828    -0.1807    0.0027
    0.0000    0.0000    -0.0002    -0.0001    0.0026    0.0004    1.0000
    0.0300    0.0165    -0.9593    -0.2777    -0.0394    0.0019    -0.0001
   -0.0028    0.0396    0.2787    -0.9592    -0.0094    0.0250    0.0000
   -0.0031    0.0066    0.0013    0.0280    -0.1803    0.9832    0.0001
   -0.0968    -0.9943    -0.0077    -0.0428    -0.0001    0.0076    0.0000
    0.9948    -0.0971    0.0289    0.0016    0.0007    0.0039    0.0000

ValoresProp =
1.0e+006 *
    0.0000     0     0     0     0     0     0
     0    0.0000     0     0     0     0     0
     0     0     0.0000     0     0     0     0
     0     0     0     0.0000     0     0     0
     0     0     0     0     0.0001     0     0
     0     0     0     0     0     0.0001     0
     0     0     0     0     0     0     7.9679
    
```

Fig.7 Valores propios y correspondientes vectores propios de la matriz de varianzas y covarianzas de la base de datos

Las componentes seleccionadas fueron 3, puesto que los 3 primeros valores propios son mayores que 1. De esta manera cada individuo de la base de datos ya no contará con 7 variables cuantitativas, sino con 3 indicadores que recogen las características más significativas de dichas variables.

Cabe anotar que el valor de las componentes no es interpretable en el contexto dadas las diferentes unidades en las que están medidas las diferentes variables.

Se obtuvieron además gráficas, a través del programa SPAD, cuyos ejes corresponden a las diferentes componentes, estos se muestran en las Fig.8, 9 y 10. En esta última se observa más evidentemente la presencia de tres componentes: una que hace referencia a la tasa de interés, otra que recoge la información propia del cliente (edad, personas a cargo, tiempo en la actual vivienda y número de créditos en la entidad) y otra que hace referencia a la duración del préstamo y la cantidad prestada.

Ind1

$$= 0.540939 \left( \frac{c - \bar{c}}{s_c} \right) + 0.62012 \left( \frac{d - \bar{d}}{s_d} \right) + 0.442678 \left( \frac{c - \bar{c}}{s_c} \right) + 0.356192 \left( \frac{c - \bar{c}}{s_c} \right)$$

$$Ind2 = 0.707107 \left( \frac{c - \bar{c}}{s_c} \right) + 0.707110 \left( \frac{d - \bar{d}}{s_d} \right)$$

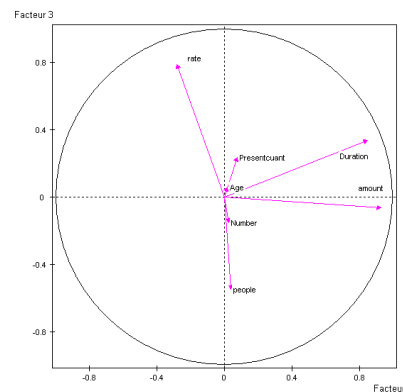


Fig. 8 Componente 2 vs. Componente 1

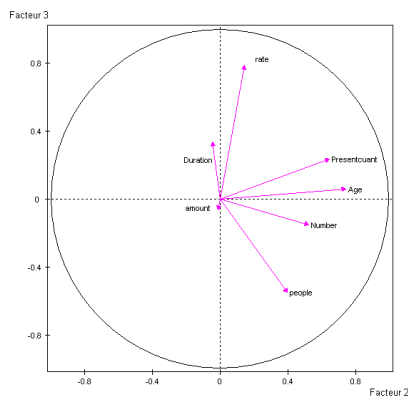


Fig. 9 Componente 3 vs. Componente 2

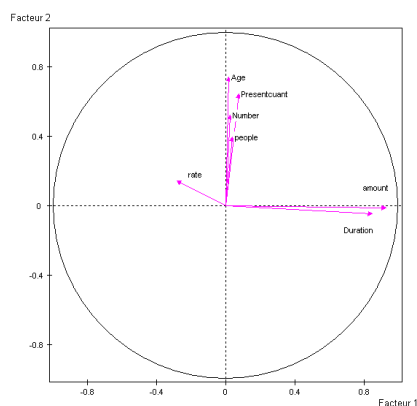


Fig. 10 Componente 2 vs. Componente 1

### 3.3 Análisis de clasificación

### 3.4 Análisis discriminante

## 4. VARIABLES ECONÓMICAS

Al momento de considerar variables económicas, se debe tener en cuenta un aspecto de gran importancia: si se considera una variable macroeconómica, por ejemplo la inflación, esta tomará el mismo valor para todos los individuos de un país y, en este caso, se está analizando a los clientes de una misma nación, por tanto puede ver presencia de multicolinealidad. Por esta razón, se ha planeado considerar diferentes variables económicas para cada individuo dependiendo de:

- Sector de ingresos
- Propósito del préstamo
- Departamentos, estados, regiones o sectores geográficos estratégicos

No obstante, en las dos primeras alternativas es posible que aún haya multicolinealidad, dado que las variables toman valores para ciertos individuos, pero para los demás estas son cero. Es decir, si se tiene una variable  $x$  para los desempleados, para los empleados esta tomará el valor de cero y para los desempleados un valor diferente de cero (esto se logra con variables dummy). Así, si se construye una

regresión con esas variables, sería poco probable que pudieran obtenerse la matriz de los coeficientes estimados para las variables dada la multicolinealidad. No obstante se debe evaluar que tan graves son las consecuencias de la multicolinealidad en la clasificación de individuos, pues, de no ser muy severas se podría pasar por alto este fenómeno.

Si las consecuencias de la multicolinealidad son graves en la clasificación, es preferible emplear la última opción: seleccionar variables por departamentos, estados, regiones o sectores geográficos estratégicos, puesto que, con esta estrategia, para todos los individuos las variables económicas tomarán un valor diferente de cero dependiendo de su ubicación. En otras palabras, cada variable económica  $x_i$  tomará un valor para cada individuo dependiendo de su ubicación geográfica. No obstante si se toman muchas variables económicas es posible que aún se perciba la presencia de este fenómeno. Una opción para este caso es reducir las variables de tipo económico a través del análisis de componentes principales.

### 4.1 Posibles variables a considerar según departamentos, estados, regiones o sectores geográficos estratégicos

Teniendo en cuenta que el hecho de que el individuo cumpla con el pago del crédito otorgado por la entidad crediticia dependen directamente de su condición económica, siendo esta a su vez una perspectiva a pequeña escala de las condiciones de su región geográfica, se proponen las siguientes variables económicas a considerar:

- Producto Interno Bruto: es el valor monetario de los bienes y servicios finales producidos por una economía en un período determinado [14].
- Tasa de desempleo: La tasa de desempleo es el porcentaje de la mano de obra que no está empleada y que buscan actualmente una ocupación, como proporción de la fuerza de trabajo total [16].
- Cantidad monetaria invertida en créditos por entidad crediticia/PIB: esta razón da cuenta del aporte que tienen los créditos otorgados por el bando al PIB de la región geográfica.

## CONCLUSIONES

Las metodologías híbridas pueden ser de gran utilidad a la hora de plantear modelos de credit scoring, puesto que se tiene la posibilidad de considerar las ventajas de cada método.

Se debe tener precaución en la selección de variables, pues estas deben proporcionar la mayor cantidad de información posible acerca del comportamiento que en el futuro podrá adoptar el cliente ante el crédito.

El uso de variables económicas en modelos de credit scoring representa un gran potencial, asumiendo que el individuo no está aislado de los fenómenos que ocurren

en el entorno y por ende estos lo afectan de manera directa.

El procedimiento de mayor atención en la metodología propuesta es el análisis exploratorio de datos, dado que en esta fase se seleccionan los datos que será empleados en las demás técnicas.

#### REFERENCIAS

- [1] Boyes W., Hoffman D., Low S., "An econometric analysis of the bank credit scoring problem". *Journal of econometrics* (1989).
- [2] Gutierrez M., "Modelos de Credit Scoring-Qué, Cómo, Cuándo y Para qué-". (2007)
- [3] Hsieh N., "An integrated data mining and behavioral scoring model for analyzing bank customers". *Experts Systems with Applications* (2004).
- [4] Lee S., Chen I., "A two-stage hybrid credit scoring model using artificial neural networks and multivariate adaptive regression splines". *Experts Systems with Applications* (2005).
- [5] Lee T., Chiu C., Chie-Jie Lu, Chen I., "Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique". *Experts Systems with Applications* (2002).
- [6] Martens D., Baesens B., Gestel T., Vanthienen J., "Comprehensible credit scoring models using rule extraction from support vector machines". *Experts Systems with Applications* (2009).
- [7] Paliwal M., Kumar U., "Neural networks and statistical techniques: A review of applications". *European Journal of Operational Research* (2007).
- [8] Roszbach K., "Bank lending policy, credit scoring, and the survival of loans". *The Review of Economics and Statistics* (2004).
- [9] West D., Dellana S., Qian J., "Neural network ensemble strategies for financial decision applications". *Computers and operation research* (2005).
- [10] West D., "Neural Network credit scoring models". *Computer and operations research*, 2000.
- [11] Zpounidis C., Doumpos M., "Multicriteria classification and sorting methods: A literature review". *European Journal of Operational Research* (2001).
- [12] Avery R., Calem P., Canner B. "Consumer credit scoring: do situational circumstances matter?". *Bank of International Settlements* (2004).
- [13] Hernández, Oscar. *Temas de Análisis Estadístico Multivariado*. Universidad de Costa Rica. 1998. Págs 9-19
- [14] Producto Interno Bruto. Club Planeta. Actualizada: 4 de junio de 2011. [Fecha de consulta: 10 de junio de 2011]. Disponible en: [http://www.economia.com.mx/producto\\_interno\\_bruto.htm](http://www.economia.com.mx/producto_interno_bruto.htm)
- [15] Statlog (German Credit Data) Data Set. Machine Learning Repository. Actualizada: [Fecha de consulta: 17 de marzo de 2011]. Disponible en: <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Statlog+%28German+Credit+Data%29>
- [16] Conceptos de macroeconomía. GestoiPolis. Actualizada: 6 de junio de 2011. [Fecha de consulta: 10 de junio de 2011]. Disponible en: <http://www.gestiopolis.com/canales/economia/articulos/51/conmacroeco.htm>

## APÉNDICE

Tabla 1 Medias de variables cuantitativas con la extracción de cada uno de los datos influyentes

ID Influyente	duración	cantidad	rata	residencia actual	edad	créditos existentes	persona a cargo
3	20,9119	3272,4344	2,9740	2,8448	35,5325	1,4074	1,1542
19	20,8999	3261,9409	2,9720	2,8458	35,5375	1,4074	1,1552
64	20,8759	3260,0971	2,9740	2,8458	35,5566	1,4074	1,1552
88	20,8879	3261,9079	2,9750	2,8438	35,5345	1,4074	1,1542
96	20,8699	3258,5716	2,9730	2,8438	35,5235	1,4074	1,1552
106	20,8999	3262,5826	2,9740	2,8448	35,5425	1,4064	1,1542
237	20,9179	3259,9630	2,9750	2,8458	35,5586	1,4074	1,1552
273	20,8759	3262,3514	2,9720	2,8438	35,5455	1,4074	1,1552
275	20,8939	3262,5225	2,9750	2,8468	35,5475	1,4074	1,1552
374	20,8639	3260,7628	2,9740	2,8438	35,5185	1,4074	1,1552
375	20,8639	3259,7357	2,9730	2,8438	35,5215	1,4064	1,1552
379	20,8879	3260,2002	2,9720	2,8458	35,5245	1,4074	1,1552
382	20,9059	3261,5435	2,9730	2,8438	35,5435	1,4074	1,1552
564	20,8879	3262,1311	2,9750	2,8438	35,5445	1,4074	1,1552
616	20,8759	3262,3163	2,9740	2,8458	35,5335	1,4074	1,1552
638	20,8639	3258,8639	2,9740	2,8438	35,5606	1,4064	1,1552
715	20,8639	3260,4915	2,9720	2,8458	35,5546	1,4074	1,1552
745	20,8849	3260,3393	2,9720	2,8438	35,5516	1,4064	1,1552
764	20,9029	3261,8398	2,9720	2,8438	35,5516	1,4074	1,1552
819	20,8879	3258,6597	2,9740	2,8448	35,5385	1,4074	1,1552
833	20,8789	3262,7047	2,9740	2,8438	35,5526	1,4064	1,1552
888	20,8759	3258,8448	2,9740	2,8458	35,5586	1,4074	1,1552
916	20,8759	3256,0901	2,9750	2,8458	35,5495	1,4074	1,1552
918	20,9179	3259,6216	2,9750	2,8438	35,5135	1,4074	1,1552
922	20,8759	3261,7708	2,9720	2,8468	35,5445	1,4074	1,1552
678	20,8519	3268,9319	2,9740	2,8458	35,5576	1,4074	1,1552
<b>De svi aci ón est án dar</b>	0,0177	3,2010	0,0011	0,0011	0,0136	0,0004	0,0003