

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO

COLEGIO DE ADMINISTRACION PARA EL DESARROLLO

**VARIABLES DEMOGRÁFICAS QUE INCIDEN EN LA PROBABILIDAD
DE PAGO DE CARTERA VENCIDA DE CONSUMO EN EL ECUADOR, A
TRAVÉS DEL ANÁLISIS ESTADÍSTICO DISCIMINANTE**

Por

Sebastián Andrés Nankervis Proaño

Tesis de grado presentada como requisito para la obtención del título de Licenciado en
Finanzas.

Quito, Mayo 2013

Universidad San Francisco de Quito
Colegio de Administración para el Desarrollo

HOJA DE APROBACION DE TESIS

**VARIABLES DEMOGRÁFICAS QUE INCIDEN EN LA
PROBABILIDAD DE PAGO DE CARTERA VENCIDA DE
CONSUMO EN EL ECUADOR, A TRAVÉS DEL ANÁLISIS
ESTADÍSTICO DISCIMINANTE**

Sebastián Andrés Nankervis Proaño

Matias Santana Paredes, PhD

Director de Tesis

Magdalena Barreiro Riofrío, Ph.D

Decana del Colegio de Administración

para el Desarrollo

Quito, mayo del 2013

© DERECHOS DE AUTOR

Por medio del presente documento certifico que he leído la Política de Propiedad Intelectual de la Universidad San Francisco de Quito y estoy de acuerdo con su contenido, por lo que los derechos de propiedad intelectual del presente trabajo de investigación quedan sujetos a los dispuesto en la política.

Asimismo, autorizo a la USFQ para que realice la digitalización y publicación de este trabajo de investigación en el repositorio virtual, de conformidad a lo dispuesto a lo dispuesto en el Art. 144 de la Orgánica de Educación Superior.

Firma: -----

Nombre: Sebastián Andrés Nankervis Proaño

C.I. 1714278502

Fecha: 20 de abril del 2013

Resumen:

El estudio presentado a continuación es un reflejo del estado financiero real de millones de familias ecuatorianas; actualmente el sobreendeudamiento afecta a alrededor de un 20% de personas que tienen acceso a tarjetas de crédito. Por ende el objetivo principal de esta tesis es identificar aquellos factores demográficos que diferencian a un deudor cumplido de uno no comprometido, mediante un modelo estadístico de análisis discriminante. Así mismo, los datos recopilados son actualizados hasta Febrero del 2013, y ascienden a una muestra total de 80680 casos repartidos por todo el país, suficientes para establecer inferencias bien fundamentadas sobre comportamientos de pago en el Ecuador. Finalmente, los clientes identificados en estos casos pertenecen a una empresa financiera, por lo cual los hallazgos han sido analizados para ofrecer recomendaciones empresariales para un manejo más eficiente de recursos al momento de realizar cobranzas.

Abstract:

The following study is the reflection of the state of millions of Ecuadorian families' financial conditions; as of today, indebtedness affects around 20% of people with access to credit cards. Therefore this paper's main objective is to identify the main demographic factors that mark a clear difference between paying and non paying customers, through Linear Discriminating Analysis. The gathered data has been updated until February 2013 and ascends to a total of 80680 cases around the country. Finally, the identified customers belong to a financial "factoring" firm, thus the results and analysis are presented as business recommendations to have an improved and more efficient management of resources, when collecting debt.

Contenido

Resumen:.....	4
Abstract:	6
Introducción:	8
Literatura y Antecedentes:	12
Metodología:	14
Obtención y Composición de Datos:	18
Análisis e interpretación de Resultados:	21
Conclusiones y recomendaciones:	25
Bibliografía	27
Anexo 1 - Regresiones Lineales para variables demográficas.....	28

Introducción:

La crisis financiera del 2008 que afectó al mundo enteró dejó varias dudas sobre si la innovación financiera y la desregularización de los mercados financieros resultaron positivos. Sin embargo, quedó en claro que la titularización de créditos erróneamente calificados desencadenó una serie de hecho desafortunados, colapsando a las economías más poderosas del mundo, en un efecto dominó. Este proceso de deterioración puso al sector financiero a analizar si las metodologías de evaluación de sujetos de crédito fueron las adecuadas.

Varios análisis posteriores al 2008 indicaron que las calificadoras Moody's, Standard & Poors, y Fitch fueron actores principales al dar las más altas calificaciones (AAA) a papeles comerciales tóxicos, principalmente armados en base a deudas hipotecarias, estudiantiles, y crédito de consumo.

Más aún, el sistema de remuneración fue incentivado desde un principio en base a la cantidad de deuda emitida, mas no en su calidad. Mientras más deuda se emitió por prestamistas, mayores fueron los ingresos de cada agente en la cadena de derivados. Según Raghuram G. Rajan, en su primera publicación que indicó una distorsión severa en el comportamiento de mercados financieros, "Has Financial Development Made the World Riskier?", los incentivos generados por la intermediación de inversiones a través de diferentes firmas administradoras, y la poca regulación federal (principalmente generada por la ideología de Alan Greenspan), confirmó un sistema en el cual a mayor retornos, mejor remuneración para sus gerentes, sin embargo esto significó que también se pudo generar mayores retornos al tomar mayores riesgos. Inclusive más preocupante fue el hecho que muchos inversionistas entregaban tales remuneraciones y bonos, luego de comparar el rendimiento de sus portafolios con el de otros en similares industrias y con

un riesgo parecido, sin embargo, las tendencias marcadas seguían un mismo patrón riesgoso. (Rajan, 2005)

Este sistema solo pudo haberse sostenido luego de que ciertos referentes y evaluadores den luz verde al manejo a la obtención de estos productos. En el caso de las calificadores mencionadas anteriormente, el sistema de incentivos se alargaba a ellos también, ya que al dar mejores calificaciones a inversiones riesgosas, mayores eran sus ganancias, las cuales efectivamente se cuadruplicaron entre el 2002 a 2007, lo cual corresponde a un crecimiento similar en la cantidad de nuevos papeles comerciales que aparecieron en el mercado calificados AAA, como los infames CDO (Collateralized Debt Obligations). (Lowenstein, 2008)

Sobre todo, estas calificadoras nunca ejercieron responsabilidad sobre cada calificación errónea entregada, y en su defensa postularon que la metodología de calificación estaba basada en meras opiniones, dejando a varios millones de inversionistas desamparados ante pérdidas tan calamitosas.

La poca regularización, acompañada de un sistema de incentivos distinguida por el riesgo moral, dejaron, entre varias cosas, la necesidad inminente de determinar nuevos sistemas para la determinación de riesgo de deuda. Sin embargo, ¿Cómo se transmite esta necesidad en el entorno ecuatoriano?

En el Ecuador, la modernización financiera también determina nuevos retos para mitigar riesgos de carácter prestatarios. El acelerado crecimiento económico, que se estima estuvo en 4,7% en el último trimestre del 2012 (Diario de Negocios, 2013), es principalmente promovido por el intenso gasto público, y ha disparado los ingresos de millones de familias en el país, lo cual se ha traducido en el acceso a crédito de muchos sujetos que en el pasado no hubiesen

podido obtenerlo. Un claro ejemplo reside en la operación actual del BIESS, banco que toma dinero de aportes de seguridad social de ciudadanos ecuatorianos y hace préstamos individuales de hasta \$150,000 dependiendo el uso que se le dé. Hasta Enero del 2013, este banco ha realizado \$88,63 millones solo en préstamos de vivienda, un 30% más que el año anterior. En conjunto con otras líneas de crédito, el gobierno espera que el monto de préstamos ascienda a \$2,264 Millones este año. (Diario de Negocios, 2013).

A pesar de estos índices, el crédito de consumo es el que ha tenido el crecimiento más alarmante en los últimos años. Según datos provistos por la Superintendencia de Bancos y Seguros, el crédito de consumo creció un 121,63% entre el 2007 y 2012. Esto corresponde a un monto de saldo de cartera que pasó de ser \$2260 Millones a \$5009 Millones en tan solo cinco años (Revista Líderes, 2013). Este fenómeno tiene varias explicaciones, pero principalmente responde a lo mencionado anteriormente, el gasto público en créditos y sueldos directos e indirectos ha generado un nivel de ingresos substancialmente mayor en hogares. La elección de consumir está determinada principalmente por lo poco atractivo que es el ahorro hoy en día, con tasas pasivas que no superan el 3%.

Es ahora cuando cabe hacerse la pregunta ¿Está el consumidor promedio ecuatoriano preparado para administrar los beneficios de la expansión financiera de crédito? Varios indicadores del año pasado, incluyendo la opinión del presidente Rafael Correa advierten que hasta el 40% de la población pudiera estar sobrellevando problemas de sobreendeudamiento. Desde el segundo trimestre del 2012, este índice causó alarmas ante la opinión de varios expertos. Un estudio realizado por la Superintendencia de Bancos reveló que en promedio los hogares ecuatorianos con acceso a crédito de consumo mantienen 3 tarjetas de crédito, de los cuales alrededor del 18% revela problemas de morosidad (Atención al Sobreendeudamiento,

2012). Por otro lado, varios economistas como Hugo Villacrés, responsabilizan a un exceso de liquidez en la banca privada como actores principales, ya que inducen al consumo excesivo a través de la emisión de tarjetas de crédito de manera predatora. A eso también se suman las líneas de crédito informales, que responden al 65% de la población no “bancarizada” del país, que normalmente provinieron hasta finales del 2011 de casas comerciales, con tarjetas de consumo y bonos, y por supuesto, existe el chulco. (Diario de Negocios, 2013)

Es aquí cuando se pueden establecer nexos directos entre la situación mundial del 2008 y la actual del país. Existen deudores con una capacidad de paga preocupante, y varios indicadores apuntan a una autorregulación poco eficiente. Es ahora responsabilidad del sistema financiero público y privado, establecer contingencias de alerta con suma brevedad, que puedan determinar sujetos de crédito merecedores.

El objetivo de este estudio es establecer un modelo estadístico sólido de determinación de sujetos de crédito de consumo riesgosos. El mismo busca elaborar e identificar la relación entre diferentes variables demográficas y económicas para, juntas diferenciar perfiles que permitan preestablecer el comportamiento de pago de personas sobre endeudadas, y así generar escalas de evaluación. Esto con un enfoque que permita a la gerencia en gestión de cobranzas, administrar su cartera de manera más eficiente, para mantener índices saludables en el sistema.

Literatura y Antecedentes:

La aplicación de modelos estadísticos para determinar la salud financiera de instituciones no es nada nuevo. Desde inicios del siglo XX, varios académicos han resaltado la aplicación de modelos estadísticos como herramientas de indicadores financieros importantes. El estudio de E. Altman, catedrático de la Universidad de Nueva York es el más reconocido hasta el momento en aplicar varios métodos matemáticos en su estudio “Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy”, publicado por primera vez en Septiembre de 1968, y será el principal referente para justificar la metodología utilizada en este estudio.

Para entender el trabajo de Altman, primero es necesario establecer los antecedentes que motivaron su estudio. Desde mediados del siglo XIX, con el rápido crecimiento del sector financiero acompañando a la revolución industrial, la utilización de Ratios financieros se estableció como la regla aceptada entre las firmas de contabilidad más reconocidas. Estos indicadores permitieron a inversionistas y analistas determinar la salud financiera de compañías de distintos tamaños e industrias. La recolección de datos históricos desde sus estados financieros permitió también analizar la evolución de una empresa, y compararla con otros indicadores de la industria, para así establecer tendencias y patrones. Sin embargo, su aplicación fue mejor reconocida para detectar compañías con altas probabilidades de caer en bancarrota. (Horrigan, 1968). Tal análisis resultó efectivo por algunas décadas, pero a medida que el tamaño de las industrias se expandieron y el mercado bursátil empezó a representar una parte esencial de la economía mundial, varios académicos anunciaron sus dudas sobre tal metodología, especialmente luego de que la recesión explotó en 1930. Tal como lo indicó Altman en su artículo, el trabajo de Ratios, aunque no era obsoleto, presentaba algunas limitaciones y contradicciones.

Ratio analysis presented in this fashion is susceptible to faulty interpretation and is potentially confusing. For instance, a firm with a poor profitability and/or solvency record may be regarded as a potential bankrupt. However, because of its above average liquidity, the situation may not be considered serious. The potential ambiguity as to the relative performance of several firms is clearly evident. (Altman, 1968)

De esta manera, Altman indicó que estadísticamente, el análisis de Ratios no era completo porque tomaba variables y las analizaba por si solas, causando la contradicción presentada en el ejemplo anterior. Él comprendió que un análisis multi-variable era preciso para fortalecer el análisis de Ratios; esto para entender y discriminar cuales indicadores son más determinantes en predecir la bancarrota de compañías, cual debería ser el peso aplicado a cada uno de los ratios, y cómo deberían establecerse esos pesos de manera objetiva. (Altman, 1968)

Altman reconoció que el modelo de Análisis discriminante (LDA) propuesto por Ronald A. Fisher, originalmente utilizado para la clasificación taxonómica, era el más apropiado para robustecer la aplicación de Ratios. Esencialmente, el método busca clasificar o discriminar distintos grupos de elementos, basándose en el resultado de la interacción de una o más variables analizadas. El objetivo es determinar una línea discriminante que establezca una diferencia estadística entre un grupo y el otro. De esta manera, Altman pretendió establecer una jerarquía de los Ratios más significativos para determinar la bancarrota en empresas, pero más que todo pudo establecer parámetros y lineamientos numéricos para separar índices positivos de negativos. El resultado final presentó una metodología práctica y aplicable de Scoring para empresas de una industria específica, que luego fue aplicada a otros contextos diferentes, como la industria de servicios, bonos de mercado, y en mercados emergentes. Esta será la base para el estudio presentado a continuación.

Metodología:

Tal como se mencionó antes, este estudio hará uso de metodologías estadísticas discriminantes, que permitan clasificar variables de forma relevante, para así dar conclusiones prácticas y aplicables en el entorno financiero.

Inicialmente, el tratamiento estadístico es de orden práctico, ya que el origen de los datos a ser analizados pertenece a una empresa que se dedica al área de cobranza y administración de cartera. En este caso, se utilizará una muestra de 80680 casos de cartera de consumo vencida, pertenecientes a un banco nacional, enfocado a poblaciones de nivel socioeconómico medio y medio bajo. Por esta razón, se plantea responder la siguiente pregunta de gerencia: ¿Cómo se pueden utilizar datos históricos sobre la condición de nuestros deudores para tomar decisiones más acertadas en cuanto a los sistemas de cobro que utilizamos? Esto indica que el proyecto presentado a continuación tiene una aplicación directa en el manejo de información de empresas financieras, para determinar actividades concretas que permitan la mejor evaluación de deudores, y métodos para establecer un orden jerárquico de cobranza de carteras, es decir, establecer categorías de qué grupos de deudores tienen la mayor probabilidad de cobro, dependiendo de sus características demográficas; en esencia estaremos aplicando prácticas de Business Intelligence. Esta pregunta de gerencia luego se reduce a una netamente investigativa: ¿Cuál es la incidencia de factores demográficos de personas sobre endeudadas en su capacidad de pago y cumplimiento de obligaciones? Para responder a esta interrogante el método de tratamiento de datos planteado por Fisher y aplicado por Altman toma relevancia.

Es en esta etapa cuando la composición de los datos recopilados también gana importancia. Los más de 80,000 casos están arreglados a través de 14 diferentes variables, de las

cuales 8 son de orden demográfico, atribuidas al banco que vendió la cartera, mientras que las restantes 6, originarias de la empresa, son de naturaleza económica. He aquí un detalle de las variables y sus atributos:

Demográficas:

1. Edad – partiendo de la fecha de nacimiento del individuo
2. Género – Catalogado como M o F
3. Nivel de Instrucción - Subdividido en 3 categorías jerárquicas: Primaria, Secundaria y Superior.
4. Estado Civil – Variable de carácter nominal, con cuatro categorías: Soltero, Casado, Divorciado, Viudo
5. Ocupación o Profesión – Detalle de la ocupación del individuo, que a su vez ha generado tres variables que ayuden a determinar de mejor manera la incidencia del tipo de trabajo en el estudio:
 - a. Código de Actividad – Obtenido del ministerio de relaciones laborales, para ayudarse a clasificar el tipo de profesión de los individuos en la serie de datos
 - b. Actividad – Variable textual acompaña al código de actividad con su nombre
 - c. Relación Dependiente/Independiente – Tomado en base al detalle de profesión, si la persona es empleada hay una relación de dependencia, de lo contrario es independiente.
6. Vivienda Propia – Indica si la persona es dueña de su propio hogar o es alquilado.
7. Zona Geográfica – Elemento que contiene dos variables, un siendo la provincia donde reside la persona, y otra la región (Sierra, Costa, Oriente, Archipiélago)

Económicas:

1. Número de Compromisos de Pago Incumplidos (CPI) – Representa las veces en las que el individuo no cumplió con un compromiso de pago concretado con la empresa
2. Número de veces que se contactó al cliente – Indica la cantidad de veces que algún agente de la empresa tuvo algún tipo de contacto directo con el deudor.
3. Número de gestiones con el cliente – Otra variable numérica que toma en consideración las veces que el agente contactó a algún familiar cercano o conocido del cliente para recabar datos del deudor.
4. Número de días desde la última cancelación – Presenta el tiempo que ha pasado desde la última vez que el individuo realizó un pago.
5. Saldo de Deuda – Dinero restante que el cliente todavía debe pagar.
6. Número de pagos realizados -

Finalmente, este planteamiento genera otras cuestiones que servirán para indicar la aplicación práctica del estudio, respondiendo al efecto de:

1. ¿Cómo incide el nivel de instrucción del deudor en su capacidad de pago?
2. ¿Cómo incide si es que el deudor es dependiente o independiente en su capacidad de pago?
3. ¿Cómo incide el género del deudor en su capacidad de pago?
4. ¿Cómo incide la edad del deudor en su capacidad de pago?
5. ¿Qué zona geográfica tiene históricamente el menor compromiso de pago en Ecuador?
6. ¿Cómo incide la ocupación del deudor en su capacidad de pago?

7. ¿Tiene alguna incidencia en el compromiso de pago el hecho que el deudor tenga casa propia?
8. ¿Cómo se distribuye, en términos de edad, nivel de instrucción, y ocupación el número de días desde la última cancelación?

Al conocer las variables a ser analizadas, se puede ya inferir sobre los resultados que se obtendrán luego del estudio, y predecir cuál será el efecto de estos factores en la probabilidad de pago de un deudor. Así, la hipótesis planteada a continuación determina el efecto de cada una de las variables mencionadas anteriormente:

El compromiso de pago por parte de poblaciones sobre endeudadas en el Ecuador depende de los siguientes factores económicos y demográficos:

	Factor	Incidencia en probabilidad de Pago
Demográfica	Edad	Positiva
	Género	Leve positiva si es Femenina
	Nivel Instrucción	Positiva
	Dependiente/independiente	Positivo si es IND.
	Vivienda Propia	Negativa
	Estado Cívil	Negativa
	Zona Geográfica	Negativa en zonas rurales
Económica	Ocupación	Positiva
	CPI	Negativa
	Contacto con cliente	Positiva
	Número de Gestiones al cliente	Positiva
	# de Días desde la última cancelación	Negativa
	Saldo de Deuda	Negativa
	# de pagos realizados	Positiva

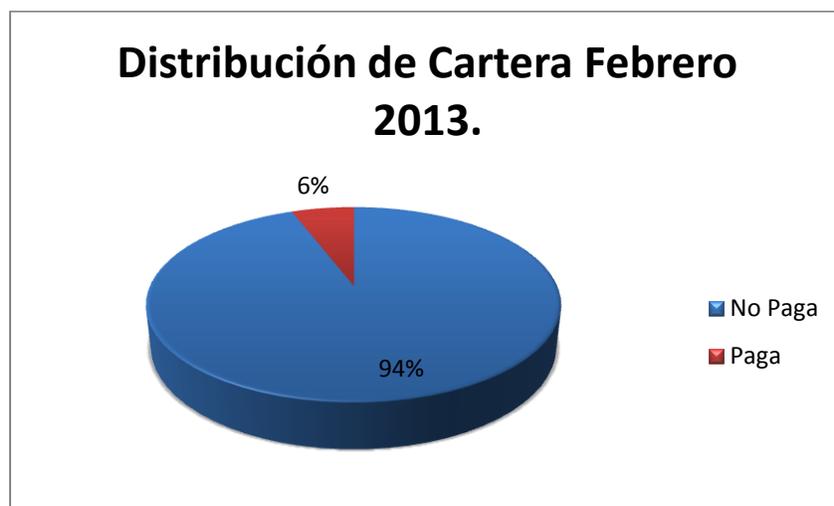
Dada la extensiva cantidad de datos que se están manejando, y la evidencia empírica que estos representan, el estudio será cuantitativo y deductivo. No existe conocimiento previo sobre la

relación entre las variables expuestas, por lo cual este es un estudio que construye una teoría, lo cual en cierto modo contradice el planteamiento de un estudio cuantitativo.

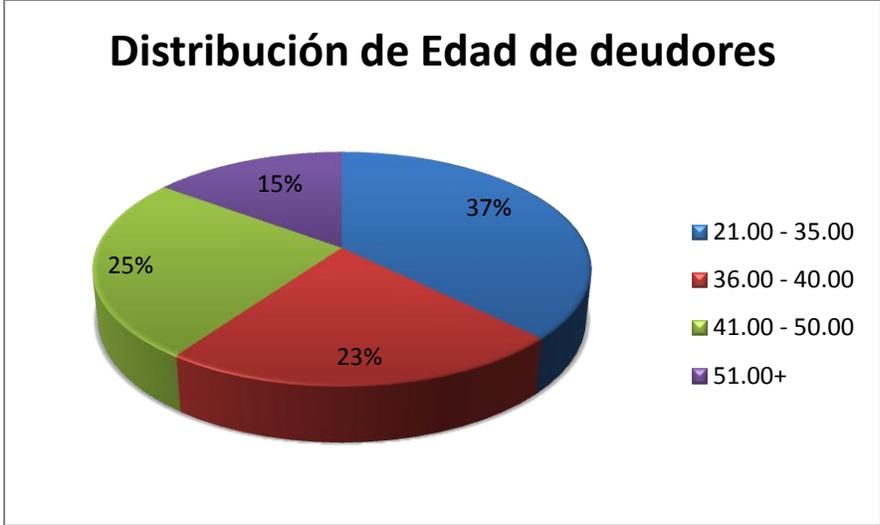
Obtención y Composición de Datos:

Como se detalló anteriormente, el estudio se aplica sobre datos reales actualizados hasta Febrero 2013, sobre individuos con créditos de consumo vencidos. La cartera esencialmente tiene la siguiente distribución:

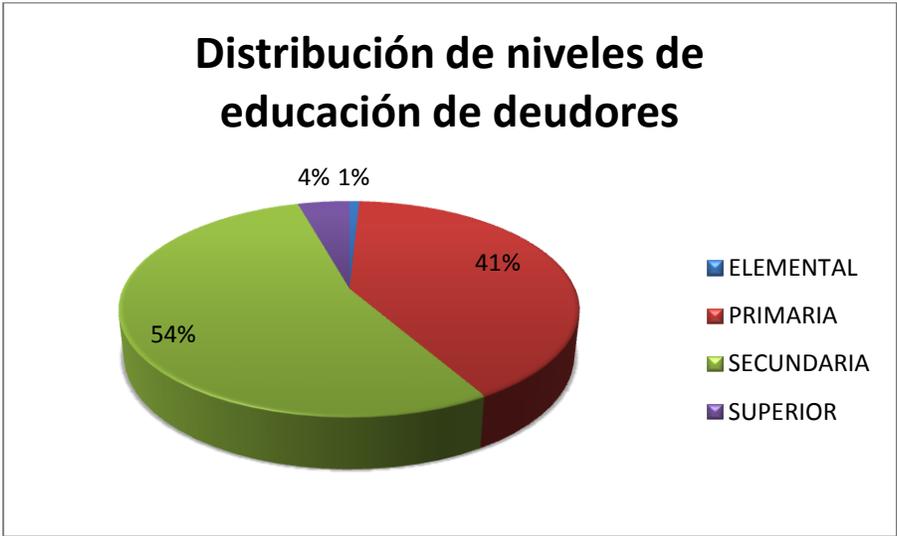
Tan solo el 6% de la cartera ha sido recuperada desde su adquisición hace más de 12 meses:



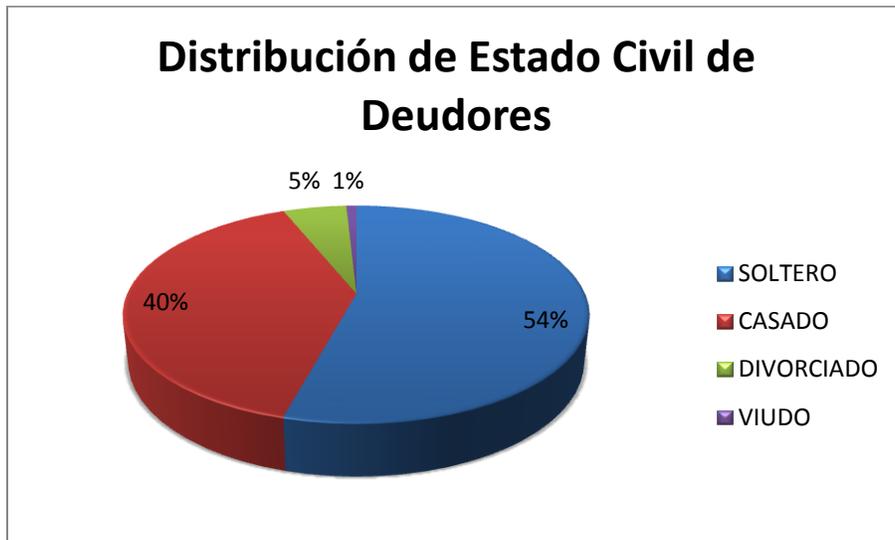
La cartera, a su vez, está compuesta mayormente por deudores jóvenes y de edad media.



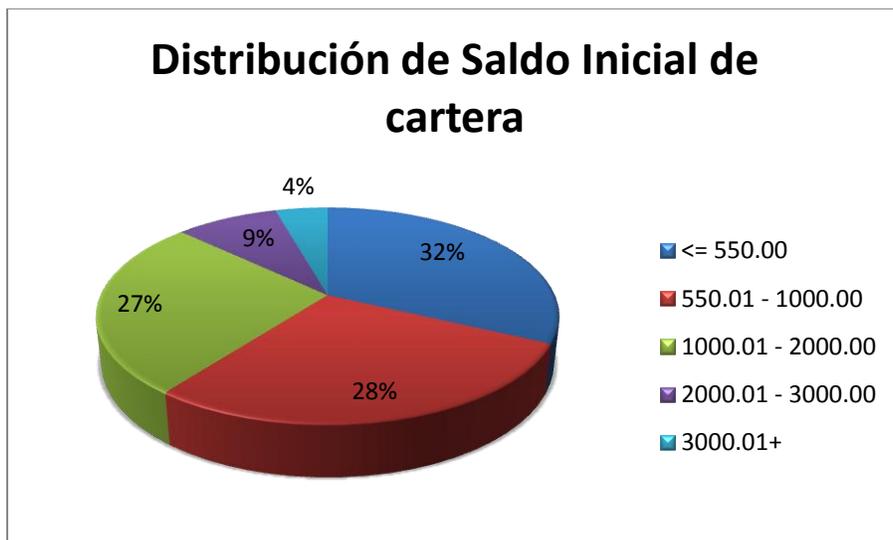
Así mismo, la población investigada tiene un grado medio de educación, manteniendo la mayoría de deudores con un nivel de educación de secundaria:



Así mismo, otro factor importante para los deudores es su estado civil, el cuál en el caso de esta población, tiene primordialmente individuos solteros:



En cuanto a la composición económica, los rangos son bastante amplios en cuanto a los saldos originales obtenidos. Sin embargo, se puede decir vagamente que un 87% de la cartera está compuesto por valores que no superan los US\$2.000.



Análisis e interpretación de Resultados:

Tal y como se mencionó anteriormente, el método busca clasificar o discriminar distintos grupos de elementos, basándose en el resultado de la interacción de una o más variables analizadas. El objetivo es determinar una línea discriminante que establezca una diferencia estadística entre un grupo y el otro.

El método entonces comienza con una preselección de variables demográficas más representativas, a través de una simple regresión lineal, como la siguiente:

ANOVA^b

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	1.804	4	.451	8.196	.000 ^a
	Residual	4439.435	80681	.055		
	Total	4441.239	80685			

a. Predictors: (Constant), EDU_SUPERIOR, EDU_ELEMENTAL, EDU_PRIMARIA, EDU_SECUNDARIA

b. Dependent Variable: GOAL_NUM#

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	.044	.009		4.726	.000
	EDU_ELEMENTAL	5.225E-5	.013	.000	.004	.997
	EDU_PRIMARIA	.011	.009	.023	1.177	.239
	EDU_SECUNDARIA	.016	.009	.035	1.745	.081
	EDU_SUPERIOR	.031	.010	.027	3.110	.002

a. Dependent Variable: GOAL_NUM#

En este caso, la regresión se hizo generando nuevas variables, por cada uno de los componentes de la variable madre. En otras palabras, educación fue dividida en 4 diferentes variables organizadas de manera ordinal, las cuales permitieron observar, a más detalle, que elementos del factores de educación pueden tener influencia en el modelo. En este caso, hay una variable que puede estar haciendo la diferencia entre las personas de educación superior y el resto de la población. Si bien ahora hemos identificado que la educación superior tiene significancia, en este momento no es posible determinar en qué sentido funciona la misma.

Estas mismas regresiones, divididas en "sub variables" se hicieron para el estado civil, el género, estado real, si tiene vivienda propia o no, su actividad, y la provincia y región a la que pertenece el deudor. Con esto concluido, se pudo filtrar una vez más las variables finales para utilizarse en el análisis discriminante. (Ver Anexo 1)

Así mismo, para mantener una relación representativa con actividades que competen a la empresa, se determinó incluir en el estudio al Número de Contactos con cliente, Número de Gestiones, saldo inicial, y el saldo de la deuda restante al momento.

Eigenvalues

Funcion	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	.411 ^a	100.0	100.0	.540

a. First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.

Wilks' Lambda

Test of Funcion	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
n(s)				

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	.709	27418.827	10	.000

Standardized Canonical Discriminant

Function Coefficients

	Function
	1
NUMEROCONTACTOCLI (agrupado)	1.019
estado real numerico	.022
Educacion en valores	-.032
estado civil numerico	-.002
VIVIENDA_PROPIA	-.001
región numérico	-.127
EDAD (Binned)	-.020
SALDODEUDA (Binned)	-.780
SALDO_INICIAL (agrupado)	.529
NUMEROGESTIONES (agrupado)	-.230

Esta última tabla determina el coeficiente que acompaña a cada variable en una nueva fórmula, en el cual, como se puede apreciar, las variables demográficas juegan un papel representativo, específicamente la edad, el estado real, la región, y el nivel de instrucción.

INDICE = 1.019 (#Contactos al cliente AGRUPADO) + 0.022 (Estado Real numérico) + -0.032 (Educación en valores) + -0.002 (Estado civil numérico) + -0.001 (Vivienda Propia) + -0.127 (Región numérico) + -0.20 (Edad agrupado) + -0.780 (Saldo de la Deuda) + 0.529 (SALDO INICIAL agrupado) + -0.230 (Número de Gestiones)

La interpretación de los coeficientes de esta fórmula son los siguientes, respondiendo a las preguntas que se realizaron al inicio:

1. Aparentemente, cuando el deudor es más educado, es menos probable que pague
2. Mientras más independiente sea el deudor, su probabilidad de pago es superior
3. El género de la persona no tiene una incidencia considerable
4. A mayor edad, menor probabilidad de pago
5. Las personas ubicadas en la región Costa, tienen, de manera determinante menos probabilidad de pago que las de la Sierra.
6. No existen relaciones directas entre el tipo de profesión de la persona y su capacidad de pago.
7. El tener una vivienda propia, con muy poca incidencia, puede afectar negativamente la posibilidad de pago del deudor

Adicionalmente, se incluyen nuevas consideraciones importantes que valen la pena recalcar:

8. Una persona divorciada o viuda empeora sus probabilidades de cumplir con su deuda
9. Cuando el saldo de la deuda es mayor, entonces se vuelve más difícil para un deudor formular un pago.
10. Sorprendentemente, con un saldo inicial mayor, las probabilidades de pago son mayores
11. Finalmente, a mayor número de gestiones realizadas, parecería que el deudor tienen menores probabilidades de concretar un pago, y sin embargo, el factor que más incide si una persona realizará un pago o no compete a la empresa, a través del número de contactos con el cliente. De manera específica, al parecer cualquier persona con 12 o más veces que un agente de cobranza la ha contactado, efectúa un pago.

Los nuevos parámetros para determinar si un sujeto pagará o no pagará se presenta a continuación:

Functions at Group
Centroids

	Function
AG	1
NO PAGA	-.160
PAGA	2.568

Unstandardized canonical
discriminant functions
evaluated at group means

Esta tabla nos indica que, al correr la fórmula para cada caso, si el resultado es igual o menor a -.160, el sujeto es más probable que no pagará, por otro lado, si el sujeto ha alcanzado un puntaje de 2.568 superior, entonces la probabilidad de pago es considerablemente alta.

Conclusiones y recomendaciones:

El modelo presentado y analizado establece, de manera numérica, el comportamiento de pago de una muestra representativa de la población ecuatoriana. Está claro entonces que la empresa puede identificar desde ahora un perfil específico de deudor a cual apuntar:

Es hombre o mujer, entre los 25 y 35 años de edad, perteneciente a la Sierra, casada, de educación primaria o secundaria, e independiente. Que ha sido contactada por ARS 10 o más veces, y mantiene un saldo de deuda menor a \$1.000.

Adicionalmente, esta persona debe estar bajo los rangos de puntaje anteriormente establecidos. De esta manera, se podrá identificar a un grupo de clientes con mayor probabilidad de pago a los

cuales se les puede dedicar mayor tiempo y recursos, y comprobar si el modelo resulta efectivo o no. Así mismo, se debe repetir el modelo periódicamente para evaluar la evolución de la cartera, y confirmar o descartar variables, robusteciendo un sistema de determinación de pagos eficiente y certera.

Finalmente, para razones macro sociales, el estudio es un apoyo para comprender ciertos patrones que usualmente no son fáciles de identificar, y que muchas veces son contrarios a lo que dicta la lógica humana. El entender por qué estos fenómenos se dan no están dentro del alcance de este estudio, y es una recomendación válida; un estudio cualitativo que se dedique a explorar las razones sociológicas detrás del sobreendeudamiento en el Ecuador sería un complemento adecuado. Dicho esto, es importante aclarar que el objetivo es enfocado, establecer un sistema de medición de riesgo sobre el cual se puedan mejorar comportamientos de pago, así permitiendo a un desarrollo financiero sano e inteligente por parte de los consumidores ecuatorianos, que aporte al desarrollo económico de todo el país.

Bibliografía

Altman, E. I. (1968). *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*. Aldan: The Journal of Finance, Vol.23 , No. 4.

Atención al Sobreendeudamiento. (2012). *Vistazo* .

Diario de Negocios. (7 de Febrero de 2013). El BIESS aumenta Créditos. *Diario Hoy* .

Diario de Negocios. (24 de Enero de 2013). El Crédito de Consumo bajó pese al retiro de tarjetas comerciales. *Diario Hoy* .

Diario de Negocios. (14 de Enero de 2013). La inversión del Sector Público es el principal motor económico del País. *Diario Hoy* .

Horrigan, J. O. (1968). A short History of Financial Ratios. *Accounting Review* , 284 - 294.

Lowenstein, R. (24 de Abril de 2008). Triple A Failure. *New York Times* .

Rajan, R. G. (2005). *Has Financial Development made the World Riskier?* Kansas: Federal Reserve of Kansas City.

Revista Líderes. (6 de Marzo de 2013). El Crédito de Consumo en Ecuador crece en más del 120% en cinco años. *Diario El Comercio* .

Anexo 1 - Regresiones Lineales para variables demográficas

Notes

	Output Created	10-abr-2013 15:34:01
	Comments	
Input	Data	C:\Users\Hp\Desktop\Tesis\Matias\MATI AS ANALISIS REGRESION V1.sav
	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	80686
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing.
	Cases Used	Statistics are based on cases with no missing values for any variable used.
	Syntax	REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) /NOORIGIN /DEPENDENT GOAL_NUM# /METHOD=ENTER P1GUAYAS P2PICHINCHA P3MANABI P4LOJA P5IMBABURA P6TUNGURAHUA P7CHIMBORAZO P8COTOPAXI P9AZUAY P10LOSRIOS P11GALAPAGOS P12ELORO P13ESMERALDAS P14PASTAZA P15CANAR P16CARCHI P17NAPO.
Resources	Processor Time	0:00:00.999
	Elapsed Time	0:00:00.953

Memory Required	15540 bytes
Additional Memory Required for Residual Plots	0 bytes

[DataSet1] C:\Users\Hp\Desktop\Tesis\Matias\MATIAS ANALISIS REGRESION V1.sav

Warnings

For models with dependent variable GOAL_NUM#, the following variables are constants or have missing correlations: P8COTOPAXI. They will be deleted from the analysis.

Variables Entered/Removed

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	P17NAPO, P14PASTAZA, P15CANAR, P16CARCHI, P11GALAPAGO S, P12ELORO, P13ESMERALD AS, P10LOSRIOS, P7CHIMBORAZ O, P4LOJA, P5IMBABURA, P6TUNGURAHU A, P3MANABI, P9AZUAY, P2PICHINCHA, P1GUAYAS ^a		. Enter

a. All requested variables entered.

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.095 ^a	.009	.009	.23358

a. Predictors: (Constant), P17NAPO, P14PASTAZA, P15CANAR, P16CARCHI, P11GALAPAGOS, P12ELORO, P13ESMERALDAS, P10LOSRIOS, P7CHIMBORAZO, P4LOJA, P5IMBABURA, P6TUNGURAHUA, P3MANABI, P9AZUAY, P2PICHINCHA, P1GUAYAS

ANOVA^b

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	40.049	16	2.503	45.878	.000 ^a
	Residual	4401.190	80669	.055		
	Total	4441.239	80685			

a. Predictors: (Constant), P17NAPO, P14PASTAZA, P15CANAR, P16CARCHI, P11GALAPAGOS, P12ELORO, P13ESMERALDAS, P10LOSRIOS, P7CHIMBORAZO, P4LOJA, P5IMBABURA, P6TUNGURAHUA, P3MANABI, P9AZUAY, P2PICHINCHA, P1GUAYAS

b. Dependent Variable: GOAL_NUM#

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	.047	.012		3.847	.000
	P1GUAYAS	-.006	.012	-.012	-.479	.632
	P2PICHINCHA	.034	.012	.066	2.763	.006
	P3MANABI	.011	.013	.009	.869	.385
	P4LOJA	.042	.015	.016	2.739	.006
	P5IMBABURA	.069	.014	.032	4.757	.000
	P6TUNGURAHUA	.061	.014	.031	4.304	.000

P7CHIMBORAZO	.046	.018	.013	2.612	.009
P9AZUAY	.046	.013	.036	3.495	.000
P10LOSRIOS	-.006	.018	-.002	-.329	.742
P11GALAPAGOS	-.047	.117	-.001	-.404	.686
P12ELORO	.025	.024	.004	1.010	.312
P13ESMERALDAS	.136	.021	.028	6.444	.000
P14PASTAZA	-.047	.234	.000	-.203	.839
P15CANAR	-.047	.166	-.001	-.287	.774
P16CARCHI	-.047	.135	-.001	-.351	.726
P17NAPO	-.047	.234	.000	-.203	.839

a. Dependent Variable: GOAL_NUM#

REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)
/NOORIGIN /DEPENDENT GOAL_NUM# /METHOD=ENTER EDU_ELEMENTAL EDU_PRIMARIA
EDU_SECUNDARIA EDU_SUPERIOR.

Notes

	Output Created	10-abr-2013 15:34:31
	Comments	
Input	Data	C:\Users\Hp\Desktop\Tesis\Matias\MATI AS ANALISIS REGRESION V1.sav
	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	80686

Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing.
	Cases Used	Statistics are based on cases with no missing values for any variable used.
	Syntax	<pre> REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) /NOORIGIN /DEPENDENT GOAL_NUM# /METHOD=ENTER EDU_ELEMENTAL EDU_PRIMARIA EDU_SECUNDARIA EDU_SUPERIOR. </pre>
Resources	Processor Time	0:00:00.421
	Elapsed Time	0:00:00.420
	Memory Required	8412 bytes
	Additional Memory Required for Residual Plots	0 bytes

[DataSet1] C:\Users\Hp\Desktop\Tesis\Matias\MATIAS ANALISIS REGRESION V1.sav

Variables Entered/Removed

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	EDU_SUPERIOR, EDU_ELEMENTAL, EDU_PRIMARIA, EDU_SECUNDARIA ^a		Enter

Variables Entered/Removed

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	EDU_SUPERIOR, EDU_ELEMENTAL, EDU_PRIMARIA, EDU_SECUNDARIA ^a		Enter

a. All requested variables entered.

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.020 ^a	.000	.000	.23457

a. Predictors: (Constant), EDU_SUPERIOR, EDU_ELEMENTAL, EDU_PRIMARIA, EDU_SECUNDARIA

ANOVA^b

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	1.804	4	.451	8.196	.000 ^a
	Residual	4439.435	80681	.055		
	Total	4441.239	80685			

a. Predictors: (Constant), EDU_SUPERIOR, EDU_ELEMENTAL, EDU_PRIMARIA, EDU_SECUNDARIA

b. Dependent Variable: GOAL_NUM#

Coefficients^a

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients		
	B	Std. Error	Beta	t	Sig.

1	(Constant)	.044	.009		4.726	.000
	EDU_ELEMENTAL	5.225E-5	.013	.000	.004	.997
	EDU_PRIMARIA	.011	.009	.023	1.177	.239
	EDU_SECUNDARIA	.016	.009	.035	1.745	.081
	EDU_SUPERIOR	.031	.010	.027	3.110	.002

a. Dependent Variable: GOAL_NUM#

REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)
/NOORIGIN /DEPENDENT GOAL_NUM# /METHOD=ENTER E_CIVILSOLTERO E_CIVILCASADO
E_CIVILDIVORCIADO E_CIVILVIUDO.

Notes

	Output Created	10-abr-2013 15:35:01
	Comments	
Input	Data	C:\Users\Hp\Desktop\Tesis\Matias\MATI AS ANALISIS REGRESION V1.sav
	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	80686
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing.
	Cases Used	Statistics are based on cases with no missing values for any variable used.

	Syntax	REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) /NOORIGIN /DEPENDENT GOAL_NUM# /METHOD=ENTER E_CIVILSOLTERO E_CIVILCASADO E_CIVILDIVORCIADO E_CIVILVIUDO.
Resources	Processor Time	0:00:00.437
	Elapsed Time	0:00:00.437
	Memory Required	8412 bytes
	Additional Memory Required for Residual Plots	0 bytes

Variables Entered/Removed

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	E_CIVILVIUDO, E_CIVILDIVORC IADO, E_CIVILCASAD O, E_CIVILSOLTER O ^a		. Enter

Variables Entered/Removed

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	E_CIVILVIUDO, E_CIVILDIVORC IADO, E_CIVILCASAD O, E_CIVILSOLTER O ^a		Enter

a. All requested variables entered.

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.037 ^a	.001	.001	.23446

a. Predictors: (Constant), E_CIVILVIUDO, E_CIVILDIVORCIADO, E_CIVILCASADO, E_CIVILSOLTERO

ANOVA^b

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	6.098	4	1.525	27.733	.000 ^a
	Residual	4435.140	80681	.055		
	Total	4441.239	80685			

a. Predictors: (Constant), E_CIVILVIUDO, E_CIVILDIVORCIADO, E_CIVILCASADO, E_CIVILSOLTERO

b. Dependent Variable: GOAL_NUM#

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	.062	.059		1.066	.286
	E_CIVILSOLTERO	-.012	.059	-.025	-.203	.839
	E_CIVILCASADO	.006	.059	.012	.099	.921
	E_CIVILDIVORCIADO	4.409E-5	.059	.000	.001	.999
	E_CIVILVIUDO	.014	.059	.006	.241	.809

a. Dependent Variable: GOAL_NUM#

REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)
/NOORIGIN /DEPENDENT GOAL_NUM# /METHOD=ENTER EDAD_M20 EDAD_21A35 EDAD_36A40
EDAD_41A50 EDAD_MAS51.

Notes

	Output Created	10-abr-2013 15:35:21
	Comments	
Input	Data	C:\Users\Hp\Desktop\Tesis\Matias\MATI AS ANALISIS REGRESION V1.sav
	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	80686

Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing.
	Cases Used	Statistics are based on cases with no missing values for any variable used.
	Syntax	<pre> REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) /NOORIGIN /DEPENDENT GOAL_NUM# /METHOD=ENTER EDAD_M20 EDAD_21A35 EDAD_36A40 EDAD_41A50 EDAD_MAS51. </pre>
Resources	Processor Time	0:00:00.468
	Elapsed Time	0:00:00.437
	Memory Required	8772 bytes
	Additional Memory Required for Residual Plots	0 bytes

Variables Entered/Removed

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	EDAD_MAS51, EDAD_M20, EDAD_36A40, EDAD_41A50, EDAD_21A35 ^a		Enter

a. All requested variables entered.

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.019 ^a	.000	.000	.23458

Variables Entered/Removed

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	EDAD_MAS51, EDAD_M20, EDAD_36A40, EDAD_41A50, EDAD_21A35 ^a		Enter

a. Predictors: (Constant), EDAD_MAS51, EDAD_M20, EDAD_36A40, EDAD_41A50, EDAD_21A35

ANOVA^b

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	1.614	5	.323	5.866	.000 ^a
	Residual	4439.625	80680	.055		
	Total	4441.239	80685			

a. Predictors: (Constant), EDAD_MAS51, EDAD_M20, EDAD_36A40, EDAD_41A50, EDAD_21A35

b. Dependent Variable: GOAL_NUM#

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	-6.282E-12	.117		.000	1.000
	EDAD_M20	6.279E-12	.262	.000	.000	1.000
	EDAD_21A35	.064	.117	.132	.546	.585
	EDAD_36A40	.056	.117	.100	.479	.632
	EDAD_41A50	.055	.117	.103	.472	.637
	EDAD_MAS51	.053	.117	.080	.451	.652

Coefficients^a

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
1 (Constant)	-6.282E-12	.117		.000	1.000
EDAD_M20	6.279E-12	.262	.000	.000	1.000
EDAD_21A35	.064	.117	.132	.546	.585
EDAD_36A40	.056	.117	.100	.479	.632
EDAD_41A50	.055	.117	.103	.472	.637
EDAD_MAS51	.053	.117	.080	.451	.652

a. Dependent Variable: GOAL_NUM#

```

RECODE COD#_ACTIVIDAD (1=1) (ELSE=0) INTO COD#AGP1. EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (6=1)
(ELSE=0) INTO COD#AGP2. EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (8=1) (ELSE=0) INTO COD#AGP3.
EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (9=1) (ELSE=0) INTO COD#EMYC. EXECUTE. RECODE
COD#_ACTIVIDAD (11=1) (ELSE=0) INTO COD#IM1. EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (19=1) (ELSE=0)
INTO COD#IM2. EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (20=1) (ELSE=0) INTO COD#IM3. EXECUTE. RECODE
COD#_ACTIVIDAD (21=1) (ELSE=0) INTO COD#IM4. EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (22=1) (ELSE=0)
INTO COD#IM5. EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (23=1) (ELSE=0) INTO COD#IM6. EXECUTE. RECODE
COD#_ACTIVIDAD (24=1) (ELSE=0) INTO COD#IM7. EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (25=1) (ELSE=0)
INTO COD#IM8. EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (26=1) (ELSE=0) INTO COD#IM9. EXECUTE. RECODE
COD#_ACTIVIDAD (27=1) (ELSE=0) INTO COD#IM10. EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (28=1)
(ELSE=0) INTO COD#IM11. EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (29=1) (ELSE=0) INTO COD#IM12.
EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (32=1) (ELSE=0) INTO COD#IM13. EXECUTE. RECODE
COD#_ACTIVIDAD (33=1) (ELSE=0) INTO COD#SUMAAG. EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (34=1)
(ELSE=0) INTO COD#CONSTR. EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (35=1) (ELSE=0) INTO COD#VEHIC.
EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (36=1) (ELSE=0) INTO COD#ALOJYCOM. EXECUTE. RECODE
COD#_ACTIVIDAD (37=1) (ELSE=0) INTO COD#TRANSALM. EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (38=1)
(ELSE=0) INTO COD#INFYCOM. EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (39=1) (ELSE=0) INTO COD#FINAN.
EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (42=1) (ELSE=0) INTO COD#ADMYTECN. EXECUTE. RECODE
COD#_ACTIVIDAD (43=1) (ELSE=0) INTO COD#ADMPUBDEF. EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (44=1)
(ELSE=0) INTO COD#SALUD. EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (45=1) (ELSE=0) INTO COD#SALUD.
EXECUTE. RECODE COD#_ACTIVIDAD (46=1) (ELSE=0) INTO COD#ENTRET. EXECUTE. RECODE
COD#_ACTIVIDAD (47=1) (ELSE=0) INTO COD#HOGAR. EXECUTE. REGRESSION /MISSING LISTWISE
/STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) /NOORIGIN /DEPENDENT
GOAL_NUM# /METHOD=ENTER COD#AGP1 COD#AGP2 COD#AGP3 COD#EMYC COD#IM1 COD#IM2
COD#IM3 COD#IM4 COD#IM5 COD#IM6 COD#IM7 COD#IM8 COD#IM9 COD#IM10 COD#IM11

```

COD#IM12 COD#IM13 COD#SUMAAG COD#CONSTR COD#VEHIC COD#ALOJYCOM COD#TRANSALM
 COD#INFYCOM COD#FINAN COD#ADMYTECN COD#ADM PUBDEF COD#ENSE COD#SALUD COD#ENTRET
 COD#HOGAR.

Notes

	Output Created	10-abr-2013 15:58:45
	Comments	
Input	Data	C:\Users\Hp\Desktop\Tesis\Matias\MATI AS ANALISIS REGRESION V1.sav
	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	80686
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing.
	Cases Used	Statistics are based on cases with no missing values for any variable used.

	Syntax	REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) /NOORIGIN /DEPENDENT GOAL_NUM# /METHOD=ENTER COD#AGP1 COD#AGP2 COD#AGP3 COD#EMYC COD#IM1 COD#IM2 COD#IM3 COD#IM4 COD#IM5 COD#IM6 COD#IM7 COD#IM8 COD#IM9 COD#IM10 COD#IM11 COD#IM12 COD#IM13 COD#SUMAAG COD#CONSTR COD#VEHIC COD#ALOJYCOM COD#TRANSALM COD#INFYCOM COD#FINAN COD#ADMYTECN COD#ADMPUBDEF COD#ENSE COD#SALUD COD#ENTRET COD#HOGAR.
Resources	Processor Time	0:00:00.593
	Elapsed Time	0:00:00.530
	Memory Required	28668 bytes
	Additional Memory Required for Residual Plots	0 bytes

[DataSet1] C:\Users\Hp\Desktop\Tesis\Matias\MATIAS ANALISIS REGRESION V1.sav

Variables Entered/Removed

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
-------	-------------------	-------------------	--------

1	COD#HOGAR, COD#IM3, COD#AGP3, COD#AGP2, COD#IM1, COD#IM2, COD#IM9, COD#IM6, COD#EMYC, COD#FINAN, COD#IM7, COD#INFYCOM, COD#IM8, COD#ALJYCOM, COD#IM10, COD#SUMAAG, COD#IM11, COD#SALUD, COD#ENSE, COD#IM5, COD#IM4, COD#ADMPUBDEF, COD#AGP1, COD#TRANSALM, COD#IM12, COD#VEHIC, COD#ENTRET, COD#CONSTR, COD#ADMYTECN, COD#IM13 ^a	.	Enter
---	--	---	-------

a. All requested variables entered.

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.064 ^a	.004	.004	.23418

a. Predictors: (Constant), COD#HOGAR, COD#IM3, COD#AGP3, COD#AGP2, COD#IM1, COD#IM2, COD#IM9, COD#IM6, COD#EMYC, COD#FINAN, COD#IM7, COD#INFYCOM, COD#IM8, COD#ALJYCOM, COD#IM10, COD#SUMAAG, COD#IM11, COD#SALUD, COD#ENSE, COD#IM5, COD#IM4, COD#ADMPUBDEF, COD#AGP1, COD#TRANSALM, COD#IM12, COD#VEHIC, COD#ENTRET, COD#CONSTR, COD#ADMYTECN, COD#IM13

ANOVA^b

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	18.257	30	.609	11.098	.000 ^a
	Residual	4422.981	80655	.055		
	Total	4441.239	80685			

a. Predictors: (Constant), COD#HOGAR, COD#IM3, COD#AGP3, COD#AGP2, COD#IM1, COD#IM2, COD#IM9, COD#IM6, COD#EMYC, COD#FINAN, COD#IM7, COD#INFYCOM, COD#IM8, COD#ALJYCOM, COD#IM10, COD#SUMAAG, COD#IM11, COD#SALUD, COD#ENSE, COD#IM5, COD#IM4, COD#ADMPUBDEF, COD#AGP1, COD#TRANSALM, COD#IM12, COD#VEHIC, COD#ENTRET, COD#CONSTR, COD#ADMYTECN, COD#IM13

b. Dependent Variable: AG

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	1.473E-12	.117		.000	1.000
	COD#AGP1	.067	.117	.034	.571	.568
	COD#AGP2	-1.474E-12	.203	.000	.000	1.000
	COD#AGP3	-1.474E-12	.262	.000	.000	1.000
	COD#EMYC	.182	.137	.009	1.330	.184
	COD#IM1	-1.473E-12	.179	.000	.000	1.000
	COD#IM2	-1.472E-12	.143	.000	.000	1.000
	COD#IM3	-1.474E-12	.262	.000	.000	1.000
	COD#IM4	.069	.117	.028	.592	.554
	COD#IM5	.073	.118	.024	.622	.534
	COD#IM6	-1.473E-12	.139	.000	.000	1.000

COD#IM7	.140	.121	.016	1.159	.247
COD#IM8	.042	.120	.005	.351	.726
COD#IM9	.400	.139	.019	2.887	.004
COD#IM10	.048	.119	.007	.403	.687
COD#IM11	.064	.118	.013	.543	.587
COD#IM12	.081	.117	.056	.692	.489
COD#IM13	.048	.117	.101	.408	.683
COD#SUMAAG	.061	.119	.010	.514	.607
COD#CONSTR	.054	.117	.045	.459	.646
COD#VEHIC	.049	.117	.036	.422	.673
COD#ALOJYCOM	.029	.119	.004	.246	.805
COD#TRANSALM	.075	.117	.042	.644	.520
COD#INFYCOM	.017	.121	.002	.140	.889
COD#FINAN	.018	.121	.002	.147	.883
COD#ADMYTECN	.076	.117	.141	.652	.515
COD#ADMPUBDEF	.100	.117	.044	.853	.394
COD#ENSE	.063	.118	.019	.536	.592
COD#SALUD	.067	.118	.016	.572	.568
COD#ENTRET	.069	.117	.057	.587	.557
COD#HOGAR	.044	.117	.053	.372	.710

a. Dependent Variable: AG

REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)
/NOORIGIN /DEPENDENT GOAL_NUM# /METHOD=ENTER VIVIENDA_PROPIA.

Regression

Notes

	Output Created	10-abr-2013 16:02:30
	Comments	
Input	Data	C:\Users\Hp\Desktop\Tesis\Matias\MATI AS ANALISIS REGRESION V1.sav
	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	80686
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing.
	Cases Used	Statistics are based on cases with no missing values for any variable used.
	Syntax	REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) /NOORIGIN /DEPENDENT GOAL_NUM# /METHOD=ENTER VIVIENDA_PROPIA.
Resources	Processor Time	0:00:00.422
	Elapsed Time	0:00:00.421

Memory Required	8140 bytes
Additional Memory Required for Residual Plots	0 bytes

[DataSet1] C:\Users\Hp\Desktop\Tesis\Matias\MATIAS ANALISIS REGRESION V1.sav

Variables Entered/Removed^b

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	VIVIENDA_PRO PIA ^a		Enter

a. All requested variables entered.

b. Dependent Variable: AG

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.039 ^a	.002	.002	.23444

a. Predictors: (Constant), VIVIENDA_PROPIA

ANOVA^b

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	6.782	1	6.782	123.400	.000 ^a
	Residual	4434.456	80684	.055		

Total	4441.239	80685			
-------	----------	-------	--	--	--

a. Predictors: (Constant), VIVIENDA_PROPIA

b. Dependent Variable: AG

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	.065	.001		64.003	.000
	VIVIENDA_PROPIA	-.019	.002	-.039	-11.109	.000

a. Dependent Variable: AG

REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) /NOORIGIN /DEPENDENT GOAL_NUM# /METHOD=ENTER SEXO_N.

Regression

Notes

Input	Output Created	10-abr-2013 16:02:53
	Comments	
	Data	C:\Users\Hp\Desktop\Tesis\Matias\MATI AS ANALISIS REGRESION V1.sav
	Active Dataset	DataSet1

	Filter	<none>	
	Weight	<none>	
	Split File	<none>	
	N of Rows in Working Data File		80686
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing.	
	Cases Used	Statistics are based on cases with no missing values for any variable used.	
	Syntax	REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) /NOORIGIN /DEPENDENT GOAL_NUM# /METHOD=ENTER SEXO_N.	
Resources	Processor Time		0:00:00.390
	Elapsed Time		0:00:00.406
	Memory Required		8140 bytes
	Additional Memory Required for Residual Plots		0 bytes

[DataSet1] C:\Users\Hp\Desktop\Tesis\Matias\MATIAS ANALISIS REGRESION V1.sav

Variables Entered/Removed^p

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
-------	-------------------	-------------------	--------

1	sexo numérico ^a	.	Enter
---	----------------------------	---	-------

a. All requested variables entered.

b. Dependent Variable: AG

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.012 ^a	.000	.000	.23460

a. Predictors: (Constant), sexo numérico

ANOVA^b

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	.679	1	.679	12.338	.000 ^a
	Residual	4440.546	80680	.055		
	Total	4441.225	80681			

a. Predictors: (Constant), sexo numérico

b. Dependent Variable: AG

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	.067	.002		26.887	.000
	sexo numérico	-.006	.002	-.012	-3.513	.000

Coefficients^a

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients			
	B	Std. Error	Beta	t	Sig.	
1	(Constant)	.067	.002		26.887	.000
	sexo numérico	-.006	.002	-.012	-3.513	.000

a. Dependent Variable: AG

```
REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)
/NOORIGIN /DEPENDENT GOAL_NUM# /METHOD=ENTER ESTADO_REAL_N.
```

Regression

Notes

	Output Created	10-abr-2013 16:03:21
	Comments	
Input	Data	C:\Users\Hp\Desktop\Tesis\Matias\MATI AS ANALISIS REGRESION V1.sav
	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	80686
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing.

	Cases Used	Statistics are based on cases with no missing values for any variable used.	
	Syntax	REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) /NOORIGIN /DEPENDENT GOAL_NUM# /METHOD=ENTER ESTADO_REAL_N.	
Resources	Processor Time		0:00:00.405
	Elapsed Time		0:00:00.406
	Memory Required		8140 bytes
	Additional Memory Required for Residual Plots		0 bytes

[DataSet1] C:\Users\Hp\Desktop\Tesis\Matias\MATIAS ANALISIS REGRESION V1.sav

Variables Entered/Removed^d

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	estado real numerico ^a		. Enter

a. All requested variables entered.

b. Dependent Variable: AG

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.019 ^a	.000	.000	.23459

a. Predictors: (Constant), estado real numerico

ANOVA^b

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	1.651	1	1.651	30.004	.000 ^a
	Residual	4438.598	80653	.055		
	Total	4440.250	80654			

a. Predictors: (Constant), estado real numerico

b. Dependent Variable: AG

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	.049	.002		25.107	.000
	estado real numerico	.009	.002	.019	5.478	.000

a. Dependent Variable: AG