



UNCUYO
UNIVERSIDAD
NACIONAL DE CUYO

FCE
FACULTAD DE
CIENCIAS ECONÓMICAS

Licenciatura en Economía

Trabajo de investigación

“Estimación de un modelo
econométrico para análisis crediticio”

Andrea Mariela Moreno

Registro: 19193

Directora: Lic. Mónica Iris Calderón

Mendoza – 2.014

(morenomariela@yahoo.com.ar)

INDICE

Introducción	4
CAPITULO I – MARCO TEORICO	
1. Regulación del Sistema Financiero	7
2. Requerimientos Mínimos de Capital	8
3. Método de Calificaciones Internas o IRB	9
4. Sistema de Rating y Sistema de Score	10
CAPITULO II – METODOLOGIA	
1. Antecedentes en el diseño de modelos de evaluación	12
2. Tipo de Información: Corte Transversal	14
3. Forma Funcional: Modelo de Regresión Lineal	14
4. Método de Mínimos Cuadrados Ordinarios	15
4.1 El principio de mínimos cuadrados	15
4.2 Supuestos del modelo	16
4.3 Propiedades del modelo	18
CAPITULO III – SELECCIÓN DE LA MUESTRA Y VARIABLES UTILIZADAS	
1. Selección de la muestra	19
2. Definición de las variables dependientes o explicadas	19
3. Definición de las variables independientes o explicativas	20
3.1 Variables Cuantitativas	21
3.2 Variables Cualitativas	23
CAPITULO IV – ESTIMACIONES DE FUNCIONES CREDITICIAS	
1. Estimaciones para Líneas a Sola Firma	26
1.1 Autocorrelación	27
1.2 Multicolinealidad	28
1.3 Heterocedasticidad	28
2. Estimaciones para Líneas con Garantías	33
2.1 Autocorrelación	34
2.2 Multicolinealidad	34
2.3 Heterocedasticidad	35
3. Estimaciones para Líneas de Prestamos	36
3.1 Autocorrelación	37
3.2 Multicolinealidad	38

3.3 Heterocedasticidad	38
4. Aplicación Empírica de las Estimaciones	42
CONCLUSIONES	45
REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS	47
ANEXOS	
Anexos A	48
Anexos B	52
Anexos C	54

INTRODUCCION

En 1974 los gobernantes del G-10 crearon el Comité de Basilea, y con ello se dieron los primeros pasos en la regulación financiera internacional. Bajo este contexto se dan recomendaciones para la administración del riesgo crediticio, luego del primer acuerdo en 1988 y del segundo en 1999, más conocido como Basilea II se establece una medida de requerimientos de capital para las entidades financieras más sensible al riesgo de crédito. Para ello se proponen dos enfoques alternativos, un enfoque estándar en el cual los requerimientos de capital se determinan en función de las evaluaciones de crédito externas (o realizadas por entes centrales) y un enfoque IRB (*Internal Rating Based*) bajo el cual los bancos determinan los requerimientos de capital según su perfil de riesgo crediticio, es decir los bancos pueden utilizar sus estimaciones internas de los factores de riesgo de una operación concreta y determinar los requerimientos de capital asociados a ella. Estos factores de riesgo son: la probabilidad de incumplimiento (*Probability of Default*, PD), la pérdida en caso de incumplimiento (*Loss Given Default*, LGD), la exposición al riesgo de crédito (*Exposure at Default*, EAD) y el vencimiento efectivo (*Maturity*, M). La utilización de este enfoque está condicionada al cumplimiento de determinados requisitos con el fin de garantizar la integridad y la credibilidad de las estimaciones.

Esto ha generado, por parte de las entidades financieras, el interés en el desarrollo de sistemas internos de rating basados en métodos objetivos de valoración del riesgo crediticio.

En Latinoamérica estos sistemas todavía no están lo suficientemente desarrollados, actualmente solo hay modelos para el seguimiento de cartera de créditos y el cálculo de su provisión, (capital reservado para hacer frente a pérdidas originadas por situaciones de quebranto), solo algunos países y entidades financieras de mayor tamaño han avanzado en el desarrollo de estas metodologías.

La evolución de la gestión del riesgo crediticio está marcada entonces por una creciente utilización de modelos y métodos cuantitativos. Varias causas motivan la mayor proliferación de estos modelos, las exigencias del Comité de Basilea arriba mencionadas y otras no menos importantes, como la mayor demanda de créditos, la competencia con otras entidades, la importancia en la rapidez de la respuesta y el uso de nuevas tecnologías que permiten el manejo de grandes bases de datos, cálculos en tiempo real y transparencia en el proceso.

Si bien no existe ningún modelo perfecto, una vez elegido el mismo, debe ser revisado, corregido y validado constantemente en el tiempo.

Cabe mencionar que no debemos olvidar el aporte de los analistas de riesgo. Los departamentos de riesgos cuentan con profesionales que poseen una vasta experiencia en función del estudio de la cartera, la visita a empresas y la observación de distintos comportamientos empresariales, estas personas conocen los grupos económicos, las vinculaciones internas, sus éxitos y fracasos.

En la mayoría de los casos coexisten ambas herramientas definiendo sistemas híbridos de análisis de crédito, en la práctica luego de aplicar los sistemas predeterminados por cada entidad, la operación pasa a manos del analista para su posterior evaluación.

En la bibliografía disponible encontramos fundamentalmente modelos matemáticos / estadísticos, de tipo binario para los cuales se usan modelos logit / probit que intentan predecir la probabilidad de impago de un sujeto, es decir, que considerando un grupo de variables podemos inferir la probabilidad de incumplimiento y en función de ella asignar una puntuación a cada cliente, de esta manera las entidades financieras pueden dar una valoración a sus clientes (reales o potenciales), ordenar la cartera crediticia en función de este puntaje, asignar porcentajes de probabilidad de mora o default y determinar tanto el precio de cada línea de producto como la asignación de capital a cada una de ellas en función del riesgo asumido.

Para la cartera minorista o *retail*, compuesta por individuos y pequeñas empresas, se usan modelos de *score* o *credit scoring* que asignan una puntuación a un demandante de crédito y en el caso de la cartera *corporate*, formada por medianas y grandes empresas, se usan modelos de rating que otorgan una calificación, estos son más complejos y costosos de construir, pero son claves para la gestión y administración del riesgo crediticio.

Tomando estos modelos como inspiración y contando con la experiencia crediticia de una entidad financiera local, en este trabajo desarrollamos un modelo econométrico, basado en el método de mínimos cuadrados ordinarios que ayude en el proceso crediticio para la banca empresa y nos permita predecir parámetros de comportamiento entre líneas crediticias (tanto a sola firma como con garantía), y una serie de variables independientes, variables cuantitativas como indicadores contables (financieros, económicos y patrimoniales), situación postbalance y cualitativas como calidad de los socios, experiencia en el mercado y antecedentes legales y financieros, con el objeto que sea una herramienta ágil, de fácil manejo y útil para la toma de decisiones.

El trabajo está organizado en cuatro capítulos, en el primero exponemos el marco teórico y regulatorio actual, en el segundo detallamos la metodología a utilizar y mencionamos algunos antecedentes, en el tercero explicamos la forma de selección de la muestra y definimos las variables dependientes e independientes utilizadas y en el cuarto realizamos las regresiones correspondientes a cada variable explicativa y por último indicamos las conclusiones de la investigación.

CAPITULO I

MARCO TEORICO

Es innegable el importante papel que cumple en la economía el sistema financiero, puesto que es el encargado de captar el superávit existente de algunos agentes económicos para posteriormente colocarlo en manos de otro grupo de agentes económicos que lo invertirá en proyectos (crédito comercial) o se usará para cubrir ciertas necesidades de consumo (crédito de consumo).

El sistema financiero reduce en gran medida externalidades como son los costos de transacción y la información asimétrica. Los costos de transacción aparecen cuando se busca un prestamista o un prestatario que se ajuste a las necesidades que cada uno posea, esta recolección de información genera costos adicionales. El otro problema es la información asimétrica, ella consta de selección adversa y riesgo moral, la selección adversa surge cuando por falta de información el prestador no conoce de manera perfecta al tipo de agente al cual pretende otorgar un crédito por lo cual no puede determinar si el individuo tiene la capacidad adquisitiva que dice tener o si logrará cumplir sus obligaciones y el riesgo moral ocurre cuando el prestamista al ser captador de dinero por parte de los ahorradores toma un gran riesgo debido a su alto rendimiento, situación a la que sería adverso si el dinero fuera propio.

Son las instituciones financieras, quienes aprovechando sus economías de escala, ponen en manos de los inversores el capital necesario para promover el crecimiento. Según la Teoría General de Keynes aduce que la momentánea estabilidad financiera, es la que hace que las instituciones bancarias apoyadas en una particular confianza promovida por el crecimiento económico otorguen un mayor número de créditos con un mayor riesgo, generando una mayor liquidez en la economía e inflando los precios, esto debido a la especulación financiera, cuando la burbuja finalmente estalla se encuentra una cartera vencida alta y finalmente una crisis financiera de grandes proporciones. Teniendo en cuenta esta inestabilidad inherente al sistema financiero y la globalización de los mercados financieros surge una fuerte necesidad de regulación financiera.

Es evidente que la intermediación financiera es necesaria y de vital importancia para la economía, para el apalancamiento y crecimiento de la industria, asimismo se debe tener en cuenta que es un mercado imperfecto e inestable por lo tanto debe ser regulado para su mejor funcionamiento.

1. REGULACIÓN DEL SISTEMA FINANCIERO

Con el colapso en 1974 de Bankhaus Herstatt en Alemania y del Banco Nacional Franklin en EE.UU se decide que en el Banco Internacional de pagos (BIS) con sede en Suiza, se cree el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea¹ con los presidentes de los bancos centrales del grupo del G10², con el objetivo de formular recomendaciones para la regulación de instituciones financieras con actividad internacional y enfrentar de manera más eficaz las inestabilidades producidas por el mercado financiero mundial.

Este organismo en 1988 hace público el Acuerdo de Capitales de Basilea, el cual es conocido como Basilea I, en donde teniendo en cuenta el riesgo de crédito, es decir la probabilidad de que los deudores incumplan sus obligaciones, se hacen las recomendaciones necesarias para asegurar la estabilidad del sistema y mantener un capital mínimo con el que se cubran los capitales sujetos al riesgo de probabilidad de impago, a esto se llamó Requisitos de Capital Mínimo.

Luego en 1999 el Comité de Basilea se reunió nuevamente y se creó un nuevo acuerdo, conocido como Basilea II, que se hizo público en 2004 y una versión más completa en 2006, en el mismo se amplía el tratamiento de los riesgos a los que se enfrenta el sistema financiero teniendo en cuenta además del riesgo de crédito, el riesgo operacional y el riesgo de mercado, detallamos:

- Riesgo de crédito contempla el riesgo asociado a la probabilidad de impago del deudor, el riesgo de concentración de deuda y el riesgo residual asociado a garantías.
- Riesgo operacional se define como el riesgo de sufrir pérdidas debido a la inadecuación o a fallos de los procesos, el personal y los sistemas internos, también incluye el riesgo legal.
- Riesgo de mercado se define como la posibilidad de sufrir pérdidas en posiciones dentro y fuera de balance a raíz de oscilaciones en los precios de mercado. Los riesgos sujetos a este requerimiento de capital son los riesgos inherentes a las acciones, instrumentos relacionados con los tipos de interés, riesgo de divisas y de productos básicos (metales) en todo el banco.

El Comité recomienda la gestión del sistema financiero a través de tres pilares:

- Requisitos de Capital Mínimo: cobertura del capital en riesgo.
- Proceso de examen supervisor: donde el ente supervisor (autoridad central) cumple un papel primordial en la vigilancia y supervisión de la administración del riesgo por parte de las entidades financieras e insta a los bancos a que desarrollen y utilicen mejores técnicas de gestión de riesgo en el seguimiento y control del mismo.
- La disciplina de mercado: acceso y transparencia de la información suministrada por las entidades financieras. Se intenta fomentar el desarrollo de una serie de requisitos de divulgación de información referida al ámbito de aplicación, el capital, las exposiciones al riesgo, los procesos de evaluación del riesgo y la suficiencia de capital.

¹ Si bien el Comité tiene sede en Basilea, Suiza, no tiene jurisdicción por lo tanto no obliga a ningún país.

² Bélgica, Francia, Canadá, Alemania, Japón, Italia, Suecia, Holanda, Reino Unido, Estados Unidos y Suiza.

2. REQUERIMIENTOS MINIMOS DE CAPITAL

El nuevo acuerdo establece el cálculo de los requisitos mínimos de capital (RMC) para el riesgo de crédito, de mercado y operacional que deben guardar las entidades financieras. Da la siguiente definición con un horizonte temporal de un año.

$$\text{RMC} = 8\% \text{ del capital regulador} + 8\% \text{ de los activos ponderados por su nivel de riesgo}$$

Capital regulador: se compone de dos tipos de capital (Nivel I y II)

- Capital Nivel I o esencial está conformado por el capital social en acciones y las reservas declaradas.
- Capital Nivel II o complementario está conformado por las reservas no declaradas o resultados no distribuidos, el mismo no puede superar el 100% del capital esencial.

Activos ponderados por su riesgo: se calculan multiplicando los requerimientos de capital para el riesgo de mercado y el riesgo operacional por 12,5 (la inversa del coeficiente mínimo de capital del 8%) más la suma de los activos ponderados por su riesgo de crédito.

El Comité permite a los bancos elegir entre dos amplias metodologías para calcular sus requerimientos de capital por riesgo de crédito, una es el Método Estándar y la otra es el Método basado en Calificaciones Internas o IRB (*internal rating based*), esta es la novedad que trajo Basilea II en cuanto permite utilizar una metodología novedosa y múltiples opciones para determinar requerimientos de capital más sensibles al riesgo.

Método estándar: es similar al propuesto en Basilea I y consiste en la medición del riesgo de un modo estándar, es decir, a partir de evaluaciones externas del crédito, los bancos podrán utilizar las evaluaciones realizadas por las agencias externas de evaluación del crédito reconocidas por los supervisores nacionales.

Método de calificaciones internas o IRB (*internal rating based*): permite a los bancos utilizar sus propios sistemas de calificación interna para el riesgo de crédito, la misma requiere la aprobación explícita del supervisor nacional, para ello deben cumplir una serie de requisitos mínimos³ tanto al principio como de forma continua. Le permite a los bancos determinar los RMC de acuerdo a su perfil de riesgo crediticio.

Las exposiciones deberán ponderarse por su nivel de riesgo neto de provisiones específicas.

³ Algunos criterios son: la composición de los requisitos mínimos, el cumplimiento de los mismos, el diseño de los sistemas de calificación, la operativa del sistema de calificación del riesgo, la utilización de calificaciones internas, el gobierno corporativo y la vigilancia, la cuantificación del riesgo, la validación de las estimaciones internas, las estimaciones supervisoras de LGD y EAD, y los requisitos de divulgación entre otros.

3. METODO DE CALIFICACIONES INTERNAS O IRB (INTERNAL RATING BASED)

Los bancos podrán utilizar sus estimaciones internas de los factores de riesgo de una operación concreta a fin de determinar los requerimientos de capital correspondiente a la misma.

Estos factores de riesgo son:

- Probabilidad de incumplimiento, PD (*Probability of Default*)
- Pérdida en caso de incumplimiento, LGD (*Loss Given Default*)
- Exposición al riesgo de crédito, EAD (*Exposure of Default*)
- Vencimiento efectivo, M (*Maturity*)

La utilización de esta metodología está condicionada al cumplimiento de determinados requisitos con el fin de garantizar la integridad y credibilidad de las estimaciones.

Dependiendo de la capacidad del banco para estimar los factores de riesgo podrá acogerse al método básico o avanzado, en el método de calificaciones internas básico el banco solo estima los distintos valores de PD de su cartera y el resto de los factores de riesgo son establecidos por la autoridad supervisora nacional, mientras que para adoptar el método de calificaciones internas avanzado se requiere que el banco determine internamente todos los factores de riesgo.

Las ponderaciones de los distintos activos se determinan mediante una función continua de los factores de riesgo mencionados, esta función permite transformar los componentes de riesgo en activos ponderados por su nivel de riesgo y consecuentemente en requerimientos de capital. El Comité ha definido una función de ponderación de riesgo distinta para cada una de las diferentes exposiciones bancarias, para ello determina cinco categorías de activos con diferentes características de riesgo:

- Exposiciones empresariales (*corporate exposures*)
- Exposiciones minoristas (*retail exposures*)
- Exposiciones bancarias (*bank exposures*)
- Exposiciones soberanas (*sovering exposures*)
- Exposiciones accionariales (*equity exposures*)

Dentro de los activos de empresas se distinguen cinco subgrupos de financiación⁴, y en los activos del sector minoristas se identifican tres subcategorías⁵.

Los bancos deberán demostrar a los supervisores que su metodología para asignar cada exposición a su correspondiente categoría es adecuada y coherente a lo largo del tiempo.

⁴ Los subgrupos de empresas son: Financiación de proyectos, de bienes, de productos básicos, de bienes raíces generadores de rentas y de bienes raíces comerciales de elevada volatilidad.

⁵ Los subgrupos de la cartera minorista son: Exposiciones garantizadas por hipotecas sobre viviendas, autorrenovables admisibles (revolving) y resto de exposiciones minoristas.

4. SISTEMA DE RATING Y SISTEMA DE SCORE

Luego de estas recomendaciones del Comité de Basilea y la incertidumbre a la que está expuesto el sistema financiero es que la aparición y desarrollo de estos sistemas de evaluación del riesgo crediticio han ganado mayor importancia y protagonismo en los últimos años, si bien en los países menos desarrollados aun es insuficiente su evolución, cada vez son más utilizados y están en continuo desarrollo para su mejor funcionamiento.

Estas metodologías de análisis se usan principalmente al momento de otorgamiento, además pueden ser utilizadas para el seguimiento, control y recuperación del riesgo en una entidad financiera, como así también para el cálculo de la probabilidad de impago y de los requisitos mínimos de capital.

El diseño de estos sistemas debe tener en cuenta las exigencias de la norma, es decir realizar un análisis que relacione información cualitativa y cuantitativa del cliente, que permita diferenciar un perfil de cliente sujeto de crédito de otro no apto y contar con información previa al otorgamiento aportada por el cliente, información interna de la entidad e información externa (bureau de créditos).

Estos sistemas pueden ser reactivos (dan respuesta ante una solicitud de crédito) o proactivos (se analiza una cartera de clientes potenciales y se les ofrecen líneas preaprobadas sin que el cliente aporte información alguna, solo se analizan bases de datos internas o externas).

En su mayoría son técnicas matemáticas, estadísticas y econométricas que elaboran algoritmos que evalúan en forma automática la información del cliente y obtienen una puntuación según distintos parámetros, luego se asigna una PD (probabilidad de impago) asociada a cada puntuación. Esta puntuación permite a las entidades financieras ordenar y comparar la cartera en función al riesgo, cuantificarlo, y fijar políticas de precios y capital asignado a cada una de sus líneas de productos.

En general las entidades fijan un *cut off* o punto de corte a partir del cual consideran viable asistir a sus clientes, pero la fijación del mismo no depende del riesgo exclusivamente sino también de la tasa de beneficios, es decir se tiene en cuenta la relación riesgo-beneficio.

Estos modelos se usan de forma mandatoria, es decir si un cliente obtiene una puntuación baja (no significa necesariamente que no conviene otorgarle la financiación, sino que también se evalúan los beneficios esperados de él) o una puntuación aceptable entonces pasa a la próxima etapa de análisis previo a la liquidación.

En la práctica para la evaluación de la cartera *retail* o minorista (individuos y pymes) predominan los sistemas de score o *credit scoring* mientras que para la cartera *corporate* o empresas se evalúan con sistemas de rating, usan distintos tipos de variables pero ambas asignan un score o rating / calificación.

- **Sistema de score:** le permiten asignar una puntuación a un determinado solicitante de crédito, tienen una dimensión individual, es decir se enfoca en cada cliente independientemente de lo que

ocurra con la cartera de créditos, se usan variables socioeconómicas (edad, sexo, educación, estado civil, ingresos, personas a cargo, etc) o datos básicos del emprendimiento.

- **Sistema de rating:** asignan un rating o calificación a la empresa analizada, evalúa variables contables (indicadores extraídos de sus estados contables) e información cualitativa referida a la dirección, al sector económico, proyecciones de flujo de fondos, etc. Presentan una mayor complejidad en el diseño e implementación de los modelos y son más costosos.

Mencionamos algunas ventajas y desventajas del uso de estos sistemas de evaluación:

Ventajas

- Resultados completamente objetivos.
- Decisiones consistentes con la política de créditos.
- Rapidez en la respuesta.
- Sirven para ofrecer productos de manera masiva.

Desventajas

- Basada en el historial de pagos, supone que en el futuro el cliente se comportará como el pasado, en momentos de crisis esta herramienta deja de ser útil.
- Son genéricos, evalúan la capacidad de repago sin tener en cuenta las características de la financiación solicitada (destino, plazo, garantías, etc.).
- Existe una fuerte dependencia de la calidad de la información aportada por el cliente, podemos usar ratios financieros que no reflejen la realidad del cliente (sobervalorar la calidad de una empresa insolvente por ciertos manejos contables o subvaluar una empresa sólida por el análisis de ratios deficientes elaborados con fines fiscales)
- No consideran variables externas importantes en el caso de empresas como es el ciclo económico, proveedores, clientes, etc.

En el caso del análisis de riesgo de empresas la situación óptima es la combinación de modelos avanzados (que incorporen información económica-financiera, calidad de la dirección de la empresa y posición competitiva) con analistas expertos, pues el resultado final de la operación depende de la calidad crediticia del cliente como así también de otras variables (finalidad de la financiación, tipo de financiación, plazo, etc.) que deben ser evaluadas por el analista.

Cabe mencionar que es fundamental para asegurar el éxito de estos modelos la necesidad de una constante validación y ajuste del mismo (evaluación del diseño y revisión de las variables) para captar variaciones de la cartera y del mercado.

El desarrollo de sistemas internos de rating / score requieren realizar esfuerzos importantes, no solo económicos sino también en cuanto a la utilización de recursos humanos especializados y a la disponibilidad de información necesaria. La falta de una base de datos amplia y adecuadamente organizada es el mayor inconveniente con el que se encuentran las entidades financieras para la elaboración de sistemas internos de medición del riesgo.

CAPITULO II

METODOLOGIA

Bajo este contexto, la necesidad de diseñar un modelo de score / rating con el objetivo de asignar una puntuación y una probabilidad de incumplimiento asociada a cada cliente real o potencial, ha dado origen a una amplia gama de diversos modelos, en general se construyen con técnicas estadísticas y econométricas avanzadas, las más usadas son para modelos de tipo binario, regresiones probit y logit, análisis discriminantes, redes neuronales y árbol de decisión.

A continuación haremos un breve repaso de algunos modelos propuestos.

1. ANTECEDENTES EN EL DISEÑO DE MODELOS DE EVALUACION

En Argentina Gutiérrez Girault⁶ en 2007 trabajó en un modelo de score logit / probit para predecir el comportamiento de deudores *retail* (individuos y pymes). Para ello, considerando los datos elaborados por la CENDEU⁷ seleccionó los deudores no comerciales (consumo y asimilable a consumo⁸) del sector privado no financiero durante el periodo 2000-2006 que al comienzo de cada año no se encontraban en default, se define “no estar en default” como estar informado en situación 1 y 2 en el sistema financiero⁹. De esta manera obtuvo una población de más de 32.600.000 deudores de la cual tomó una muestra aleatoria del 20% quedándose así con 6.500.000 de deudores y la contrastó con los deudores que sí se encontraban en default al fin de cada año, estableciendo así la variable dependiente como la PD anual, y doce variables independientes de comportamiento. Concluyó que las variables más relevantes para predecir el comportamiento de los deudores son la historia de pagos, el comportamiento en otras entidades, la cantidad de entidades con las que los deudores operan, las garantías de las deudas (hipotecarias y prendarias), el grado de cobertura y el crecimiento del PBI.

⁶ Analista Principal de la Gerencia de Investigación y Planificación Normativa, Subgerencia General de Normas del Banco Central de la República Argentina (BCRA).

⁷ Es la Central de Deudores del Sistema Financiero, administrada por el BCRA y constituye una base de datos que concentra la información de todos los deudores del sistema financiero argentino con deuda consolidada mayor a \$ 50 y su comportamiento de pago, la misma es actualizada en forma mensual.

⁸ Consumo, Comercial asimilable a consumo y Comercial son tres categorías que define el BCRA en función del endeudamiento.

⁹ Según las normas de BCRA todos los deudores del sistema financiero deben ser clasificados en 5 situaciones, en función de su riesgo crediticio, las situaciones 3, 4 y 5 implican en general un atraso mayor a 90 días, y este periodo es el que comúnmente se usa para definir el default. Existe también una sexta categoría que cuenta con un perfil muy heterogéneo e incluyen pocos deudores por lo cual no fue considerada en la muestra.

Otro trabajo es el realizado en España en 2003 por Partal Ureña y Gomez Fernandez Aguado en el cual diseñan un sistema interno de rating para pymes basado en la experiencia de una entidad crediticia, tomaron una muestra de 100 empresas pymes divididas en dos grupos, 50 empresa con comportamiento normal de pago y otras 50 empresas que habían generado una situación de impago en la entidad. Estos grupos se seleccionaron bajo la técnica de emparejamiento individual, la misma consiste en hacer corresponder a cada empresa con comportamiento de impago otra empresa de pago normal, del mismo sector de actividad y tamaño similar.¹⁰ Las variables independientes usadas fueron exclusivamente ratios contables que se utilizaron en el momento de la aceptación del crédito. Inicialmente se eligieron 52 ratios, luego de aplicar la técnica del análisis discriminante univariante se redujo a 15 ratios, los que mostraron mayor capacidad explicativa del impago y posteriormente se aplico el análisis factorial para eliminar la correlación entre las variables y de esta manera seleccionar los 4 ratios más representativos, estos fueron ratios de liquidez, de rentabilidad, de cobertura y de endeudamiento. Con estas 4 variables independientes seleccionadas a través de un modelo logit/probit se realizó la regresión. Luego se validó la misma en forma temporal (se tomó la misma muestra pero con datos de 2 años antes a que se produjera el impago) y en forma extramuestral (se tomo una muestra de 100 empresas, de las cuales solo 25 habían presentado una situación de impago en la entidad).

Por último mencionamos un estudio realizado en el 2010 por Ochoa, Galeano y Agudelo en Colombia, con una base de datos facilitada por una cooperativa financiera del Valle de Aburrá (Antioquia, Colombia) de mediano tamaño y mediante el análisis estadístico de variables cualitativas y cuantitativas se definió el perfil de clientes propensos al incumplimiento de sus obligaciones y clientes de buen comportamiento. Cuentan con una base de datos de casi 25.000 clientes e identifican 20 variables independientes para cada registro, la variable explicada es el default, definido como clientes con mora mayor a 90 días. La metodología utilizada es el análisis discriminante y dividen la muestra en dos grupos, los que se encuentran en default y los que no, realizando una combinación de variables se definen 188 categorías y analizando el índice de desviación de cada una de ellas se definen tres tipos de probabilidad de incumplimiento (baja, media y alta) y a través de tablas dinámicas se definen tres intervalos de aprobación, aprobación inmediata (garantizan el 100% de todos los scoring), revisión posterior (con una probabilidad de default del 0,08%) y rechazo inmediato (con una probabilidad del 99% de impago).

Como mencionamos, en la literatura consultada y en la mayoría de los casos prácticos se han diseñado modelos para variables dependientes de tipo binarias o dicotómicas, es decir donde la variable solo puede tomar dos valores (ocurrencia o no del evento default) a través de regresiones

¹⁰ El tamaño de las empresas fue medido por el volumen de los activos.

lineales (probit / logit) se busca seleccionar el grupo de variables independientes que mejor expliquen este acontecimiento, todo el proceso está apoyado en herramientas estadísticas y econométricas.

Teniendo en cuenta estos antecedentes, la base de datos crediticia de una entidad financiera local y la experiencia en análisis de ratios y balance es que en la presente investigación desarrollamos un modelo econométrico para la evaluación de líneas crediticias de empresas (pymes / grandes).

En el próximo capítulo definiremos las variables a explicar, las variables independientes analizadas, la selección de la muestra, las estimaciones y demás observaciones pertinentes.

En el punto siguiente solo vamos a mencionar el tipo de información seleccionada, la forma funcional utilizada y sus propiedades.

2. TIPO DE INFORMACION: Corte Transversal

Para realizar las estimaciones de las distintas líneas crediticias se trabajó con datos reales tomados de una entidad financiera local, todos ellos surgen de análisis realizados durante el año 2013.

Es por ello que en función del tipo de información obtenida trabajaremos con series de datos de corte transversal, es decir que todas las variables se recolectan en un mismo periodo de tiempo.

En contraste con las series de corte transversal tenemos las series de tiempo, son aquellas donde los datos corresponden a intervalos regulares de tiempo (observaciones de datos mensuales, anuales, etc.).

Por último nos encontramos con series denominadas datos de panel, que consiste en una combinación de las dos anteriores, en ellas se trabaja con datos provenientes tanto de series de tiempo como de corte transversal, los datos de corte transversal se analizan a través del tiempo.

3. FORMA FUNCIONAL: Modelo de Regresión Lineal

En la práctica para poder trabajar con datos y realizar las estimaciones deseadas debemos definir una muestra de observaciones de una población mayor de datos, por razones de simplicidad y porque no conocemos la población en su totalidad reducimos el análisis a la muestra seleccionada. La misma nos permite establecer una función de regresión muestral (FRM) que representa el comportamiento que adoptan las variables consideradas en el modelo según la muestra elegida, y es una aproximación de la función de regresión poblacional (FRP) que es el objetivo final de las estimaciones.

Ahora bien, si conocemos la muestra conocemos cada par de puntos (Y_i, X_i) de nuestras observaciones y a partir de allí podemos calcular la media condicional o esperanza¹¹ que toma Y para cada valor dado de X_i , siendo (Y) la variable dependiente y (X_i) la/s variables independientes.

La FRP es la recta que une los pares de puntos conformados por las medias condicionadas o esperanzas de las variables dependientes y los valores fijos de la/s variable/s explicativa/s.

La media condicional o esperanza $E(Y/X_i)$ es una función de X_i .

$$E(Y/X_i) = f(X_i)$$

Suponemos que la función es lineal¹² y toma la forma sgte:

$$E(Y/X_i) = \beta_1 + \beta_2 X_i$$

Donde:

- β_1 y β_2 son los parámetros desconocidos pero fijos y los denominamos coeficientes de la regresión, donde β_1 es la intersección u ordenada al origen y β_2 es la pendiente de la recta.

Trataremos de conocer el valor de β_1 y β_2 en función de las observaciones de Y y X_i .

$$FRP \rightarrow Y = \beta_1 + \beta_2 X_i + u_i$$

- u_i es el término de perturbación y contempla todas aquellas variables que fueron omitidas en el modelo pero que afectan conjuntamente a Y. Es la desviación de un valor dado de Y_i de su valor esperado.

Deseamos estimar la FRP en base a la FRM de la manera más precisa posible, existen muchos modelos para estimar la FRM pero el más usado es el método de los mínimos cuadrados ordinarios (MCO).

4. METODO DE MINIMOS CUADRADOS ORDINARIOS

“El modelo de MCO se atribuye al matemático alemán Carl Friedrich Gauss y bajo ciertos supuestos es un método que ofrece algunas propiedades estadísticas muy atractivas, por lo cual es uno de los más eficaces y populares métodos de análisis de regresión”, (Gujarati, D. 1991:47)

4.1 EL PRINCIPIO DE MINIMOS CUADRADOS

Recordemos la FRP $\rightarrow Y = \beta_1 + \beta_2 X_i + u_i$

Y la FRM $\rightarrow Y' = \beta'_1 + \beta'_2 X_i$

¹¹ La media condicional o esperanza es el valor promedio esperado que toma Y dado que X toma un valor específico de X_i y se escribe como $E(Y/X_i)$.

¹² Decimos que la función es lineal en sus parámetros.

Donde:

- Y' es un estimador de $E(Y/X_i)$
- β'_1 y β'_2 son estimadores de β_1 y β_2 , y nos dicen como estimar el parámetro poblacional a partir de la información de la muestra

$$Y = Y' + e_i$$

- e_i es el estimador de u_i , termino de perturbación o valor residual

$$e_i = Y - Y'$$

Es decir que e_i (valores residuales) es simplemente la diferencia entre los valores reales de Y y los estimados (Y').

El método de los MCO plantea $\sum e_i^2$ sea tan pequeña como sea posible

$$\sum e_i^2 = \sum (Y - Y')^2 = \sum (Y - \beta'_1 - \beta'_2 X_i)^2$$

Entonces la suma de los residuos al cuadrado es una función de los estimadores β'_1 y β'_2

$$\sum e_i^2 = f(\beta'_1, \beta'_2)$$

Este método le asigna un mayor peso a los residuos mayores en valores absolutos.

“El principio o método de MCO selecciona β'_1 y β'_2 de tal forma que para un conjunto muestral de información, $\sum e_i^2$ es la más pequeña posible. Es decir que en una muestra dada el método MCO nos arroja estimativos únicos de β'_1 y β'_2 que producen el valor más pequeño posible de $\sum e_i^2$ ”, (Gujarati, D. 1991:50)

4.2 SUPUESTOS DEL MODELO

Dado que $Y = \beta_1 + \beta_2 X_i + u_i$, entonces $Y = f(X_i, u_i)$, por lo tanto debemos especificar la forma como se generan X_i y u_i para poder inferir estadísticamente Y_i , β_1 y β_2 .

Detallamos los supuestos para las variables X_i y u_i .

- **Supuesto 1** $\rightarrow E(u_i / X_i) = 0$

Aquellos factores que no están incluidos en el modelo y que son incorporados por u_i no afectan sistemáticamente el valor promedio de Y , es decir que los valores positivos de u_i se cancelan con los valores negativos de tal manera que su efecto promedio sobre Y es cero.

Este supuesto $E(u_i / X_i) = 0$ también implica que $E(Y/X_i) = \beta_1 + \beta_2 X_i$

- **Supuesto 2** \rightarrow No existe correlación entre las u

$$\begin{aligned} cov(u_i, u_j) &= E[u_i - E(u_i)] [u_j - E(u_j)] \\ &= E[u_i u_j], \text{ porque } E(u_i) = 0 \\ &= 0, \text{ para } i \neq j \end{aligned}$$

Donde:

- cov es la covarianza e i y j son dos observaciones diferentes.

Este supuesto postula que u_i y u_j no están correlacionadas, el mismo se llama correlación no serial o no autocorrelación.

- **Supuesto 3 → Homocedasticidad o varianza constante para u_i**

$$\begin{aligned}\text{var}(u_i / X_i) &= E [u_i - E(u_i)]^2 \\ &= E(u^2) \quad \text{dado que } E(u_i) = 0 \\ &= \sigma^2\end{aligned}$$

La varianza de u_i para cada X_i , (es decir la varianza condicional de u_i) es un número positivo constante, igual a σ^2 . El supuesto de igual (homo) dispersión (cedasticidad) o igual varianza implica que las poblaciones de Y que corresponden a los diferentes valores de X tienen la misma varianza.

En contraste tenemos la heterocedasticidad o dispersión desigual de la varianza donde:

$$\text{var}(u_i / X_i) = \sigma_i^2$$

En este caso no todos los valores de Y para los diferentes X serán igualmente confiables, es decir que no todos tendrán la misma varianza, algunos valores de Y estarán distribuidos más cerca y otros más lejos de sus medias.

Este supuesto también implica que $E(Y_i / X_i) = \sigma^2$

- **Supuesto 4 → No existe covarianza entre u_i y X_i**

$$\begin{aligned}\text{cov}(u_i, X_i) &= E [u_i - E(u_i)] [X_i - E(X_i)] \\ &= E [u_i (X_i - E(X_i))] \quad \text{dado que } E(u_i) = 0 \\ &= E(u_i X_i) - E(X_i) E(u_i) \\ &= E(u_i X_i) \\ &= 0\end{aligned}$$

Este supuesto afirma que la perturbación u (que representa la influencia de todas las variables omitidas) y la variable explicativa X no están correlacionadas entre sí. Sabemos que X y u tienen influencia separada y aditiva sobre Y , si no se cumple este supuesto, no podemos establecer el efecto individual de cada una de ellas sobre Y .

- **Supuesto 5 → Las u poseen distribución normal cuyo promedio y varianza están dados por los supuestos 1 y 3.**

$$\begin{aligned}E(u_i / X_i) &= 0 \\ \text{var}(u_i / X_i) &= \sigma^2\end{aligned}$$

- **Supuesto 6** → **No existe multicolinealidad entre las variables explicativas (X_i)**

Es decir ninguna variable explicativa X es una combinación lineal de otra.

- **Supuesto 7** → **El modelo de regresión está correctamente especificado (No existen sesgo ni errores de especificación)**

La investigación parte de la especificación del modelo econométrico en el que se basa el fenómeno que se está analizando, para ello es importante elegir bien las variables a incluir en el modelo, escoger la forma funcional correcta y hacer los supuestos probabilísticos adecuados respecto de Y_i , X_i y u_i . Por lo tanto los resultados de la regresión están condicionados al modelo escogido.

Dado los supuestos que hemos hecho sobre la FRP, este teorema muestra que los estimadores del método de MCO poseen ciertas propiedades estadísticas deseables.

4.3 PROPIEDADES DEL MODELO

En función de los supuestos arriba mencionados del modelo de regresión lineal clásica, los estimadores de MCO poseen propiedades ideales u óptimas, cumplen las propiedades por las cuales se considera un estimador el mejor estimador lineal insesgado (MELI).

- Es lineal: es una función lineal de una variable aleatoria. Por ej $\beta'_1 = f(\beta_1)$
- Es insesgado: su valor promedio o esperado es igual al valor verdadero. Por ej $E(\beta'_1) = \beta_1$
- Tiene varianza mínima entre la clase de todos los estimadores lineales insesgados, a esta característica se la conoce como estimador eficiente.

Los estimadores del método de MCO son MELI, esta es la clave del teorema de Gauss-Markov.

Teorema de Gauss-Markov: Dados los supuestos del modelo clásico de regresión lineal, los estimadores de mínimos cuadrados, en la clase de estimadores lineales insesgados, tienen varianza mínima, es decir son MELI, (Gujarati, D. 1991:66)

CAPITULO III

SELECCIÓN DE LA MUESTRA Y VARIABLES UTILIZADAS

Inspirados en la bibliografía consultada sobre el diseño de modelos de rating / score donde en gran parte utilizan como variable dependiente el default (definido como clientes con mora mayor a 90 días) y se intenta encontrar cuáles son las variables que influyen en la probabilidad de que un determinado cliente entre en default, en el presente trabajo de investigación buscamos estimar una función de regresión para el análisis de crédito de empresas contando con la experiencia de una entidad financiera local¹³ y analizando tanto variables cuantitativas (partidas contables y ratios) como variables cualitativas, para determinar que variables son más influyentes a la hora de asumir riesgos con y sin garantías, según la experiencia crediticia de dicha entidad durante un año calendario.

Para ello vamos a utilizar la metodología de MCO que ya describimos en el capítulo anterior y para el manejo de los datos se usará el programa estadístico EViews en su versión número 7.

A continuación explicamos en detalle la forma en que se realizó la selección de la muestra, definimos las variables dependientes que se trataran de explicar y las variables independientes (cuantitativas y cualitativas) elegidas en la muestra tomada.

1. SELECCIÓN DE LA MUESTRA

Para el armado de la base de datos sobre la que vamos a trabajar se seleccionaron 101 clientes, todos ellos son empresas, es decir, personas jurídicas con diversos tipos societarios¹⁴ de las provincias de Mendoza y San Juan. Las observaciones se tomaron de evaluaciones realizadas por la entidad financiera durante el año 2013 y corresponden a empresas que desarrollan su actividad dentro del sector industrial, exclusivamente bodegas y dentro del sector agropecuario, solo productores agrícolas¹⁵, independientemente del tamaño de las empresas.

2. DEFINICION DE LAS VARIABLES DEPENDIENTES O EXPLICADAS

Las variables dependientes que trataremos de explicar son tres, y las definimos a continuación:

¹³ Por razones de privacidad y seguridad no vamos a revelar su nombre.

¹⁴ Excepto sociedades de hecho que por su tipología se hace muy difícil determinar sus ratios económico, y ofrecen información contable de baja confiabilidad.

¹⁵ Productores agrícolas en general, tanto productores vitícolas como de hortalizas, frutas, etc.

- **Líneas a sola firma (SF)**: definida como la sumatoria de todas las líneas a sola firma aprobadas para cada cliente, están incluidas líneas como descubiertos a sola firma, créditos amortizables sin garantía real, tarjetas de créditos y financiaciones de comercio exterior.
- **Líneas con garantías (CG)**: definida como la sumatoria de todas las líneas aprobadas con algún tipo de garantía, se consideran líneas con garantía real de tipo hipotecaria, prendaria ó leasing, cesiones de valores, de facturas o certificados de obra, financiaciones de comercio exterior con garantía, créditos con garantía de alguna SGR.
- **Líneas totales (préstamo)**: definida como la sumatoria de las dos anteriores, es decir que corresponde a la totalidad de las líneas aprobadas para cada cliente en forma individual.

Cabe mencionar que en todos los casos las líneas se clasifican según el tipo de garantía (por ende difiere el riesgo asociado a cada una de ellas) y no por tipo de financiación o amortización de la deuda para cada línea de producto.

Por otro lado también es importante destacar que en todos los casos consideramos líneas aprobadas por la entidad financiera y no necesariamente tomadas por cada cliente en particular.

3. DEFINICION DE LAS VARIABLES INDEPENDIENTES O EXPLICATIVAS

A continuación detallamos como se recolectaron y elaboraron las variables independientes o explicativas consideradas en nuestra muestra.

Las variables cuantitativas se obtuvieron de la información contable aportada por el cliente al momento de realizar el análisis crediticio y básicamente surgen de dos fuentes. Una es información un tanto rezagada en el tiempo que surge del último balance vigente (la vigencia es de hasta 18 meses posteriores a la fecha de cierre del ejercicio) de la empresa, auditado por contador y certificado por el Consejo Profesional de Ciencias Económicas de la provincia que correspondiere, y la otra fuente hace referencia a información de datos relevantes ocurridos con posterioridad al cierre de ejercicio, como son la evolución de las ventas mensuales posteriores a la fecha de cierre de balance y la deuda en el sistema financiero al momento de la evaluación.

Por otro lado para evaluar las variables cualitativas se les asignó una puntuación a diferentes situaciones para poder darles un valor y trabajar con ellas, las mismas son la calidad de los socios que integran cada empresa, los antecedentes de cada sociedad en el sistema financiero durante los últimos dos años y la antigüedad o experiencia de cada compañía en el rubro en el que se desarrolla.

Seleccionamos 18 variables independientes y las detallamos a continuación:

Cuadro N° 1: Variables Independientes.

Variables Cuantitativas	Informacion de Balance	Partidas Contables	Activo Corriente	ac
			Pasivo Corriente	pc
			Activo Total	at
			Pasivo Total	pt
			Patrimonio Neto	pn
			Resultados	re
		Ratios	Ventas	vtas
			Liquidez	acpc secoliq
			Endeudamiento	ptpn
				ptat
			Rentabilidad	repn
				reat
Informacion postbalance			vtaspost	
			deupost	
Variables Cualitativas			socios	
			edad	
			antecedentes	

Antes de describir las variables arriba detalladas es oportuno hacer algunas aclaraciones referidas a ajustes efectuados a los rubros contables al momento del análisis que son de uso frecuente y que los analistas externos deben realizar, solo mencionaremos aquellos ajustes que afectan las variables involucradas en nuestro análisis:

- Eliminamos del Activo conceptos expuestos en el rubro “Otros Créditos” y que corresponden a Saldos de Accionistas, Retiros de socios a cuenta de utilidades y Préstamos a otras empresas del grupo económico.
- Eliminamos del Activo conceptos expuestos en el rubro “Inversiones” y que corresponden a Inversiones en otras empresas del grupo dedicadas a actividades que no están relacionadas a la actividad principal de la empresa analizada.
- Eliminamos del Patrimonio Neto conceptos expuestos como “Aportes Irrevocables” y que no se hayan capitalizado en un plazo de dos o más años.

Teniendo en cuenta estos ajustes previos realizados a la información contable original, continuamos con el análisis detallado de las variables independientes seleccionadas para nuestra investigación.

3.1 VARIABLES CUANTITATIVAS

3.1.1 Variables Cuantitativas de Balance.

Surgen del último balance vigente con sus anexos y notas explicativas, aportado por el cliente al momento de realizar el análisis crediticio.

3.1.1.1 Variables Cuantitativas de Balance, partidas o rubros contables.

- **ac:** Activo Corriente, corresponde a todas las partidas del activo que son efectivo o pueden hacerse efectivo en el próximo año.
- **pc:** Pasivo Corriente, corresponde a todas las partidas del pasivo que deberán cancelarse en el próximo año.
- **at:** Activo Total, corresponde al total de los rubros del activo según balance.
- **pt:** Pasivo Total, corresponde al total de los rubros del pasivo según balance.
- **pn:** Patrimonio Neto, corresponde al neto de las partidas activas y pasivas según balance.
- **re:** Resultados, corresponde al resultado final del ejercicio según estado de resultados.
- **vtas:** Ventas, corresponde al nivel de ventas anuales según estado de resultados.

3.1.1.2 Variables Cuantitativas de Balance, ratios o indicadores

Los ratios o indicadores son siempre el cociente entre dos medidas, analizaremos indicadores de liquidez, endeudamiento y rentabilidad, por ser los más usados en la práctica.

Liquidez

- **acpc:** Activo Corriente / Pasivo Corriente, nos indica en qué medida los activos corrientes pueden afrontar las deudas corrientes en el próximo año.
- **secoliq:** (Activo Corriente-Bienes de Cambio) / Pasivo Corriente, nos indica en qué medida los activos corrientes sin considerar los bienes de cambio pueden afrontar las deudas corrientes en el próximo año.

Endeudamiento

- **ptpn:** Pasivo Total / Patrimonio Neto, nos muestra la relación que existe entre el capital de terceros y el capital propio, cuanto financian los demás por cada peso de capital propio invertido en la empresa.

- **ptat:** Pasivo Total / Activo Total, nos muestra la relación que existe entre el capital de terceros y la inversión total, cuanto financian los demás por cada peso de inversión total.

Rentabilidad

- **repn:** Resultados / Patrimonio Neto, nos indica el retorno generado por cada peso de capital propio invertido en la empresa.
- **reat:** Resultados / Activo Total, nos indica el retorno generado por cada peso de la inversión total.

3.1.2 Variables Cuantitativas Posteriores al cierre de Balance.

Es importante contar con información actualizada al momento de analizar una empresa ya que debemos conocer la situación de la empresa en los últimos meses, teniendo en cuenta que la información de balance tiene un pequeño retraso en el tiempo.

- **vtaspost:** ventas postbalance, hace referencia a la evolución de las ventas después del cierre de ejercicio y se calculó de la siguiente manera (ventas posteriores - ventas al cierre) / ventas al cierre, por supuesto siempre medidas en la misma magnitud (anuales, mensuales, etc.).
- **deupost:** deuda postbalance, hace referencia a la evolución de la deuda financiera después del cierre de ejercicio y se calculó de la siguiente manera (última deuda financiera disponible al momento del análisis - deuda financiera de balance) / deuda financiera de balance.

3.2 VARIABLES CUALITATIVAS

Consideramos solo tres variables cualitativas que se sometieron a un proceso de cuantificación para hacer posible su manipulación en nuestro trabajo.

- **socios:** Socios, mide el respaldo patrimonial de los socios de la compañía y se asignó un valor ascendente según mejore su calidad de la siguiente manera:
 - 1 si los socios no poseen patrimonio relevante o desconocemos su patrimonio.
 - 2 si los socios declaran un aceptable patrimonio.
 - 3 si los socios cuentan con un óptimo o sólido patrimonio.
- **edad:** Edad, hace referencia a la antigüedad en años de la empresa en el rubro en el cual se desempeña, puede medirse por el número de ejercicio.

- **antecedentes:** Antecedentes en el sistema financiero, representa el comportamiento financiero y legal de la sociedad en los últimos 2 años, y se asignó un valor ascendente según mejore su conducta en el sistema de la siguiente manera:
 - 1 si estuvo informado en situación 4 y 5 por las entidades financieras en los últimos 2 años ó tuvo antecedentes de concurso.
 - 2 si estuvo informado en situación 3 por las entidades financieras ó tuvo cheques rechazados en los últimos 2 años.
 - 3 si estuvo informado en situación 1 ó 2 por las entidades financieras en los últimos 2 años.

Algunas observaciones:

- No tenemos en cuenta el sector económico al que pertenece cada empresa, ni la situación que atraviesa el mismo, ni el posicionamiento que ocupa la sociedad en él (referente, formador de precio, monopolio, etc.)
- Tampoco consideramos el Flujo de Fondos, que es una información muy útil al momento de evaluar mayor endeudamiento futuro.
- No evaluamos el destino de los fondos (si es para capital de trabajo o está destinado a inversión en bienes de capital que le generarán mayores beneficios en el futuro)
- Tampoco ponemos la atención en la forma de financiación de la nueva deuda en cuanto al pago (si es pago único al vencimiento, o amortizable mensual, trimestral, etc.)
- No consideramos si es renovación de líneas (deuda existente) o nuevas líneas que implican mayor asistencia crediticia y compromiso financiero futuro.
- Todas las partidas se expresan en miles para facilitar la manipulación de datos.

Luego de realizar la carga de datos en el programa estadístico elegido y proceder a trabajar con el mismo, encontramos las correlaciones existentes entre todas las variables independientes y dependientes seleccionadas.

Detallamos la información de correlaciones simples en el cuadro n°2 y destacamos en negritas las correlaciones que resultaron con el signo esperado según la experiencia y la lógica crediticia, es decir, el signo positivo de la correlación nos indica que un incremento de la variable independiente definida implicará un aumento en las líneas aprobadas y el signo negativo nos muestra la relación contraria. A partir de las variables independientes seleccionadas por el signo realizaremos las regresiones para cada línea de crédito.

Cuadro N° 2: Correlación entre las variables independientes y dependientes.

	PRESTAMO	SF	CG
AC	0.428587	0.593996	0.153345
AT	0.492866	0.653641	0.195567
PC	0.397441	0.536949	0.151263
PT	0.429984	0.569631	0.171017
PN	0.429984	0.569631	0.171017
RE	0.418003	0.532473	0.180151
VTAS	0.317940	0.449119	0.108223
ACPC	-0.163553	-0.145790	-0.111331
SECOLIQ	-0.186540	-0.137657	-0.145669
PTPN	-0.120631	-0.141335	-0.060041
PTAT	0.099027	0.011951	0.117243
REAT	-0.160833	-0.103753	-0.135345
REPN	-0.119891	-0.095805	-0.088836
VTASPOST	0.093467	-0.107201	0.188022
DEUPOST	-0.042092	-0.057372	-0.015690
SOCIOS	0.345679	0.288330	0.248239
EDAD	0.306898	0.423613	0.110935
ANTECEDENTES	0.093100	0.157867	0.014482

En el próximo capítulo desarrollaremos las regresiones para las tres variables dependientes o explicadas arriba mencionadas, en función de las variables independientes seleccionadas.

CAPITULO IV

ESTIMACIONES DE FUNCIONES CREDITICIAS

Este capítulo lo dedicaremos a la aplicación de la metodología de MCO para estimar los coeficientes de variables independientes que expliquen las variaciones en las líneas crediticias aprobadas a sola firma, préstamos con garantía y la suma de ambos tipos de préstamos. Luego mostraremos las aplicaciones empíricas con casos particulares de empresas que pertenecen al sector pero no a la muestra seleccionada para las regresiones.

1. ESTIMACIONES PARA LINEAS A SOLA FIRMA

En una primera instancia seleccionamos del cuadro n°2 de correlaciones las variables que contengan los signos adecuados. Para las **líneas a sola firma** resultaron diez variables independientes: **ac, at, pn, re, vtas, ptpn, deupost, socios, edad, antecedentes**. En el Anexo A se explica cómo después de varios pasos se llega a la regresión final abajo detallada, la cual consta de cuatro variables **at, re, socios y edad**.

Cuadro N° 3: Regresión de las líneas a Sola Firma después de ajustes

Dependent Variable: SF

Method: Least Squares

Date: 07/24/14 Time: 17:08

Sample: 1 101

Included observations: 101

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-1212.145	458.4322	-2.644109	0.0096
AT	0.010768	0.001926	5.591705	0.0000
RE	0.111476	0.045018	2.476260	0.0150
SOCIOS	683.2833	201.9981	3.382622	0.0010
EDAD	22.43725	11.59098	1.935751	0.0558
R-squared	0.551855	Mean dependent var		1174.426
Adjusted R-squared	0.533183	S.D. dependent var		2220.934
S.E. of regression	1517.432	Akaike info criterion		17.53566
Sum squared resid	2.21E+08	Schwarz criterion		17.66513
Log likelihood	-880.5510	Hannan-Quinn criter.		17.58807
F-statistic	29.55414	Durbin-Watson stat		1.790165
Prob(F-statistic)	0.000000			

Una vez realizados estos ajustes previos pasaremos a analizar la validez de nuestra regresión.

La primera evaluación se realiza sobre el **estadístico t** (que se calcula como el cociente entre el coeficiente y su error estándar), para muestras grandes (de más de 20 observaciones) se puede comprobar que si el estadístico t en valor absoluto es mayor a 2 entonces los coeficientes de las variables independientes son distintos de cero. En nuestro caso todas las variables tienen un estadístico t mayor a 2 en valor absoluto a excepción de la variable edad, en este caso el estadístico toma un valor de 1,935751 menor a 2, es muy cercano y podemos asegurar con un nivel de significatividad del 5% en dos colas que los coeficientes de las variables seleccionadas son estadísticamente distintos de cero.

El próximo estadístico a analizar es el **R²**, el mismo nos habla de la bondad del ajuste del modelo, es decir nos indica que proporción de la variable dependiente es explicada por las variables independientes. En este punto es importante aclarar que al trabajar con datos de corte transversal el R² es menor que si se trabaja con datos de series de tiempo. Para nuestra muestra el R² es 0,55, esto nos dice que las variables **at, re, socios y edad** explican el 55% de la aprobación de líneas a sola firma, el resto está explicado por otras variables no incluidas en el modelo y que son captadas por el término de error o perturbación. Por lo expuesto consideramos aceptable la bondad del ajuste realizado.

El otro estadístico a revisar es el **estadístico F**, que testea la hipótesis nula de que todos los coeficientes (excepto la constante) sean iguales a cero, siendo la Prob (F-statistic) el nivel de significancia del test F. Si el nivel de significancia es menor a 0,05 entonces se rechaza la hipótesis nula, en nuestro caso ésta toma el valor de cero.

1.1 AUTOCORRELACION

Este supuesto estudia el grado de asociación entre los términos de perturbación (residuos), uno de los supuestos del modelo de MCO dice que la correlación entre los residuos es igual a cero, simbólicamente lo expresamos así:

$$\text{corr}(u_i, u_j) = 0$$

Cuando se viola este supuesto se dice que existe autocorrelación. Si bien este problema se presenta principalmente en análisis de series de tiempo, lo vamos a estudiar para nuestro modelo.

La prueba más utilizada es el **Test de Durbin Watson, el estadístico d**. La regla consiste en comparar el d de la regresión con el dinferior y el dsuperior establecido según el N (número de observaciones) y k (número de variables explicativas excluyendo la constante), se dice que si el d calculado es menor al dinferior existe evidencia de correlación serial positiva de primer orden, si el d calculado es mayor al dsuperior no hay evidencia de correlación serial positiva de primer orden, pero si el d calculado se encuentra entre el dinferior y el dsuperior estamos en una zona de duda y nada se puede asegurar.

Si nos remitimos al cuadro n°3 nuestro estadístico d es de 1,790165, y si consultamos los valores críticos de d (inferior y superior) para un nivel de significatividad de 0,05 y para una muestra de 101 observaciones y 4 variables explicativas obtenemos el $d_{inf}=1,592$ y $d_{sup}=1,758$, por lo cual nuestro estadístico d es mayor que el d crítico sup, entonces estamos en condiciones de asegurar con un 95% de confianza que no existe evidencia de correlación serial positiva entre las perturbaciones.

1.2 MULTICOLINEALIDAD

Otro de los supuestos del modelo clásico de regresión lineal es que no existe multicolinealidad entre las variables explicativas, cuando este supuesto no se cumple decimos que existe una fuerte relación lineal entre las variables independientes, por lo cual no se puede identificar el efecto individual que ejerce cada una de ellas sobre la variable dependiente. Para determinar si existe multicolinealidad debemos observar la matriz de correlación simple entre las variables explicativas, la mostramos a continuación:

Cuadro N° 4: Matriz de correlación simple entre las variables independientes

	AT	RE	SOCIOS	EDAD
AT	1	0.573300	0.044098	0.329010
RE	0.573300	1	0.000549	0.339400
SOCIOS	0.044098	0.000549	1	0.207478
EDAD	0.329010	0.339400	0.207478	1

Como se puede apreciar en todos los casos la correlación simple existente es menor a 0,60, por lo cual podemos afirmar que no existe multicolinealidad entre las variables independientes escogidas.

1.3 HETEROCEDASTICIDAD

Ahora nos ocuparemos de otro supuesto del modelo clásico de regresión lineal, el mismo supone que todas las perturbaciones u_i de la función de regresión poblacional son homocedasticas, es decir que todas tienen la misma varianza, lo representamos de la sgte manera:

$$E(u_i^2) = \sigma^2, \text{ para } i=1,2, \dots N$$

La varianza de cada término de perturbación u_i , condicional a los valores escogidos de las variables explicativas es un número constante igual a σ^2 . Cuando este supuesto no se cumple se dice que existe heterocedasticidad y lo expresamos en símbolos de la sgte manera:

$$E(u_i^2) = \sigma_i^2, \text{ para } i=1,2, \dots N$$

En la práctica cuando se trabaja con datos de corte transversal que involucren unidades heterogéneas es de esperar la presencia de heterocedasticidad.

Realizaremos algunas pruebas para detectar el cumplimiento o no de este supuesto.

Una de las pruebas que se usan es el llamado **Test de White**, el cual consiste en regresar los residuos al cuadrado de la regresión original en función de las variables explicativas, de sus cuadrados y sus productos cruzados. El mismo plantea el siguiente test:

$$H_0: \text{Homocedasticidad vs } H_1: \text{Heterocedasticidad}$$

El estadístico que utiliza es:

$$\hat{\upsilon} = N R^2$$

Donde:

N es el número de observaciones

R² es el coeficiente de determinación de la regresión o bondad del ajuste

La regla dice que si $\hat{\upsilon}$ obtenido es menor que el $\hat{\upsilon}$ crítico, se acepta la hipótesis nula de homocedasticidad, y si por el contrario, $\hat{\upsilon}$ es mayor al $\hat{\upsilon}$ crítico se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna de heterocedasticidad.

A continuación mostramos los resultados:

Cuadro N° 5: Test de White

Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	19.01839	Prov. F(14,86)	0.0000
Obs*R-squared	76.34190	Prob. Chi-Square(14)	0.0000
Scaled explained SS	374.3704	Prob. Chi-Square(14)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 07/25/14 Time: 00:10

Sample: 1 101

Included observations: 101

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	434353.1	3409429.	0.127398	0.8989
AT	36.41257	70.57027	0.515976	0.6072
AT^2	-0.000114	0.000113	-1.003188	0.3186
AT*RE	0.003867	0.004179	0.925266	0.3574
AT*SOCIOS	-10.08241	33.77702	-0.298499	0.7660
AT*EDAD	-0.287993	1.404782	-0.205009	0.8380
RE	-606.0566	1095.205	-0.553373	0.5814
RE^2	0.045858	0.017605	2.604817	0.0108
RE*SOCIOS	-85.96183	477.2556	-0.180117	0.8575
RE*EDAD	27.16677	18.82677	1.442986	0.1527

SOCIOS	-1203575.	3438172.	-0.350062	0.7271
SOCIOS^2	743873.8	868703.1	0.856304	0.3942
SOCIOS*EDAD	-38811.38	53127.11	-0.730538	0.4670
EDAD	34781.29	158158.5	0.219914	0.8265
EDAD^2	657.3733	2042.143	0.321904	0.7483
<hr/>				
R-squared	0.755860	Mean dependent var	2188609.	
Adjusted R-squared	0.716117	S.D. dependent var	7247084.	
S.E. of regression	3861297.	Akaike info criterion	33.30716	
Sum squared resid	1.28E+15	Schwarz criterion	33.69555	
Log likelihood	-1667.012	Hannan-Quinn criter.	33.46439	
F-statistic	19.01839	Durbin-Watson stat	1.809410	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Podemos apreciar que nuestro δ es de 76,3419 y que el δ crítico para 14 grados de libertad y con una probabilidad del 0,05 es igual a 23,6848, por lo cual podemos decir que se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alterna de heterocedasticidad.

También confirmamos este resultado al observar la Prob F (14,83) que en nuestro caso es igual a cero, menor a 0,05, para una distribución chi cuadrada, la misma se encuentra en la cola bajo el área de 0,05 de significatividad, es decir que podemos afirmar la existencia de heterocedasticidad.

A través del estadístico t podemos sospechar que la variable re^2 es la que provoca la inestabilidad en la varianza de los residuos.

Para corregir nuestro problema de heterocedasticidad vamos a incorporar a nuestra regresión original la variable re^2 y estos son los resultados:

Cuadro N° 6: Regresión Corregida

Dependent Variable: SF
Method: Least Squares
Date: 08/08/14 Time: 23:17
Sample: 1 101
Included observations: 101

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-863.9675	396.1893	-2.180694	0.0317
AT	0.004773	0.001924	2.481410	0.0148
RE	0.098388	0.038551	2.552146	0.0123
SOCIOS	554.7583	174.0179	3.187938	0.0019
EDAD	18.77384	9.928796	1.890847	0.0617
RE^2	1.23E-05	2.05E-06	6.027062	0.0000
<hr/>				
R-squared	0.675815	Mean dependent var	1174.426	
Adjusted R-squared	0.658753	S.D. dependent var	2220.934	
S.E. of regression	1297.389	Akaike info criterion	17.23166	
Sum squared resid	1.60E+08	Schwarz criterion	17.38702	
Log likelihood	-864.1990	Hannan-Quinn criter.	17.29456	
F-statistic	39.60852	Durbin-Watson stat	1.585944	
Prob(F-statistic)	0.000000			

A partir de la regresión corregida podemos asegurar que en función de los **estadísticos t, r^2 , el estadístico F y su probabilidad**, todos los coeficientes de las variables son distintos de cero, aunque el estadístico t de la variable edad es de 1,890847, podemos asegurar con un grado de significatividad del 10% que el coeficiente de la variable edad es distinto de cero.

- Autocorrelación: para ello analizamos el estadístico d de Durbin-Watson, para nuestra regresión es $d=1,585944$, si bien el mismo se encuentra entre los valores críticos de $d_{inf}=1,571$ y $d_{sup}=1,780$ para 5 variables explicativas y con un nivel de significatividad del 0,05%, subestimamos este punto porque sabemos que al tratarse de un modelo de corte transversal podemos cambiar el orden de las variables seleccionadas (existe una combinación única de variables) que rompe con la autocorrelación sin alterar los demás resultados.

- Multicolinealidad: para evaluar este supuesto lo hacemos a través de las correlaciones simples entre las variables independientes elegidas:

Cuadro N°7: Matriz de correlación simple

	AT	RE	SOCIOS	EDAD	RE^2
AT	1	0.57330042	0.04409822	0.32900997	0.62755159
RE	0.57330042	1	0.00054868	0.33939996	0.40151436
SOCIOS	0.04409822	0.00054868	1	0.20747846	0.13342489
EDAD	0.32900997	0.33939996	0.20747846	1	0.27981765
RE^2	0.62755159	0.40151436	0.13342489	0.27981765	1

Advertimos que la mayor correlación la encontramos entre las variables **at y re^2** , la misma toma el valor de 0,62755159, muy cercano a 0,60 por lo tanto podemos obviar la existencia de una relación lineal entre ambas variables.

- Heterocedasticidad: para ello realizamos nuevamente la prueba del Test de White para nuestra regresión corregida:

Cuadro N° 8: Test de White:

Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	2.289904	Prob. F(19,81)	0.0055
Obs*R-squared	35.29347	Prob. Chi-Square(19)	0.0129
Scaled explained SS	130.8674	Prob. Chi-Square(19)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 08/08/14 Time: 23:20

Sample: 1 101

Included observations: 101

Collinear test regressors dropped from specification

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	715675.8	3707602.	0.193029	0.8474
AT	36.52427	99.11867	0.368490	0.7135
AT^2	0.000283	0.000651	0.435357	0.6645
AT*RE	-0.003641	0.024814	-0.146741	0.8837
AT*SOCIOS	-25.75695	45.44895	-0.566723	0.5725
AT*EDAD	0.835376	2.293052	0.364308	0.7166
AT*(RE^2)	-6.15E-07	1.99E-06	-0.309121	0.7580
RE	387.4551	2635.221	0.147029	0.8835
RE^2	-0.058898	0.397252	-0.148263	0.8825
RE*SOCIOS	88.30480	879.3645	0.100419	0.9203
RE*EDAD	-12.56598	58.45549	-0.214967	0.8303
RE*(RE^2)	3.86E-06	7.01E-06	0.551441	0.5828
SOCIOS	-1954296.	3894541.	-0.501804	0.6172
SOCIOS^2	1012308.	987792.0	1.024819	0.3085
SOCIOS*EDAD	-48476.11	60657.54	-0.799177	0.4265
SOCIOS*(RE^2)	0.058616	0.127040	0.461397	0.6458
EDAD	33947.97	177886.5	0.190841	0.8491
EDAD^2	1102.557	2244.324	0.491265	0.6246
EDAD*(RE^2)	-0.002727	0.006060	-0.450015	0.6539
(RE^2)^2	1.78E-10	8.03E-10	0.221395	0.8253
R-squared	0.349440	Mean dependent var	1583226.	
Adjusted R-squared	0.196840	S.D. dependent var	4606646.	
S.E. of regression	4128440.	Akaike info criterion	33.48007	
Sum squared resid	1.38E+15	Schwarz criterion	33.99791	
Log likelihood	-1670.743	Hannan-Quinn criter.	33.68970	
F-statistic	2.289904	Durbin-Watson stat	1.988912	
Prob(F-statistic)	0.005473			

Según la prueba de White advertimos que ningún **estadístico t** es significativo, podemos afirmar que se corrigió nuestro problema de heterocedasticidad y la nueva regresión es homocedástica.

Después de realizar todas estas pruebas y test, llegamos a la función de regresión muestral para la aprobación de **líneas a sola firma**, detallamos a continuación:

$$SF = - 863,9675 + 0,004773 at + 0,098388 re + 554,7583 socios + 18,77384 edad + 1,23 re^2$$

2. ESTIMACIONES PARA LINEAS CON GARANTIAS

Como hicimos en el punto anterior seleccionamos las variables que resultaron con el signo esperado del cuadro n°2, la matriz de correlaciones, para el caso de las líneas aprobadas con garantía real las variables seleccionadas fueron once: **ac, at, pn, re, vtas, ptpn, vtaspost, deupost, socios, edad y antecedentes**. En el Anexo B se detallan los ajustes realizados para llegar a la regresión final que contiene tres variables, **re, vtaspost y socios**, estos son los resultados obtenidos:

Cuadro N° 9: Regresión de funciones para líneas con garantía

Dependent Variable: CG

Method: Least Squares

Date: 07/25/14 Time: 12:50

Sample: 1 101

Included observations: 101

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-324.2893	954.6684	-0.339688	0.7348
RE	0.149733	0.077032	1.943769	0.0548
VTASPOST	941.1013	548.3228	1.716327	0.0893
SOCIOS	1014.229	423.5024	2.394860	0.0185
R-squared	0.121359	Mean dependent var		2176.277
Adjusted R-squared	0.094185	S.D. dependent var		3402.162
S.E. of regression	3237.985	Akaike info criterion		19.04209
Sum squared resid	1.02E+09	Schwarz criterion		19.14566
Log likelihood	-957.6255	Hannan-Quinn criter.		19.08402
F-statistic	4.465927	Durbin-Watson stat		1.967629
Prob(F-statistic)	0.005552			

Esta es la regresión lograda luego de todos los ajustes previos, ahora realizamos las pruebas necesarias para comprobar su validez estadística.

En primer lugar evaluamos los **estadísticos t** de las variables escogidas, en nuestro caso si bien solo un estadístico es mayor que 2 en valor absoluto, podemos recurrir al grado de significatividad del 10% en dos colas y rechazar la hipótesis nula, por lo tanto con un nivel de significatividad del 90% aceptamos la hipótesis alterna que dice que los coeficientes de las variables son distintos de cero.

El segundo estadístico que vamos a analizar es el coeficiente de determinación **R²**, para nuestro caso toma un valor de 0,121359, lo cual nos indica que las variables explicativas **re, vtaspost y socios** explican el 12% de las líneas aprobadas con garantía y el resto es explicado por otras variables no incluidas en el modelo y captadas por el termino de perturbación.

Ahora observamos el **estadístico F y su Prob (F statistic)** que para este modelo alcanzan valores de 4,465927 y de 0,005552 respectivamente, con esta probabilidad menor a 0,05 podemos

decir que nos encontramos en la zona de rechazo, por lo cual se puede afirmar que los coeficientes de las variables independientes son todos significativamente distintos de cero.

2.1 AUTOCORRELACION

Para verificar que nuestra regresión cumple con el supuesto del modelo MCO de ausencia de autocorrelación de los residuos, es decir que el término de perturbación asociado a alguna observación no está influenciado por el término de perturbación asociado a otra observación, vamos a analizar el **Test de Durbin Watson, d**.

En nuestra estimación si nos remitimos al cuadro n°9 el estadístico d resulta igual a 1,967629.

La regla consiste en comparar el d de la regresión con el dinferior y el dsuperior establecido según el N (numero de observaciones) y k (numero de variables explicativas excluyendo la constante).

Si consultamos los valores críticos de d (inferior y superior) para un nivel de significatividad de 0,05 y para una muestra de 101 observaciones y 3 variables explicativas obtenemos que $d_{inf}=1,613$ y $d_{sup}=1,736$, por lo cual nuestro estadístico d es mayor que el d crítico sup, entonces estamos en condiciones de asegurar con un 95% de confianza que no existe evidencia de correlación serial positiva entre las perturbaciones.

2.2 MULTICOLINEALIDAD

Vamos a analizar otro supuesto del modelo de MCO, la existencia o no de multicolinealidad, la relación lineal entre las variables independientes.

Para ello elaboramos la matriz de correlación simple entre las variables explicativas, detallamos la información a continuación:

Cuadro N° 10: Matriz de correlación simple entre variables explicativas.

	RE	VTASPOST	SOCIOS
RE	1	-0.03159817	0.00054868
VTASPOST	-0.03159817	1	0.12098699
SOCIOS	0.00054868	0.12098699	1

En función del cuadro n°10 de correlación simple entre variables independientes podemos advertir que todas las correlaciones son bajas (menores a 0,60), por esta razón estamos en condiciones de asegurar que las variables independientes **re**, **vtaspost** y **socios** elegidas para la regresión de líneas aprobadas con garantía real no están relacionadas entre sí, de esta manera confirmamos la ausencia de multicolinealidad en nuestro modelo.

2.3 HETEROCEDASTICIDAD

Para verificar el supuesto de la heterocedasticidad, el mismo sostiene que para que un estimador sea eficiente las varianzas de sus perturbaciones deben ser mínimas, es decir la varianza es constante u homocedasticidad, para probarlo recurrimos al **Test de White**:

Cuadro N° 11: Test de White

Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	0.676598	Prob. F(9,91)	0.7281
Obs*R-squared	6.334649	Prob. Chi-Square(9)	0.7060
Scaled explained SS	48.14430	Prob. Chi-Square(9)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 08/04/14 Time: 18:19

Sample: 1 101

Included observations: 101

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	3949573.	34243900	0.115337	0.9084
RE	110.9920	3748.624	0.029609	0.9764
RE^2	-0.045095	0.063616	-0.708859	0.4802
RE*VTASPOST	6874.292	6544.418	1.050405	0.2963
RE*SOCIOS	97.68637	1316.962	0.074176	0.9410
VTASPOST	-10403058	29501227	-0.352631	0.7252
VTASPOST^2	-3630895.	5812805.	-0.624637	0.5338
VTASPOST*SOCIOS	7339549.	14470891	0.507194	0.6132
SOCIOS	-4566136.	36069973	-0.126591	0.8995
SOCIOS^2	3020415.	8745709.	0.345360	0.7306
R-squared	0.062719	Mean dependent var		10069315
Adjusted R-squared	-0.029979	S.D. dependent var		41080563
S.E. of regression	41691789	Akaike info criterion		38.02327
Sum squared resid	1.58E+17	Schwarz criterion		38.28219
Log likelihood	-1910.175	Hannan-Quinn criter.		38.12808
F-statistic	0.676598	Durbin-Watson stat		2.098862
Prob(F-statistic)	0.728096			

Comenzaremos por analizar el estadístico $\delta = N R^2$, (N es el número de observaciones y R^2 es el coeficiente de determinación de la regresión o bondad del ajuste), como sabemos si δ de nuestra regresión es menor que el δ crítico, se acepta la hipótesis nula de homocedasticidad, y si δ es mayor al δ crítico se rechaza la hipótesis nula y aseguramos la presencia de heterocedasticidad.

Para la estimación de la regresión de líneas con garantía real observamos que $\hat{\sigma}$ toma el valor de 6,334649 y el $\hat{\sigma}$ crítico para 9 grados de libertad y con una probabilidad del 0,05 es igual a 16,9190, por ello aceptamos la hipótesis nula de homocedasticidad y aseguramos que las varianzas son mínimas y constantes (estimadores eficientes), rechazando la hipótesis alterna de heterocedasticidad.

Podemos analizar también la Prob F (9,91) que toma un valor de 0,7281 mayor al valor crítico de 0,05 para una distribución chi cuadrada, por lo cual podemos asegurar con un grado de confianza de 95% la existencia de homocedasticidad cumpliendo con este supuesto del modelo de MCO.

El valor de los estadísticos t que toman las variables de esta regresión también nos confirma este supuesto, resultando todos no significativos (menores a 2 en valor absolutos).

En función de todas las pruebas realizadas podemos decir que la regresión obtenida para **líneas de créditos aprobadas con garantía** contiene estimadores MELI (mejores estimadores lineales, insesgados y eficientes), la función alcanzada es la siguiente:

$$\text{CG} = - 324,2893 + 0,149733 \text{ re} + 941,1013 \text{ vtaspost} + 1014,229 \text{ socios}$$

3. ESTIMACIONES PARA LINEAS DE PRÉSTAMOS

En este punto realizaremos regresiones para las líneas llamadas préstamos, que es la variable que resulta de la sumatoria simple de las dos variables dependientes estudiadas en los puntos anteriores (líneas a sola firma y líneas con garantías)

Iniciaremos nuestro análisis para esta nueva variable dependiente de la forma antes utilizada, es decir, tomamos las variables explicativas del cuadro n°2 (matriz de correlación simple) que satisfagan el signo esperado para este tipo de líneas, en este caso resultaron once variables seleccionadas: **ac, at, pn, re, vtas, ptpn, vtaspost, deupost, socios, edad y antecedentes**. En el Anexo C se explica cómo llegamos a la regresión final dada por las variables, **ac, re, socios**.

Cuadro N° 12: Regresión de funciones para líneas préstamos

Dependent Variable: PRESTAMO
Method: Least Squares
Date: 07/25/14 Time: 17:17
Sample: 1 101
Included observations: 101

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-1472.149	1042.972	-1.411495	0.1613
AC	0.016104	0.005754	2.798528	0.0062
RE	0.259988	0.102793	2.529234	0.0130
SOCIOS	1937.495	457.5838	4.234185	0.0001
R-squared	0.347255	Mean dependent var		3350.703
Adjusted R-squared	0.327067	S.D. dependent var		4296.422
S.E. of regression	3524.461	Akaike info criterion		19.21164
Sum squared resid	1.20E+09	Schwarz criterion		19.31521
Log likelihood	-966.1879	Hannan-Quinn criter.		19.25357
F-statistic	17.20108	Durbin-Watson stat		1.759567
Prob(F-statistic)	0.000000			

Al considerar esta regresión como la final para las líneas de préstamos realizaremos las pruebas correspondientes, en primer lugar evaluaremos los **estadísticos t**, que en nuestro caso son todos mayores a 2 por lo cual afirmamos que los coeficientes de las variables elegidas son todos distintos de cero.

También vamos a analizar la bondad del ajuste, para ello recurrimos al coeficiente de determinación **R²**, que en esta estimación toma el valor de 0,347255, lo cual para un análisis de corte transversal es aceptable, por ello podemos decir que las variables **ac, re, y socios** influyen más del 34% en la aprobación de líneas de créditos (totales).

Prestamos atención al **estadístico F y su Prob (F-statistic)**, los mismos alcanzan los valores de 17,20108 y 0 respectivamente, en función de ello estamos en condiciones de rechazar la hipótesis nula y aceptar la hipótesis alterna que asegura que los coeficientes de las variables independientes escogidas son distintos de cero.

3.1 AUTOCORRELACION

Vamos a analizar si los residuos están relacionados entre sí, para ello usaremos el estadístico **d de Durbin-Watson**, según el cuadro n°12 el estadístico d toma el valor de 1,759567, lo comparamos con el d_{inf} y d_{sup} con una significatividad del 0,05 para 101 observaciones y 3 variables explicativas.

Estos son los resultados:

$$d_{inf} = 1,613 < d_{sup} = 1,736 < d = 1,759567$$

Por lo cual podemos asegurar con un nivel de confianza del 95% que no existe evidencia de correlación serial entre los residuos de la regresión.

3.2 MULTICOLINEALIDAD

Ahora evaluaremos si se cumple otro supuesto de los modelos de MCO, el de multicolinealidad, el mismo indica que las variables explicativas no se encuentran relacionadas de forma lineal. Para ello recurriremos a la matriz de correlación simple entre las variables explicativas.

Cuadro N° 13: Matriz de correlación simple

	AC	RE	SOCIOS
AC	1	0.579064872	-0.00274258
RE	0.579064872	1	0.00054868
SOCIOS	-0.00274258	0.00054868	1

Se puede apreciar que no existe una correlación fuerte entre las variables independientes, todas ellas son menores a 0,60, confirmamos que se cumple el supuesto de no multicolinealidad, es decir que se puede separar el efecto individual de cada una de estas variables sobre la variable dependiente.

3.3 HETEROCEDASTICIDAD

Para evaluar si se cumple el supuesto de homocedasticidad, es decir, que la varianza de las perturbaciones es constante, usaremos la prueba del **Test de White**, mostramos los resultados en el cuadro n°14.

Vamos a analizar el valor del χ^2 calculado para esta regresión, en este caso toma el valor de 29,06476, lo comparamos con el χ^2 crítico para 9 grados de libertad y una significancia de 0,05 en dos colas es de 16,9190, en este caso $\chi^2 > \chi^2$ crítico, por lo cual podemos sospechar la existencia de heterocedasticidad entre la varianza de los errores.

Cuadro N° 14: Test de White

Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	4.085299	Prob. F(9,91)	0.0002
Obs*R-squared	29.06476	Prob. Chi-Square(9)	0.0006
Scaled explained SS	108.3734	Prob. Chi-Square(9)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 07/25/14 Time: 17:28

Sample: 1 101

Included observations: 101

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1392512.	24704703	0.056366	0.9552
AC	1466.928	644.4255	2.276335	0.0252
AC^2	-0.000267	0.000846	-0.315264	0.7533
AC*RE	-0.039691	0.022641	-1.753056	0.0830
AC*SOCIOS	-222.0145	181.7415	-1.221595	0.2250
RE	-12940.93	9504.813	-1.361513	0.1767
RE^2	-0.073929	0.059413	-1.244312	0.2166
RE*SOCIOS	5298.546	3292.871	1.609096	0.1111
SOCIOS	-6879637.	26275179	-0.261830	0.7940
SOCIOS^2	2422529.	6357752.	0.381035	0.7041
R-squared	0.287770	Mean dependent var		11929875
Adjusted R-squared	0.217330	S.D. dependent var		34090963
S.E. of regression	30159820	Akaike info criterion		37.37568
Sum squared resid	8.28E+16	Schwarz criterion		37.63460
Log likelihood	-1877.472	Hannan-Quinn criter.		37.48050
F-statistic	4.085299	Durbin-Watson stat		1.954932
Prob(F-statistic)	0.000197			

También podemos evaluar la Prob F (9,91) que toma un valor de 0,0002, en nuestro caso es menor a 0,05, lo cual nos indica que estamos en la zona del intervalo de confianza donde debemos rechazar la hipótesis nula de homocedasticidad y aceptar la hipótesis alterna de heterocedasticidad en la varianza de los residuos.

Si observamos los estadísticos t advertimos que la variable **ac** puede ser la que esté provocando la alteración en la varianza de los residuos, por lo tanto correremos nuevamente la regresión eliminando esta variable, en el cuadro n°15 exponemos los resultados:

Cuadro N° 15: Regresión para líneas de préstamos corregida

Dependent Variable: PRESTAMO
Method: Least Squares
Date: 08/12/14 Time: 22:59
Sample: 1 101
Included observations: 101

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-1221.872	1074.740	-1.136900	0.2584
RE	0.426568	0.086677	4.921357	0.0000
SOCIOS	1932.688	473.2613	4.083764	0.0001
R-squared	0.294553	Mean dependent var		3350.703
Adjusted R-squared	0.280156	S.D. dependent var		4296.422
S.E. of regression	3645.240	Akaike info criterion		19.26949
Sum squared resid	1.30E+09	Schwarz criterion		19.34716
Log likelihood	-970.1090	Hannan-Quinn criter.		19.30093
F-statistic	20.45948	Durbin-Watson stat		1.665182
Prob(F-statistic)	0.000000			

Si observamos los estadísticos de esta nueva regresión, **estadísticos t, r^2 y estadístico F y su probabilidad** podemos asegurar que todos los coeficientes de la regresión son distintos de cero.

- Autocorrelación: Para verificar el cumplimiento de este supuesto evaluamos el estadístico d de Durbin-Watson, para nuestra muestra el estadístico toma un valor de $d=1,665182$, el mismo se encuentra entre los valores $d_{inferior}=1,634$ y $d_{superior}=1,715$, es decir, en zona de duda de autocorrelación en los residuos, pero al tratarse de un modelo de corte transversal, podemos relajar este resultado no preocupándonos de tener problemas de eficiencia.

- Multicolinealidad: analizamos la existencia o no de relación lineal entre las variables a través de la correlación simple entre las mismas.

Cuadro N°16: Matriz de Correlación Simple

	RE	SOCIOS
RE	1	0.00054868
SOCIOS	0.00054868	1

Podemos asegurar la inexistencia de multicolinealidad entre las variables independientes.

- Heterocedasticidad: corroboramos el supuesto de heterocedasticidad en la varianza del termino de perturbación a través de la prueba del Test de White, a continuación adjuntamos los resultados:

Cuadro N° 17: Prueba de White para la regresión corregida

Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	1.864621	Prob. F(5,95)	0.1078
Obs*R-squared	9.026126	Prob. Chi-Square(5)	0.1080
Scaled explained SS	38.30688	Prob. Chi-Square(5)	0.0000

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 08/12/14 Time: 22:59

Sample: 1 101

Included observations: 101

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-2033726.	30914961	-0.065785	0.9477
RE	-1322.335	3383.460	-0.390823	0.6968
RE^2	0.088316	0.052943	1.668137	0.0986
RE*SOCIOS	-71.80414	1201.299	-0.059772	0.9525
SOCIOS	2341021.	32783644	0.071408	0.9432
SOCIOS^2	1930220.	7925132.	0.243557	0.8081
R-squared	0.089368	Mean dependent var		12893090
Adjusted R-squared	0.041440	S.D. dependent var		38905919
S.E. of regression	38091268	Akaike info criterion		37.80644
Sum squared resid	1.38E+17	Schwarz criterion		37.96179
Log likelihood	-1903.225	Hannan-Quinn criter.		37.86933
F-statistic	1.864621	Durbin-Watson stat		2.130186
Prob(F-statistic)	0.107795			

Observamos que todos los estadísticos t son no significativos (valores absolutos menores a 2).

Corroboramos lo anterior al verificar la Prob F (5,95) = 0,1078, para nuestro caso resulta mayor al 0,05 por lo cual podemos afirmar la aceptación de la hipótesis nula de homocedasticidad.

Definimos la regresión que elaboramos para la aprobación de **líneas crediticias (totales)**:

$$\text{PRESTAMO} = - 1221,872 + 0,426568 \text{ re} + 1932,688 \text{ socios}$$

A continuación resumimos las regresiones encontradas para las líneas crediticias definidas como variables dependientes SF (sola firma), CG (con garantía) y Préstamo (la suma de las anteriores)

Cuadro N°18: Regresiones obtenidas para las distintas líneas crediticias

	c	at	re	vtaspost	socios	edad	re^2
SF	-863,9675	0,004773	0,098388	-	554,7583	18,77384	1,23
CG	-324,2893	-	0.149733	941,1013	1014,229	-	-
Préstamo	-1221,872	-	0,426568	-	1932,688	-	-

4. APLICACIÓN EMPIRICA DE LAS ESTIMACIONES

A continuación realizaremos una aplicación práctica de las regresiones definidas y que resultaron las mejores estimaciones para predecir la aprobación de las distintas líneas crediticias, detallamos las mismas:

$$\text{SF} = - 863,9675 + 0,004773 \text{ at} + 0,098388 \text{ re} + 554,7583 \text{ socios} + 18,77384 \text{ edad} + 1,23 \text{ re}^2$$

$$\text{CG} = - 324,2893 + 0,149733 \text{ re} + 941,1013 \text{ vtaspost} + 1014,229 \text{ socios}$$

$$\text{PRESTAMO} = - 1221,872 + 0,426568 \text{ re} + 1932,688 \text{ socios}$$

Estas funciones son estimaciones de los valores medios que toma la variable dependiente en función de valores dados de las variables independientes, mediante el uso de la desviación estándar de cada uno de los coeficientes podemos calcular la banda o el rango de variabilidad que pueden alcanzar dichas variables (**SF, CG y Préstamo**).

- **Sola Firma:**

- Cota Inferior $\rightarrow \text{SF} = - 1260,1568 + 0,002849 \text{ at} + 0,059837 \text{ re} + 380,7404 \text{ socios} + 8,845044 \text{ edad} - 0,82 \text{ re}^2$
- Cota Superior $\rightarrow \text{SF} = - 467,7782 + 0,006697 \text{ at} + 0,136939 \text{ re} + 728,7762 \text{ socios} + 28,702636 \text{ edad} + 3,28 \text{ re}^2$

- **Con Garantía:**

- Cota Inferior $\rightarrow \text{CG} = - 1278,9577 + 0,072701 \text{ re} + 392,7785 \text{ vtaspost} + 590,7266 \text{ socios}$
- Cota Superior $\rightarrow \text{CG} = 630,3791 + 0,226765 \text{ re} + 1489,4241 \text{ vtaspost} + 1437,7314 \text{ socios}$

- **Préstamos:**

- Cota Inferior $\rightarrow \text{Préstamos} = - 2296,612 + 0,339891 \text{ re} + 1459,4267 \text{ socios}$
- Cota Superior $\rightarrow \text{Préstamos} = - 147,132 + 0,513245 \text{ re} + 2405,9493 \text{ socios}$

Realizaremos algunas aplicaciones prácticas de estas funciones, tomando a modo de ejemplos nuevas solicitudes crediticias recibidas durante el 2014, ejecutamos las regresiones para un productor vitícola (A), un frutihortícola (B) y una bodega (C)¹⁶.

En el siguiente cuadro detallamos los valores que toma cada variable independiente especificada en el modelo descrito para caso en particular:

Cuadro N° 19: Aplicaciones prácticas

	A	B	C
at	1333	573	18494
re	3	23	266
vtaspost	0	6	0
socios	2	2	2
edad	46	2	30
re^2	9	529	70756

Comenzaremos el análisis por la empresa A (productor vitícola), a continuación exponemos los resultados de las regresiones para los datos de las variables independientes arriba mencionados:

Cuadro N°20: Ejemplo A

A	SF	CG	Prestamo
Cota Inf	-95	-156	623
Media	1127	1563	2645
Cota Sup	2349	3283	4666
Lineas Aprobadas	150	400	550

Podemos observar que las líneas aprobadas se encuentran dentro del rango especificado, excepto la línea de préstamos totales, en la cual el monto final aprobado es levemente inferior a la cota mínima resultante.

Continuamos nuestra aplicación práctica con la empresa B (productor frutihortícola), para ello definiremos los rangos de cada línea en función de las regresiones adoptadas.

¹⁶ No revelaremos la identidad de los mismos.

Cuadro N°21: Ejemplo B

B	SF	CG	Prestamo
Cota Inf	-912	2092	630
Media	939	6950	2653
Cota Sup	2789	11807	4677
Lineas Aprobadas	120	1400	1520

En este caso las líneas aprobadas se encuentran también dentro de los rangos establecidos a excepción de las líneas con garantía que son algo menor a la cota inferior definida para el rango.

Por último trabajaremos con el caso C (bodega), en el sgte cuadro exponemos los resultados obtenidos.

Cuadro N°22: Ejemplo C

C	SF	CG	Prestamo
Cota Inf	-58185	-101	713
Media	87953	1688	2757
Cota Sup	234091	3478	4801
Lineas Aprobadas	450	3000	3450

Para el último ejemplo que tomamos advertimos que todas las líneas aprobadas se encuadran dentro de los rangos seleccionados.

Cabe mencionar un último comentario a modo de recomendación que surge de la observación de la aplicación del modelo en los casos prácticos arriba mencionados. Se advierte que para determinados casos el rango de variabilidad de valores que pueden tomar las distintas líneas crediticias resulta muy amplio, este motivo le hace perder al modelo cierto grado de eficiencia al momento de su aplicación práctica. Es por ello que sugerimos la elaboración de rangos a través del método de percentiles, si bien no lo vamos a desarrollar en el presente trabajo es una herramienta econométrica que nos ayudará a definir rangos más precisos y cercanos a la realidad, que le aportará al modelo mayor capacidad predictiva.

CONCLUSIONES

A partir de la creación del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (Suiza) en 1974 por los países que integran el G-10 se dieron los primeros pasos en la regulación del sistema financiero internacional buscando la estabilidad y solvencia del mismo. Posteriormente se publicaron dos acuerdos de capitales (Basilea I y II) que establecen recomendaciones para las entidades financieras y las autoridades centrales, si bien las mismas no obligan a ningún país o banco en particular, cada vez son más aceptadas y llevadas a la práctica por parte del sistema financiero. Estas recomendaciones establecen metodologías para el cálculo de los requisitos mínimos de capital que los bancos deben observar para hacer frente a eventuales contingencias asociadas al riesgo de crédito (probabilidad de incumplimiento en el pago), al riesgo operacional (probabilidad de pérdida por errores en los procesos) y al riesgo de mercado (probabilidad de pérdida por variaciones en el precio de inversiones). El segundo acuerdo firmado en el año 1999 trajo como novedad la posibilidad de que los bancos puedan desarrollar sus propios sistemas internos para el cálculo del riesgo de crédito de su cartera activa de clientes y así establecer las reservas de capital correspondientes.

De esta manera, se dio origen a un sinnúmero de sistemas elaborados para la evaluación de riesgo de crédito. En su mayoría están basados principalmente en la probabilidad de impago, incumplimiento o default que representa cada operación o cliente en particular.

En países subdesarrollados y en Latinoamérica en general, estos modelos todavía no están suficientemente desarrollados, no obstante en los últimos años se ha trabajado mucho sobre el tema.

Para la cartera minorista o *retail*, conformada por individuos y pequeñas empresas se usan modelos de *score*, que trabajan con variables socioeconómicas (edad, sexo, educación, estado civil, etc.) mientras que para la cartera *corporate*, conformada por medianas y grandes empresas se usan modelos de *rating*, que utilizan variables contables y algún tipo de variables cualitativas referidas a la dirección de la empresa, experiencia de la misma, etc. Estos sistemas son más complejos y costosos de desarrollar. Ambos modelos son diferentes pero siempre buscan asignar una puntuación o calificación (asociada a la probabilidad de incumplimiento) de cada operación que se plantea.

Si bien estos sistemas automáticos tienen ventajas como la rapidez en la respuesta, la masividad con la que trabajan y la objetividad de sus resultados, todavía existen fuertes desventajas que se mantienen, algunas de ellas son que estos modelos están basados en el historial de pagos y suponen que en el futuro el comportamiento será igual al pasado y en momentos de crisis o recesión este supuesto deja de tener valor, otra debilidad es que siempre evalúan capacidad de pago obviando información importante como el destino del crédito, el plazo y el tipo de amortización y por último

existe una fuerte dependencia de la calidad de información aportada por el cliente (sobrestiman empresas deficientes que muestran información falsa o se subestiman empresas rentables que por razones impositivas presentan balances pobres).

En la actualidad existen sistemas híbridos que utilizan estos modelos automáticos para realizar una evaluación previa (a modo de filtro), y luego las solicitudes de crédito pasan a ser evaluadas por analistas expertos que tienen en cuenta una serie de variables no captadas por el modelo elegido y cuentan con mayor flexibilidad y criterio que los modelos matemáticos.

En la práctica no existen modelos perfectos, pero una vez definido el mismo se requiere una permanente revisión tanto del diseño del modelo como de las variables elegidas y una actualización y ampliación constante de la base de datos de la cual se nutre el sistema.

Como mencionamos, la bibliografía consultada se basa en general en modelos de tipo binario (logit / probit) que intentan explicar la variable “probabilidad de default” (variable dependiente) en función de diversas variables independientes. En nuestro trabajo quisimos diseñar un modelo novedoso para el análisis crediticio, el mismo consiste en definir como variables dependientes la aprobación de líneas crediticias a sola firma, con garantía y líneas totales y a través de herramientas econométricas buscamos saber cuáles son las variables independientes (de un grupo de 18 variables originales) que mejor explican la aprobación de las distintas líneas de crédito, con la idea que sea de fácil utilización y una primera aproximación para el desarrollo de modelos más sofisticados.

Teniendo en cuenta la experiencia crediticia de una entidad financiera local, seleccionamos una muestra de 101 empresas analizadas durante el año 2013, que desarrollan su actividad dentro del sector industrial, solo bodegas, y productores agrícolas en general, que se ubican en las provincias de Mendoza y San Juan. Trabajamos con modelos de regresiones lineales bajo el método de mínimos cuadrados ordinarios e intentamos explicar las variables que más influyen al momento de la aprobación de las diversas líneas.

Después de realizar una serie de pasos econométricos definimos las regresiones finales y se encontró que las variables contables que más influyen son at (activo total), re (resultados) y vtopost (ventas postbalance) y variables cualitativas como la solvencia patrimonial de los socios y la antigüedad de la empresa en el rubro en el que se desempeña.

Es importante destacar que advertimos de fundamental importancia la incorporación de algunas variables de tipo coyunturales, como por ejemplo variables que representen la situación económica actual del país como el PBI o su tendencia, la situación que atraviesa el sector específico al que pertenece la sociedad, y el momento del ciclo en el que estamos posicionados si se tratara de una empresa con actividad de comportamiento estacional.

Dados los resultados obtenidos consideramos necesario seguir investigando nuevas metodologías y trabajar con distintas bases de datos para así obtener un modelo más completo y con mejor capacidad predictiva para el uso del análisis crediticio.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- FERNANDEZ CASTAÑO, Horacio y PEREZ RAMIREZ, Fredy Oscaris, (2.005), “*El modelo logístico: Una herramienta estadística para evaluar el riesgo de crédito*”, Colombia, Revista Ingenierías 4 (Enero-Junio), Universidad de Medellín.
- GUJARATI, Damodar, (1.991), “*Econometría*”, México: Editorial McGraw-Hill, 597 pág.
- GUTIERREZ GIRAULT, Matias Alfredo, (2.007), “*Credit scoring models: what, how, when and for what purposes*”, Buenos Aires, Argentina, publicación de BCRA.
- HERNANDEZ CORRALES, Liliana, MENESES CERON, Luis Angel, y BENAVIDES, Julián, (2.005), “*Desarrollo de una metodología propia de análisis de crédito empresarial en una entidad financiera*”, Cali, Colombia, Estudios Gerenciales Vol 21 N°97.
- MARCO BASILEA II, (2.006), “*Convergencia internacional de medidas y normas de capital*”, Basilea, Suiza, Banco de Pagos Internacionales.
- MONDINO, Diana y PENDAS, Eugenio, (1.997), “*Finanzas para Empresas Competitivas*”, Buenos Aires, Argentina: Ediciones Granica S.A., 403 pág.
- OCHOA, Juan Camilo, GALEANO, Wilinton, AGUDELO, Luis Gabriel, (2.010), “*Construcción de un modelo de scoring para el otorgamiento de crédito en una entidad financiera*”, Colombia, Perfil de Coyuntura Económica N°16, pag 191-222, Universidad de Antioquia.
- PARTAL UREÑA, Antonio y GOMEZ FERNANDEZ-AGUADO, Pilar, (2.003), “*Diseño de un sistema interno de rating para pymes según los nuevos estándares internacionales de solvencia bancaria*”, España, Universidad de Jaen / Universidad de Extremadura.
- SENDEROVICH, Isaac Aizik y Pablo David, (1.998.), “*Flujo de fondos, estados contables proyectados y acceso al crédito bancario de pymes*”, Buenos Aires, Argentina: Editorial Reisa S.R.L., 456 pág.
- VILARIÑO, Angel, (2.000), “*La gestión del riesgo de crédito*”, Madrid, España, www.angelvila.eu. [abril, 2014]

ANEXO A: LINEAS A SOLA FIRMA

Como explicamos en el capítulo, tomaremos del cuadro n°2, matriz de correlación simple las variables independientes que aparecen como posibles explicativas en el proceso de aprobación de líneas a sola firma, las variables seleccionadas fueron diez, **ac, at, pn, re, vtas, ptpn, deupost, socios, edad y antecedentes**, con ellas elaboramos la sgte regresión:

Tabla N° 1: Regresión para líneas a Sola Firma

Dependent Variable: SF
 Method: Least Squares
 Date: 07/24/14 Time: 13:15
 Sample: 1 101
 Included observations: 100

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-570.8363	716.0521	-0.797199	0.4275
AC	0.085411	0.015582	5.481450	0.0000
AT	0.035455	0.012456	2.846341	0.0055
PN	-0.084782	0.024492	-3.461627	0.0008
RE	0.056425	0.035539	1.587682	0.1159
VTAS	-0.222787	0.078167	-2.850164	0.0054
PTPN	-96.63081	53.26993	-1.813984	0.0730
DEUPOST	1.058398	3.914679	0.270367	0.7875
SOCIOS	250.0991	172.7761	1.447532	0.1513
EDAD	14.05053	9.021448	1.557458	0.1229
ANTECEDENTES	109.6640	264.0919	0.415249	0.6790
R-squared	0.761526	Mean dependent var	1170.770	
Adjusted R-squared	0.734731	S.D. dependent var	2231.817	
S.E. of regression	1149.482	Akaike info criterion	17.03548	
Sum squared resid	1.18E+08	Schwarz criterion	17.32205	
Log likelihood	-840.7738	Hannan-Quinn criter.	17.15146	
F-statistic	28.42057	Durbin-Watson stat	1.807162	
Prob(F-statistic)	0.000000			

En primer lugar vamos a analizar el valor del **estadístico t**, teniendo en cuenta que cuando el estadístico t toma valores mayor a 2 en valores absolutos, entonces se puede afirmar que los coeficientes de las variables independientes son distintos de cero. Es por ello que vamos a eliminar las variables cuyo estadístico t sean los menores en valores absolutos, **deupost y antecedentes**.

Tabla N° 2: Regresión para líneas a Sola Firma después del primer ajuste

Dependent Variable: SF

Method: Least Squares

Date: 07/24/14 Time: 16:39

Sample: 1 101

Included observations: 100

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-316.2276	379.8995	-0.832398	0.4074
AC	0.085087	0.015403	5.524140	0.0000
AT	0.035439	0.012307	2.879733	0.0050
PN	-0.084599	0.024175	-3.499406	0.0007
RE	0.056419	0.035143	1.605396	0.1119
VTAS	-0.221572	0.077304	-2.866236	0.0052
PTPN	-96.23709	52.64625	-1.827995	0.0708
SOCIOS	276.2265	159.7063	1.729590	0.0871
EDAD	14.28531	8.840091	1.615968	0.1096
R-squared	0.761024	Mean dependent var		1170.770
Adjusted R-squared	0.740015	S.D. dependent var		2231.817
S.E. of regression	1137.975	Akaike info criterion		16.99758
Sum squared resid	1.18E+08	Schwarz criterion		17.23204
Log likelihood	-840.8789	Hannan-Quinn criter.		17.09247
F-statistic	36.22392	Durbin-Watson stat		1.795164
Prob(F-statistic)	0.000000			

Luego de realizar el primer ajuste analizamos los signos de los coeficientes y advertimos que hay dos de ellos con signos cambiados a lo esperado, **pn** y **vtas**, por lo cual procedemos a eliminar estas variables de la regresión.

Tabla N°3: Regresión de las líneas a Sola Firma después del segundo ajuste

Dependent Variable: SF
 Method: Least Squares
 Date: 07/24/14 Time: 16:42
 Sample: 1 101
 Included observations: 100

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-847.6469	490.9397	-1.726580	0.0876
AC	-0.020860	0.009246	-2.256038	0.0264
AT	0.026068	0.007128	3.656981	0.0004
RE	0.124459	0.044647	2.787654	0.0064
PTPN	-75.24999	66.51837	-1.131266	0.2609
SOCIOS	595.4259	203.0095	2.932996	0.0042
EDAD	19.84552	11.55315	1.717759	0.0892
R-squared	0.580192	Mean dependent var		1170.770
Adjusted R-squared	0.553108	S.D. dependent var		2231.817
S.E. of regression	1491.970	Akaike info criterion		17.52101
Sum squared resid	2.07E+08	Schwarz criterion		17.70337
Log likelihood	-869.0506	Hannan-Quinn criter.		17.59482
F-statistic	21.42167	Durbin-Watson stat		1.813264
Prob(F-statistic)	0.000000			

Al introducir este ajuste nuevamente encontramos un coeficiente con el signo cambiado al esperado, **ac**, que procedemos a descartar.

Tabla N° 4: Regresión de las líneas a Sola Firma después del tercer ajuste

Dependent Variable: SF
 Method: Least Squares
 Date: 07/24/14 Time: 16:58
 Sample: 1 101
 Included observations: 100

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-1041.955	493.7280	-2.110382	0.0375
AT	0.010570	0.001943	5.439052	0.0000
RE	0.111305	0.045217	2.461568	0.0157
PTPN	-71.11771	67.92422	-1.047016	0.2978
SOCIOS	678.3287	203.9530	3.325907	0.0013
EDAD	23.14056	11.70711	1.976625	0.0510
R-squared	0.557217	Mean dependent var		1170.770
Adjusted R-squared	0.533665	S.D. dependent var		2231.817
S.E. of regression	1524.080	Akaike info criterion		17.55429
Sum squared resid	2.18E+08	Schwarz criterion		17.71060
Log likelihood	-871.7147	Hannan-Quinn criter.		17.61756
F-statistic	23.65873	Durbin-Watson stat		1.802845
Prob(F-statistic)	0.000000			

Por último en el próximo paso descartaremos la variable **ptpn** por resultar un estadístico t no significativo, es decir que estamos en condiciones de aceptar la hipótesis nula de que el coeficiente es igual a 0 (cero).

Tabla N° 5: Regresión de las líneas a Sola Firma después del cuarto ajuste

Dependent Variable: SF

Method: Least Squares

Date: 07/24/14 Time: 17:08

Sample: 1 101

Included observations: 101

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-1212.145	458.4322	-2.644109	0.0096
AT	0.010768	0.001926	5.591705	0.0000
RE	0.111476	0.045018	2.476260	0.0150
SOCIOS	683.2833	201.9981	3.382622	0.0010
EDAD	22.43725	11.59098	1.935751	0.0558
R-squared	0.551855	Mean dependent var		1174.426
Adjusted R-squared	0.533183	S.D. dependent var		2220.934
S.E. of regression	1517.432	Akaike info criterion		17.53566
Sum squared resid	2.21E+08	Schwarz criterion		17.66513
Log likelihood	-880.5510	Hannan-Quinn criter.		17.58807
F-statistic	29.55414	Durbin-Watson stat		1.790165
Prob(F-statistic)	0.000000			

Concluimos que esta regresión es la definitiva para nuestra muestra de **líneas a sola firma**.

ANEXO B: LINEAS CON GARANTIA REAL

Del Cuadro n°2, matriz de correlación simple seleccionamos solo las variables que presentan el signo adecuado según la lógica crediticia para la evaluación de líneas crediticias con garantía real, las variables elegidas fueron once y son las sgtes: **ac, at, pn, re vtas, ptpn, vtaspost, deupost, socios, edad, antecedentes.**

Tabla N° 1: Regresión de funciones para líneas crediticias con garantía

Dependent Variable: CG
 Method: Least Squares
 Date: 07/25/14 Time: 11:56
 Sample: 1 101
 Included observations: 100

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1710.918	2048.970	0.835014	0.4060
AC	-0.028782	0.044644	-0.644703	0.5208
AT	-0.012078	0.035693	-0.338379	0.7359
PN	0.085845	0.070259	1.221832	0.2250
RE	0.111439	0.101691	1.095859	0.2761
VTAS	-0.206555	0.223656	-0.923540	0.3583
PTPN	-32.67452	153.8796	-0.212338	0.8323
VTASPOST	976.2824	569.2131	1.715144	0.0898
DEUPOST	-7.825290	11.23867	-0.696282	0.4881
SOCIOS	1049.016	500.7674	2.094817	0.0391
EDAD	-3.957539	25.81827	-0.153284	0.8785
ANTECEDENTES	-710.3701	755.9451	-0.939711	0.3499
R-squared	0.176965	Mean dependent var		2167.040
Adjusted R-squared	0.074086	S.D. dependent var		3418.028
S.E. of regression	3288.978	Akaike info criterion		19.14671
Sum squared resid	9.52E+08	Schwarz criterion		19.45933
Log likelihood	-945.3354	Hannan-Quinn criter.		19.27323
F-statistic	1.720125	Durbin-Watson stat		2.007000
Prob(F-statistic)	0.081801			

En el próximo ajuste vamos a eliminar aquellas variables que resultaron con menor estadístico t y de signo cambiado al esperado, en nuestro caso son **ac, at, vtas, edad y antecedentes.** Mostramos los resultados:

Tabla N° 2: Regresión de funciones para líneas con garantía luego del primer ajuste

Dependent Variable: CG
 Method: Least Squares
 Date: 07/25/14 Time: 12:49
 Sample: 1 101
 Included observations: 100

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-154.0749	1053.171	-0.146296	0.8840
PN	0.004718	0.005578	0.845839	0.3998
RE	0.102729	0.094408	1.088140	0.2793
PTPN	-82.00892	148.1684	-0.553485	0.5813
VTASPOST	1005.486	565.0128	1.779582	0.0784
DEUPOST	-3.458002	10.28996	-0.336056	0.7376
SOCIOS	992.0616	433.9561	2.286087	0.0245
R-squared	0.132108	Mean dependent var		2167.040
Adjusted R-squared	0.076115	S.D. dependent var		3418.028
S.E. of regression	3285.373	Akaike info criterion		19.09978
Sum squared resid	1.00E+09	Schwarz criterion		19.28214
Log likelihood	-947.9889	Hannan-Quinn criter.		19.17358
F-statistic	2.359359	Durbin-Watson stat		2.022895
Prob(F-statistic)	0.036353			

Si bien los signos de los coeficientes de las variables seleccionadas son acordes a lo esperado todavía tenemos variables que resultaron no significativas como **pn**, **ptpn** y **deupost**, en el próximo paso las desecharemos de la estimación.

Tabla N° 3: Regresión de funciones para líneas con garantía luego del segundo ajuste

Dependent Variable: CG
 Method: Least Squares
 Date: 07/25/14 Time: 12:50
 Sample: 1 101
 Included observations: 101

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-324.2893	954.6684	-0.339688	0.7348
RE	0.149733	0.077032	1.943769	0.0548
VTASPOST	941.1013	548.3228	1.716327	0.0893
SOCIOS	1014.229	423.5024	2.394860	0.0185
R-squared	0.121359	Mean dependent var		2176.277
Adjusted R-squared	0.094185	S.D. dependent var		3402.162
S.E. of regression	3237.985	Akaike info criterion		19.04209
Sum squared resid	1.02E+09	Schwarz criterion		19.14566
Log likelihood	-957.6255	Hannan-Quinn criter.		19.08402
F-statistic	4.465927	Durbin-Watson stat		1.967629
Prob(F-statistic)	0.005552			

ANEXO C: LINEAS DE PRÉSTAMOS

Como hicimos anteriormente del cuadro n°2, matriz de correlación simple elegimos las variables independientes que responden a lo esperado por la teoría económica, resultaron once variables relevantes, **ac**, **at**, **pn**, **re**, **vtas**, **ptpn**, **vtaspost**, **deupost**, **socios**, **edad** y **antecedentes**.

Tabla N° 1: Regresión de funciones para líneas de préstamos

Dependent Variable: PRESTAMO
 Method: Least Squares
 Date: 07/25/14 Time: 16:16
 Sample: 1 101
 Included observations: 100

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1130.315	2067.262	0.546769	0.5859
AC	0.055719	0.045043	1.237023	0.2194
AT	0.022623	0.036012	0.628197	0.5315
PN	0.003037	0.070887	0.042846	0.9659
RE	0.168200	0.102599	1.639394	0.1047
VTAS	-0.429486	0.225652	-1.903307	0.0603
PTPN	-121.0219	155.2534	-0.779512	0.4378
VTASPOST	753.3180	574.2948	1.311727	0.1930
DEUPOST	-6.406509	11.33901	-0.564997	0.5735
SOCIOS	1330.395	505.2380	2.633205	0.0100
EDAD	9.884784	26.04876	0.379472	0.7053
ANTECEDENTES	-609.1421	762.6938	-0.798672	0.4266
R-squared	0.474581	Mean dependent var		3337.810
Adjusted R-squared	0.408904	S.D. dependent var		4316.102
S.E. of regression	3318.340	Akaike info criterion		19.16448
Sum squared resid	9.69E+08	Schwarz criterion		19.47710
Log likelihood	-946.2242	Hannan-Quinn criter.		19.29101
F-statistic	7.225942	Durbin-Watson stat		1.632361
Prob(F-statistic)	0.000000			

Como es habitual en un primer análisis evaluamos los estadísticos t y a partir de ellos observamos que variables no resultan significativas, algunas son **at**, **pn**, **ptpn**, **deupost**, **edad**, **antecedentes**, en la próxima estimación las mismas fueron descartadas.

Tabla N° 2: Regresión de funciones para líneas de préstamos luego del primer ajuste

Dependent Variable: PRESTAMO
Method: Least Squares
Date: 07/25/14 Time: 16:25
Sample: 1 101
Included observations: 101

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-543.3663	985.6589	-0.551272	0.5827
AC	0.108169	0.022125	4.888967	0.0000
RE	0.159328	0.097732	1.630249	0.1064
VTAS	-0.553854	0.129317	-4.282906	0.0000
VTASPOST	695.7239	552.3922	1.259474	0.2109
SOCIOS	1250.915	450.5420	2.776468	0.0066

R-squared	0.456679	Mean dependent var	3350.703
Adjusted R-squared	0.428083	S.D. dependent var	4296.422
S.E. of regression	3249.177	Akaike info criterion	19.06776
Sum squared resid	1.00E+09	Schwarz criterion	19.22311
Log likelihood	-956.9218	Hannan-Quinn criter.	19.13065
F-statistic	15.97012	Durbin-Watson stat	1.639769
Prob(F-statistic)	0.000000		

Luego de realizar el primer ajuste advertimos que la variable **vtas** no muestra el signo esperado por lo cual debemos desecharla, ahora tenemos la sgte estimación:

Tabla N° 3: Regresión de funciones para líneas de préstamos luego del segundo ajuste

Dependent Variable: PRESTAMO
Method: Least Squares
Date: 07/25/14 Time: 16:27
Sample: 1 101
Included observations: 101

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-1472.121	1044.757	-1.409055	0.1620
AC	0.016174	0.005765	2.805562	0.0061
RE	0.261456	0.102985	2.538784	0.0127
VTASPOST	488.9581	597.9224	0.817762	0.4155
SOCIOS	1891.795	461.7612	4.096912	0.0001

R-squared	0.351771	Mean dependent var	3350.703
Adjusted R-squared	0.324761	S.D. dependent var	4296.422
S.E. of regression	3530.495	Akaike info criterion	19.22450
Sum squared resid	1.20E+09	Schwarz criterion	19.35396
Log likelihood	-965.8373	Hannan-Quinn criter.	19.27691
F-statistic	13.02394	Durbin-Watson stat	1.733416
Prob(F-statistic)	0.000000		

Luego de realizar el segundo ajuste observamos que aun existe una variable (**vtaspost**) con estadístico t no significativo, por lo cual debemos excluirla de nuestro modelo, tenemos lo sgte:

Tabla N° 4: Regresión de funciones para líneas de préstamos luego del tercer ajuste

Dependent Variable: PRESTAMO

Method: Least Squares

Date: 07/25/14 Time: 16:34

Sample: 1 101

Included observations: 101

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-1472.149	1042.972	-1.411495	0.1613
AC	0.016104	0.005754	2.798528	0.0062
RE	0.259988	0.102793	2.529234	0.0130
SOCIOS	1937.495	457.5838	4.234185	0.0001
R-squared	0.347255	Mean dependent var		3350.703
Adjusted R-squared	0.327067	S.D. dependent var		4296.422
S.E. of regression	3524.461	Akaike info criterion		19.21164
Sum squared resid	1.20E+09	Schwarz criterion		19.31521
Log likelihood	-966.1879	Hannan-Quinn criter.		19.25357
F-statistic	17.20108	Durbin-Watson stat		1.759567
Prob(F-statistic)	0.000000			

Esta será la regresión con la que vamos a trabajar para buscar los estimadores de **líneas crediticias préstamos**.

Declaración Jurada Resolución 212/99-CD

"El autor de este trabajo declara que fue elaborado sin utilizar ningún otro material que no haya dado a conocer en las referencias, que nunca fue presentado para su evaluación en carreras universitarias y que no transgredí o afecta derecho de terceros"

Moreno, Andrea Mariela Mendoza, 1/9/14
Apellido y Nombre N° Registro 19193 Firma 