



**UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL**

**PROYECCIÓN DE TASA DE DEFAULT PARA INSTITUCIONES
BANCARIAS CON VARIABLES MACROECONÓMICAS**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

ANDRÉS YONATHAN BRENDER ZOLDAN

PROFESOR GUÍA:
RODRIGO ARAVENA GONZÁLEZ

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
WILLIAM BAEZA LÓPEZ
ERCOS VALDIVIESO CONTRERAS

SANTIAGO DE CHILE
SEPTIEMBRE 2010

RESUMEN DE LA MEMORIA
PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL
POR: ANDRÉS BRENDER ZOLDAN
FECHA: 08/11/2010
PROF. GUÍA: SR. RODRIGO ARAVENA

PROYECCIÓN DE TASA DE DEFAULT PARA INSTITUCIONES BANCARIAS CON VARIABLES MACROECONÓMICAS

El objetivo de este trabajo es entregar una estimación de tasas de incumplimiento en carteras de personas naturales (consumo y vivienda) y empresas (comercial) bancos locales. Para ello, se desarrolla una metodología diferente a las tradicionales, que sólo ocupan variables de perfil del cliente (demográficas, comportamiento histórico de pagos, entre otras) sin considerar explícitamente el comportamiento del ciclo económico. Específicamente, se construyen dos modelos estadísticos, uno lineal (mínimos cuadrados ordinarios, o MCO) en conjunto con el modelo de Holt para estimación de series de tiempo que se incorpora como una variable adicional a la regresión, y otro no lineal (redes neuronales), con información de tasas de incumplimiento de los cuatro bancos y variables macroeconómicas entre noviembre de 2004 y noviembre de 2009.

Actualmente, las instituciones bancarias utilizan métodos de estimación por cliente de la proporción (de las colocaciones) que pasan a cartera vencida, de acuerdo a los requerimientos de gestión de riesgo de crédito establecidos en la normativa SBIF. La importancia de una correcta proyección radica en que el banco pueda prever descalces entre lo estimado y lo real, y su impacto en la cartera.

Los resultados obtenidos con ambos métodos en general son satisfactorios. En efecto, en la mayoría de las carteras de los cuatro bancos estudiados, el error relativo entre la tasa estimada y la observada es inferior al rango del 12-20%, que es el error de estimación aceptado, de acuerdo a fuentes provenientes de Gerencias de Riesgo de diversas instituciones bancarias. Por lo tanto, es posible afirmar que con la metodología propuesta se obtiene un nivel de predicción menor a *credit scoring* usadas por los bancos y las variables macroeconómicas contienen información potencialmente valiosa para predecir incumplimiento. El modelo lineal presenta un menor error relativo en comparación a las redes neuronales, y en particular resulta bastante útil para la estimación del sistema bancario utilizado como referencia para las comparaciones (*benchmark*).

*“En agradecimiento a mis padres, familiares,
amigos y profesores por su apoyo”*

Tabla de contenidos

1.	INTRODUCCIÓN.....	10
2.	DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO	12
	2.1 Breve Descripción del Sistema Financiero Chileno	12
	2.2 Planteamiento del Problema.....	12
	2.3 Justificación del Tema.....	16
	2.4 Resultados Esperados.....	18
3.	OBJETIVOS	18
	3.1 Objetivo General	18
	3.2 Objetivos Específicos.....	18
4.	MARCO CONCEPTUAL.....	19
	4.1 Revisión de la Literatura	19
	4.2 Conceptos Financieros y Normativas SBIF.....	22
	4.2.1 Morosidad.....	22
	4.2.2 Prepago Acumulado.....	22
	4.2.3 Clasificación de Riesgo	23
	4.2.4 Provisiones.....	24
	4.2.5 Validación del Modelo de cada Banco.....	26
5.	ANTECEDENTES.....	27
	5.1 Situación del Sistema Bancario	27
	5.2 Bancos a Analizar	31
6.	METODOLOGÍA.....	33
	6.1 Explicación de Metodología	33
	6.2 Segmentación de Deudores.....	34
	6.3 Análisis preliminar de datos	35
	6.4 Determinante de Variables Macroeconómicas para la Morosidad de Cartera	35
	6.5 Correlaciones entre variables explicativas con la tasa de no pago.....	38
	6.6 Test de Granger.....	38
	6.7 Métodos Estadísticos.....	41

6.7.1	<i>Regresión lineal</i>	41
6.7.1.1	<i>Mínimos cuadrados ordinarios (MCO)</i>	42
6.7.1.1.1	<i>Pruebas de Homocedasticidad</i>	43
6.7.1.1.2	<i>Test de Jarque Bera</i>	43
6.7.1.1.3	<i>Validación de Mínimos Cuadrados Ordinarios</i>	43
6.7.1.2	<i>Modelo de Holt</i>	44
6.7.1.3	<i>Ventajas de MCO y modelo de Holt</i>	44
6.7.1.4	<i>Selección de variables (Stepwise)</i>	46
6.7.1.4.1	<i>Tolerancia</i>	48
6.7.2	<i>Modelo no lineal (redes neuronales, perceptrón multicapa)</i>	48
6.7.2.1	<i>Definición y arquitectura de la red</i>	48
6.7.2.2	<i>Componentes de una Neurona Artificial</i>	49
6.7.3	<i>Entrenamiento, Testeo y Generalización</i>	50
6.7.3.1	<i>Las redes supervisadas: el perceptrón multicapa</i>	52
6.7.4	<i>Etapas de funcionamiento</i>	53
6.7.5	<i>Etapas de aprendizaje</i>	54
6.7.6	<i>Selección de las variables relevantes y procesamiento de los datos</i>	55
6.7.7	<i>Ventajas de Redes Neuronales</i>	55
7.	RESULTADOS DE LA INVESTIGACIÓN	55
7.1	<i>Incorporación del modelo de Holt</i>	56
7.2	<i>Análisis de los resultados obtenidos</i>	57
7.3	<i>Variables significativas para el Método Lineal</i>	59
7.3.1	<i>Sistema Bancario</i>	59
7.3.2	<i>Instituciones Bancarias</i>	64
8.	CONCLUSIONES	65
9.	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	67
10.	ANEXOS	68
10.1	<i>Categorías de Riesgo</i>	68
10.2	<i>Cartera de Colocaciones</i>	69
10.3	<i>Número de Deudores y Monto de sus Obligaciones por Tipo de Cartera y Tramos de Deuda</i>	69

10.4	<i>Base de datos de variables utilizadas en la metodología</i>	73
10.5	<i>Correlaciones de los retornos de las variables</i>	74
10.6	<i>Resultados del Sobreajuste del modelo MCO</i>	80
10.7	<i>Coeficientes del modelo MCO con Holt</i>	83
10.7.1	<i>BANCO DE CHILE</i>	83
10.7.2	<i>BANCO ESTADO</i>	85
10.7.3	<i>BANCO FALABELLA</i>	88
10.7.4	<i>BANCO SECURITY</i>	90
10.8	<i>Resultados del modelo de redes neuronales</i>	93
10.9	<i>Test de Chow (Estimación de la fecha de cambio estructural)</i>	102
10.10	<i>Parámetros de Mínimos Cuadrados Ordinarios</i>	103
10.11	<i>Validación supuestos de Mínimos Cuadrados Ordinarios</i>	104
10.11.1	<i>CARTERA COMERCIAL DEL SISTEMA BANCARIO</i>	104
10.11.2	<i>CARTERA CONSUMO DEL SISTEMA BANCARIO</i>	105
10.11.3	<i>CARTERA VIVIENDA DEL SISTEMA BANCARIO</i>	106
10.12	<i>Series No Estacionarias</i>	106
10.12.1	<i>Test de Raíz Unitaria</i>	107

Índice de Tablas

Tabla 1:	Clasificación de Riesgo de Deudores	23
Tabla 2:	Probabilidad de Incumplimiento para cada Riesgo de Deudores	23
Tabla 3:	Mínima Tasa de Incumplimiento para cada Riesgo de Deudores	24
Tabla 4:	Rango de Pérdida Estimada y Provisiones	25
Tabla 5:	Indicadores para la Clasificación de Modelos de Bancos	26
Tabla 6:	Índice de Provisiones sobre Colocaciones para cada Tipo de Cartera	29
Tabla 7:	Indicadores Financieros Anuales del Sistema Bancario	31
Tabla 8:	Porcentaje de Colocación por Tipo de Cartera	32
Tabla 9:	Tramo de Deuda por Institución Bancaria	32
Tabla 10:	Variables Macroeconómicas	36
Tabla 11:	Test de Granger - Cartera Comercial	39

Tabla 12: Test de Granger - Cartera Consumo	39
Tabla 13: Test de Granger - Cartera Vivienda.....	40
Tabla 14: Error Residual Cuadrático (Inclusión de Holt)	56
Tabla 15: Error Relativo MCO + Holt por Tipo de Cartera.....	57
Tabla 16: Error Relativo de Redes Neuronales por Tipo de Cartera	57
Tabla 17: Tasas de Cartera Vivienda del Banco Security	58
Tabla 18: Variables Relevantes MCO para Cartera Comercial	60
Tabla 19: Variables Relevantes MCO para Cartera Consumo	61
Tabla 20: Variables Relevantes MCO para Cartera Vivienda.....	63
Tabla 21: Categorías de Riesgo Crediticio	68
Tabla 22: Cartera de Colocaciones	69
Tabla 23: Número de Deudores por Tramos de Deuda	69
Tabla 24: Monto por Tramos de Deuda (en MM\$)	70
Tabla 25: Correlaciones entre las variables macroeconómicas y la tasa de no pago para cada cartera del sistema bancario.....	74
Tabla 26: Retornos nominales anuales entre variables macroeconómicas.....	75
Tabla 27: Retornos nominales anuales entre variables macroeconómicas con sustitución de puntos aberrantes por la media	76
Tabla 28: Número de Correlaciones sobre 0,5 o -0,5.....	77
Tabla 29: Intervalo de correlaciones entre variables macroeconómicas	78
Tabla 30: Cantidad anual de puntos aberrantes por variable macroeconómica.....	78
Tabla 31: Parámetros de la Cartera Comercial del Banco de Chile	83
Tabla 32: Parámetros de la Cartera Consumo del Banco de Chile	84
Tabla 33: Parámetros de la Cartera Vivienda del Banco de Chile.....	85
Tabla 34: Parámetros de la Cartera Comercial del Banco Estado	85
Tabla 35: Parámetros de la Cartera Consumo del Banco del Estado	86
Tabla 36: Parámetros de la Cartera Vivienda del Banco del Estado.....	87
Tabla 37: Parámetros de la Cartera Consumo del Banco Falabella.....	88
Tabla 38: Parámetros de la Cartera Vivienda del Banco Falabella	89
Tabla 39: Parámetros de la Cartera Comercial del Banco Security	90
Tabla 40: Parámetros de la Cartera Consumo del Banco Security	91

Tabla 41: Parámetros de la Cartera Vivienda del Banco Security.....	92
Tabla 42: Cartera Comercial del Sistema Bancario en Redes Neuronales.....	93
Tabla 43: Cartera Consumo del Sistema Bancario en Redes Neuronales.....	96
Tabla 44: Cartera Vivienda del Sistema Bancario en Redes Neuronales	99

Índice de Gráficos

Gráfico 1: Crecimiento de las Colocaciones (*).....	27
Gráfico 3: Indicadores de Riesgo de Crédito (**)......	28
Gráfico 2: Crecimiento de las Colocaciones por Tamaño de Empresa (*)	28
Gráfico 4: Índices de Cartera Vencida por Tipo de Crédito	29
Gráfico 5: Provisiones sobre Cartera con Morosidad de 90 días o más.....	30
Gráfico 6: Porcentaje de Colocación por Tipo de Cartera	32
Gráfico 7: Cartera Comercial Sistema Bancario - MCO con Holt v/s Real	45
Gráfico 8: Cartera Comercial Sistema Bancario - MCO sin Holt v/s Real	46
Gráfico 9: Parámetros de Variables Relevantes para Cartera Comercial	60
Gráfico 10: Parámetros de Variables Relevantes para Cartera Consumo	61
Gráfico 11: Parámetros de Variables Relevantes sin HOLT y TCOL90	62
Gráfico 12: Parámetros de Variables Relevantes para Cartera Vivienda.....	63
Gráfico 13: Número de Deudores por Tipo de Cartera.....	71
Gráfico 14: Monto de Deuda por Tipo de Cartera	71
Gráfico 15: Número de Deudores por Tramos de Deuda.....	71
Gráfico 16: Monto por Tramos de Deuda	72
Gráfico 17: Variables Relevantes de la Cartera Comercial del Banco de Chile	83
Gráfico 18: Variables Relevantes de la Cartera Consumo del Banco de Chile	84
Gráfico 19: Variables Relevantes de la Cartera Vivienda del Banco de Chile.....	85
Gráfico 20: Variables Relevantes de la Cartera Comercial del Banco Estado	86
Gráfico 21: Variables Relevantes de la Cartera Consumo del Banco Estado	87
Gráfico 22: Variables Relevantes de la Cartera Vivienda del Banco Estado.....	88
Gráfico 23: Variables Relevantes de la Cartera Consumo del Banco Falabella.....	89
Gráfico 24: Variables Relevantes de la Cartera Vivienda del Banco Falabella	90

Gráfico 25: Variables Relevantes de la Cartera Comercial del Banco Security	91
Gráfico 26: Variables Relevantes de la Cartera Consumo del Banco Security	92
Gráfico 27: Variables Relevantes de la Cartera Vivienda del Banco Security	93
Gráfico 28: Valor Predictivo y Real de la Cartera Comercial.....	95
Gráfico 29: Valor Predictivo y Real de la Cartera Consumo.....	98
Gráfico 30: Valor Predictivo y Real de la Cartera Vivienda	101

Índice de Dibujos

Dibujo 1: Regresión Lineal - SPSS.....	47
Dibujo 2: Arquitectura de las Redes Neuronales.....	49
Dibujo 3: Tangente Hiperbólica (Redes Neuronales)	50
Dibujo 4: Clasificación General de las Redes Neuronales	52
Dibujo 5: Perceptrón Multicapa - SPSS.....	53
Dibujo 6: Base de Datos de Variables en E-Views.....	73
Dibujo 7: Sobreajuste de la Cartera Comercial	80
Dibujo 8: Sobreajuste de la Cartera Consumo	81
Dibujo 9: Sobreajuste de la Cartera Vivienda.....	82
Dibujo 10: Auto correlación del retorno entre el desempleo y la tasa de consumo	102
Dibujo 11: Test de Jarque Bera y White para cartera comercial	104
Dibujo 12: Test de Jarque Bera y White para cartera consumo	105
Dibujo 13: Test de Jarque Bera y White para cartera vivienda.....	106

1. INTRODUCCIÓN

El dinamismo y competitividad de la industria bancaria en nuestro país ha crecido fuertemente, en conjunto con una solidez financiera de las últimas décadas, mostrando signos de estabilidad y confianza en el mercado tanto nacional como internacional. Entre el año 1985 y 2003 el producto interno bruto chileno creció a una tasa promedio de 5,7%¹, y posteriormente hasta la fecha esta tendencia se ha mantenido. Por otro lado, el tamaño del sistema bancario ha aumentado considerablemente: a modo de ejemplo, los activos del sistema representaban aproximadamente el 21% del PIB en 1979, mientras que en 2001 este porcentaje subió a 63,6%.² La eficiencia del sector bancario también ha aumentado también en la última década, principalmente como consecuencia de la mayor competencia en el sector. Respecto al mercado accionario, su tamaño ha crecido notablemente, especialmente a partir de mediados de los ochenta, pasando de un 12% del PIB en 1985 a un *peak* de 110% en 1995 aunque esta tendencia se revirtió en la década de 2000³. En este escenario, la SBIF ha desempeñado un papel relevante en supervisar e incentivar nuevas normativas en la generación de valor y eficiencia en los bancos.

Cuando una entidad financiera concede un crédito, asume un riesgo que consiste en el posible incumplimiento del pago de la deuda ya sea total o parcial, por parte del prestatario. El riesgo de crédito a nivel agregado que generan las carteras de deuda es un valor deseable de conocer, ya que es una variable importante en la solvencia de los bancos. La normativa local busca alinearse a la tendencia mundial, reflejada en el acuerdo de Basilea II, que se basa en: requerimientos de capital mínimos, revisión supervisora y disciplina de mercado. Es por esto que durante los últimos años ha existido en Chile un fuerte interés por el desarrollo de modelos, que estimen y cuantifiquen el riesgo crediticio.

La SBIF, como parte de acogerse a las normas internacionales (Basilea II, NIC e IFRS) ha profesionalizado los informes enviados por los bancos, y como parte de ello, ha exigido que se haga una estimación de tasas de default basada en una metodología que sustente esta estimación, pues los bancos están en condiciones de hacerlo desde el punto de vista tecnológico. Estas metodologías y sus resultados son auditados constantemente, por lo que su incumplimiento repercute en altas multas y restricciones a la operación diaria.

¹ Fuente: "Crecimiento económico en Chile: evidencia, fuentes y perspectivas", de José de Gregorio. Centro de Estudios Públicos, 2005.

² Fuente: "Sistema financiero y crecimiento en Chile", de Leonardo Hernández y Fernando Parro. Centro de Estudios Públicos, 2005.

³ Fuente: "Sistema financiero y crecimiento en Chile", de Leonardo Hernández y Fernando Parro. Centro de Estudios Públicos, 2005.

Es por este motivo que en este trabajo, se busca cuantificar el riesgo asociado al no pago de los distintos tipos de cartera a nivel agregado, utilizando variables macroeconómicas, que permitan controlar y predecir el comportamiento de la morosidad. Diversos estudios⁴ al respecto señalan que efectivamente tales variables están correlacionadas con el riesgo de incumplimiento. Los métodos actualmente utilizados por los Bancos sólo incorporan variables microeconómicas (típicamente días de mora, número de protestos, edad y otras que se supone están asociadas al incumplimiento) y son a nivel de cliente, agregando posteriormente las estimaciones de toda la cartera.

Las etapas a seguir son: 1) Revisión de bibliografía y marco conceptual 2) Recopilación de data de tasas de incumplimiento en 4 bancos⁵ 3) Selección de variables macroeconómicas que se considera a priori que tienen relación con la ocurrencia de default 4) Medir el poder predictivo de cada una de estas variables para la elección de un modelo parsimonioso⁶ 5) Aplicar dos métodos diferentes a la información para comparar su rendimiento.

Se seleccionan 3 tipos de deudores asociados cada uno a sus propias variables macroeconómicas: Deudores personas naturales Crédito de Consumo, Deudores personas naturales Crédito Hipotecario y Crédito Comercial. Esta desagregación es la que ocupa la SBIF para clasificar los créditos y es el estándar en el que los bancos informan sus indicadores de riesgo de crédito.

Los indicadores de cartera vencida muestran la volatilidad entre los distintos períodos en los porcentajes de incumplimiento de morosidad, tanto en momentos de crisis económicas, aumentos y bajas fuertes de las tasas de interés, y otras variables relevantes. De lo anterior se desprende que, de no contar con buenas estimaciones, en el futuro se puede producir un escenario no favorable o limitar la inversión de capital.

Los créditos que presentan 90 ó más días de mora u otros indicios de dificultades financieras entran en cartera vencida, de acuerdo a la normativa SBIF⁷, y se informan como un saldo de cuenta o asiento contable diferente del resto de créditos. No se realiza un análisis cliente por cliente, sino sobre el comportamiento del saldo agregado de la cartera vencida. El enfoque agregado aporta una mayor estabilidad pues al hacer

⁴ Ver sección 4.1 Revisión de la Literatura.

⁵ Esta elección se basa en tener un número pequeño de bancos a estudiar, pero que sea representativo de los distintos mercados objetivos a los cuales pueden enfocarse. Para obtener mejores resultados, lo ideal es disponer de información de la mayor cantidad posible de Bancos, pero también esto puede resultar contraproducente pues muchos bancos tienen perfiles parecidos y por lo tanto se podría complejizar innecesariamente el análisis.

⁶ Es decir, un modelo sin variables redundantes que generen un sobreajuste del modelo y por lo tanto un deterioro de la calidad de predicción.

⁷ Ver Compendio de Normas Contables de la SBIF, capítulo B-2.

el análisis cliente a cliente, los saldos vencidos presentan más fluctuaciones en el tiempo. Estos saldos son información de cada Banco.

La información utilizada para esta memoria es proveniente de fuentes como el Banco Central, la ABIF, *Adimark*, INE y JP Morgan Chase y es de carácter público.

2. DESCRIPCIÓN DEL PROYECTO

2.1 Breve Descripción del Sistema Financiero Chileno

El acuerdo de Basilea de 1988 y sus posteriores modificaciones tienen como pilar fundamental un “requerimiento de capital prudencial” para los bancos, que se traduce en un nivel de capitalización que como mínimo sea equivalente a un 8% de la suma ponderada de los activos en riesgo. Esto ha sido un factor clave en la solidez financiera de la banca chilena, y en resguardarse ante un déficit de provisiones. Desde su implementación, no se conocen de bancos con desajustes financieros⁸. Es así, como la Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras (SBIF) ha desempeñado un papel preponderante en controlar y exigir mediciones de riesgos.

La SBIF ha normado el mercado, velando por su estabilidad, con este fin puso en vigencia el estándar Basilea II, NIC y IFRS. La normativa es dinámica y cada vez más exigente. Como parte de ello, los informes normativos C08 exigen a las instituciones financieras a partir del año 2010, la proyección de tasas de no pago.

El directorio de cada institución bancaria se reúne, para fijar las provisiones mensuales en base a los porcentajes de incumplimiento entregados por metodologías del departamento de riesgo financiero. Estas políticas y estrategias se mezclan con los intereses de los directores, quienes manifiestan como relevante una mayor utilidad, para futuros dividendos. Es importante, observar como estas medidas afectan o no la solvencia, y a su vez, inciden en un mayor retorno de capital.

2.2 Planteamiento del Problema

Al otorgar un crédito, los bancos corren el riesgo que el cliente se atrase en el pago y eventualmente no pague, ya sea el crédito completo o una parte de éste. Este evento se denomina incumplimiento o default.

Para prevenir la ocurrencia de crisis financieras, la tendencia actual es adoptar el acuerdo de Basilea II, como una manera de regular el mercado. Este acuerdo obliga a los bancos a reservar capital dado el nivel de riesgo de incumplimiento de sus carteras

⁸ Julio Acevedo Acuña, Intendente de la Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras (SBIF)

de clientes. Este capital se denomina pérdida esperada (*Expected Loss* o EL), necesario para afrontar pérdidas futuras. Es importante mencionar que la pérdida esperada no representa un riesgo, sino un costo. El riesgo real es la pérdida no esperada, ya que no se sabe la magnitud que puede ser ésta.

Para estimar la pérdida esperada en Basilea II, se establecen 3 componentes:

- Tasa de Incumplimiento (PD)
- Severidad de la Pérdida (*Loss Given Default* o LGD)
- Exposición al Momento de Incumplimiento (*Exposure at Default* o EAD)

De esta manera, la pérdida esperada (denominada EL o *Expected Loss*) corresponde a:

$$EL = PD * EAD * LGD$$

El monto expuesto a *default* (EAD) se puede asociar al monto total de colocaciones de la cartera. La severidad de la pérdida, representa el porcentaje de no recuperación de los créditos en default (LGD = 1- REC, con REC = tasa de recuperación). En el caso, de la tasa de incumplimiento, es el factor principal en los modelos de riesgo de no pago, que está asociado a la incertidumbre de que un cliente no pueda cumplir con sus obligaciones.

El estudio de este trabajo de título se enfoca en estimar la tasa de incumplimiento de la cartera de los deudores, mediante metodologías estadísticas, para ofrecer una alternativa de estimación de pérdida esperada (ocupando la fórmula anterior).

La tasa de incumplimiento es relevante para que las instituciones financieras, decidan en una segunda etapa el nivel de provisiones y las restricciones de crédito.

Para el cálculo de la tasa de incumplimiento, se propone en el presente estudio considerar:

- Variables macroeconómicas, donde los datos micro se encuentran internalizados.
- Una base de datos histórica de tasas de incumplimiento, provenientes de cada institución financiera (información pública disponible en la SBIF).
- Tasas de egreso de cartera vencida.
- Morosidad por montos.

Notar que un estudio en base a variables microeconómicas, propias y características de cada individuo moroso, se enmarca, típicamente, en un modelo de *credit scoring*, el cual no está comprendido en este estudio.

Conforme a lo listado previamente, se dispone de una base de datos con 25 variables macroeconómicas⁹, cuyos valores se encuentran entre noviembre 2004 y noviembre 2009.

Por otro lado, se consideran tres tipos de deudores:

- Deudores personas naturales Crédito de Consumo (Cartera Consumo),
- Deudores personas naturales Crédito Hipotecario (Cartera Vivienda)
- Crédito Comercial (Cartera Comercial).

Metodológicamente, se propone utilizar un modelo lineal y uno no lineal con el fin de estudiar las relaciones de las variables con la morosidad. En investigaciones de tipo financiero, es común el uso de herramientas como los mínimos cuadrados ordinarios (MCO) y procesos autoregresivos (AR); en este estudio se utiliza MCO en conjunto con el modelo de Holt¹⁰, el cual se asemeja a un AR y, en pocas palabras, entrega una predicción del valor de una variable para 't+1' en base al valor real en 't' y los periodos anteriores (ponderados debidamente). Por el lado no lineal se utiliza el modelo de redes neuronales¹¹.

Las redes neuronales se utilizan debido a que, por su notable desarrollo estas últimas décadas, son una herramienta interesante y atractiva para el estudio de series de tiempo. Si bien, por su composición, actúan como una "caja negra" (no tiene mucho sentido estudiar sus parámetros) su poder predictivo es notable. Se requiere precaución, sin embargo, en la determinación de ciertos factores claves como la determinación de la muestra de entrenamiento y el número de épocas de entrenamiento a fin de evitar sobre aprendizaje y posterior sobre ajuste.

El uso de MCO es más bien clásico, no obstante, resulta interesante su utilización en conjunto con el modelo de Holt. Dicha unión básicamente consiste en incluir al set de variables de MCO (matriz X) un nuevo atributo asociado a los resultados de Holt¹².

Teniendo esto en cuenta, el procedimiento "lineal" comienza con una fase de selección de atributos para cada cartera de morosidad, esto es, del set de variables

⁹ Ver tabla 10

¹⁰ Ver sección 6.7.1.2 "Modelo de Holt"

¹¹ Ver sección 6.7.2 "Modelo no lineal"

¹² Ver sección 6.7.1.3 "Ventajas de MCO y modelo de Holt"

disponibles, descartar las que menos aportan al ajuste y poder de predicción de modo de obtener un modelo parsimonioso. El algoritmo utilizado se denomina *stepwise*¹³ que en base al estadístico 'F', ingresa y retira variables al modelo según su aporte, sucesivamente, procurando maximizar el estadístico R^2 ajustado. Finalmente retorna un set de atributos (menor al conjunto inicial de variables disponibles) relevantes para el modelo. De este modo se busca evitar el sobre ajuste y definir un modelo parsimonioso.

Una vez obtenidas las variables relevantes, a estas se incluye la estimación de Holt para completar el modelo. De este modo, a través de MCO se obtiene la estimación.

El set de variables relevantes se debe reevaluar en caso de que ocurra algún cambio significativo del mercado, como una crisis o un cambio en la normativa vigente, por ejemplo; o luego de un periodo razonable de tiempo, como un semestre.

La estimación se realiza mes a mes, por tanto el modelo descrito debe calcularse con los datos actualizados (morosidad real de la cartera) para estimar el valor del siguiente periodo.

El modelo no lineal, como se mencionó, corresponde a la red neuronal. El procedimiento es bastante estándar: utilizar el total de la base de datos (con todas las variables) a un software que aplique la herramienta (*Rapid Miner* o *SPPS* por ejemplo); se incluye como parámetro una regla de 70-30 para el tamaño de la muestra de entrenamiento, es decir, 70% de los registros para predecir (y validar) y 30% de los datos para entrenar la red; criterio de parada de entrenamiento si es que no hay variación de error entre etapas (épocas) consecutivas de entrenamiento.

Se debe mencionar además que el procedimiento para ambos modelos tiene un carácter de "móvil" por cuanto no se utilizan la totalidad de los registros sino que a partir del periodo 't' (actual) se consideran los 't-k' registros anteriores. En este estudio se usó k igual a 36 meses de modo que se considera la "historia" reciente y la medianamente reciente. Esto se utiliza al momento de considerar la data a utilizar, para ambos modelos, al realizar la estimación de 't+1'.

Se puede discutir la elección de ciertos parámetros que pueden parecer arbitrarios como k=36 y que las variables relevantes permanezcan constantes durante un semestre. No obstante, se optó por dichos valores por recomendación experta, juicio propio del autor y desarrollo empírico que mostro que dichos valores entregaban buenos resultados y procuraban la obtención de un modelo parsimonioso.

Previo a la selección de atributos, se realizó un trabajo de limpieza de datos eliminando registros sospechosos (*outliers*) y procesando algunas variables. En particular, se optó por no normalizar las variables para interpretar los resultados

¹³ Ver sección 6.7.1.4 "Selección de variables"

considerando las magnitudes reales de las variables. Esto aplica para las variables monetarias.

La comparación de los 2 modelos va a ser realizada con datos públicos provenientes de varios bancos, con el propósito de observar el comportamiento del mejor modelo y el análisis correspondiente.

2.3 Justificación del Tema

Hoy en día, se han producido cambios en el entorno regulatorio mundial, con tal de minimizar los riesgos de gestión y crédito. En este contexto, la SBIF ha introducido mecanismos y normas internacionales. Es necesario e imprescindible buscar cuantificar el riesgo de manera lo más precisa posible, ya que un aumento de la deuda, sin considerar los factores o pronósticos, es asumir un riesgo adicional.

La puesta en marcha, el 1 de Enero del 2009, de la IRFS, incluye los créditos de deudores sobre los cuales se tendrá “evidencia” de que no cumplirán con algunas de sus obligaciones en las condiciones de pago en que se encuentran pactadas, y que antes no se reconocían para aprovisionar, además de incorporar indicadores de medición no utilizados, que permitan mejorar los índices de calidad de cartera y de morosidad. Las consecuencias directas, es un aumento de las provisiones. Sin embargo, existen instituciones financieras que se han adelantado a este tipo de exigencias, con un mayor control a las tasa de no pago, y con metodologías que se encuentran alineadas a la pérdida esperada, disminuyendo los efectos que podría ocasionar esta nueva normativa contable.

En cuanto a la adopción del Basilea II, la SBIF establece:

“Lograr y probar un modelo que realice una certera proyección de las tasas de no pago al compararlo con las tasas reales, con el fin de obtener las provisiones de acuerdo a la norma de la SBIF. La superintendencia sólo examinará el funcionamiento de los métodos utilizados como parte de la evaluación de gestión, en lo concerniente a la administración del riesgo de crédito. Como ente fiscalizador, no utiliza ningún modelo propio, sino que supervisa las metodologías de las instituciones financieras.”

Esta información se corrobora con la respuesta de la SBIF¹⁴, que menciona lo siguiente:

“Cada banco tiene sus propias metodologías tanto para otorgamiento de créditos como para la determinación de las provisiones. La medición de la eficiencia de estas, es parte de la gestión que cada banco realiza de ellas.”

¹⁴ Carta enviada a la Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras.

“Respecto al otorgamiento, los bancos complementan el uso de Credit Scoring¹⁵ junto con las políticas de crédito. La capacidad de discriminación de los Scorecards son medidas en el tiempo por las instituciones como parte de su gestión.”

Adicionalmente se destaca que *“No se conocen metodologías de otorgamiento con variables macroeconómicas”*.

Los bancos han basado su modelo de negocios en la segmentación de información micro, en referencia al comportamiento de cada deudor o por producto.

Cada vez, se especializan más hacia el detalle y nuevas sub-segmentaciones¹⁶. Pese a ello, hay que tener en consideración, que el control de los clientes en el caso de carteras masivas es un problema complicado debido a los cambios de composición de los segmentos en el tiempo. Más aún, considerando que la heterogeneidad de los deudores de los bancos es importante, y la limitada información. Sumado a que cualquier volatilidad de mercado, fluctuaciones de la economía, pueden repercutir en un desequilibrio en las tasas de no pago.

Dentro de las ventajas de un modelo con variables explicativas macroeconómicas, es la incorporación del impacto de la volatilidad de los ciclos económicos, adversos o de crecimiento, con meses de rezago de variables que expliquen históricamente el cambio de tendencia. Políticas económicas de instituciones gubernamentales, y financieras, que impactan de manera agregada o global al mercado.

La medición efectuada por algunas instituciones bancarias, con su metodología, al comparar las tasas de incumplimiento de la cartera vencida, arrojan un margen de error relativo promedio entre +/- 12% y +/- 20%¹⁷, medido en un ciclo económico de al menos 5 años. Las tasas de error se miden en montos (esperado vs. real en cartera vencida) que son información estratégica de cada banco y por lo tanto no son de dominio público. El modelo construido en este informe ocupa las tasas de las colocaciones en cartera vencida, que sí es información pública. Por este motivo, el error relativo promedio que es posible calcular es **en tasa y no en monto**, que no es directamente comparable, pero es la mejor aproximación posible.

¹⁵ Método utilizado para diferenciar grupos de clientes, cuando no es posible visualizar claramente las características que definen a estos grupos.

¹⁶ Gerentes y Sub-Gerentes de las principales Instituciones Bancarias (Banco de Chile, BCI, Santander, BBVA, Estado, Security, BICE, Scotiabank, entre otras)

¹⁷ Rodolfo Bahamonde – Subgerente de Modelos Tecnológicos de Riesgos del Banco Estado

Oswaldo Basaure – Departamento de Riesgo del Banco Security

Rodolfo Toro – Subgerente de Riesgos del Banco Falabella

Fernando Yañez – Subgerente de Riesgos del Banco Santander

2.4 Resultados Esperados

Se presentarán dos métodos alternativos de estimación y sus errores para la proyección de tasas de incumplimiento, lo que va a traer consigo, que el Banco tenga una medición respaldada con una metodología, que le permita cumplir con la normativa de la SBIF.

Se van a comparar distintos métodos, con tal de observar las discrepancias, las similitudes, las variables que inciden, y los errores relativos, que permitan seleccionar el método a utilizar, y que éste cumpla con las características antes expuestas.

3. OBJETIVOS

3.1 Objetivo General

Desarrollar una metodología utilizando variables macroeconómicas para estimar la tasa de cartera vencida en cada tipo de cartera de instituciones bancarias, tal que el error relativo esté en el rango de los modelos actualmente ocupados por los bancos.

3.2 Objetivos Específicos

- Estimar el tiempo de rezago de ciertas variables, que históricamente muestran un desfase y se anticipan rápidamente a eventos futuros.
- Estimar la tasa de cartera vencida de cada cartera a nivel agregado, para efectos del cálculo de la pérdida esperada.
- Determinar las variables explicativas que influyen en la tasa de no pago de cada cartera.
- Comparar la eficiencia de los modelos utilizados en términos de error relativo.

4. MARCO CONCEPTUAL

4.1 Revisión de la Literatura

Diversos trabajos han tratado las relaciones de riesgo de crédito y factores macroeconómicos. Respecto al crecimiento del producto, D. Pain (2003) encuentra para una muestra de 11 bancos comerciales ingleses, un coeficiente negativo en el PIB como variable explicativa del gasto en provisiones, sugiriendo comportamiento procíclico basado en información pasada. Lo mismo encuentra Fernández de Lis (2000) con un coeficiente similar para bancos españoles y L. Laeven (2002) para cerca de 8,000 bancos de 45 países.

Por otro lado, N. Valckx (2004) halla, para el caso de EEUU, un comportamiento contra cíclico en las provisiones por medio de las utilidades, donde las instituciones tenderían a acumular provisiones en períodos de expansión económica para compensar en recesiones.

Otro aporte a este tema fue hecho por A. Kearns, quien observa para bancos irlandeses que las provisiones por préstamos responden más rápido y significativamente a cambio en la tasa de desempleo más que al PIB, debido a que el primero es visto por los bancos como un indicador más realista acerca las condiciones económicas, a diferencia de la parcialidad que refleja el crecimiento del PIB. Es por eso también, que otros trabajos intentan incluir como variable explicativa al PIB, pero con rezagos de períodos, por lo general uno o dos hacia atrás.

Los hallazgos son consistentes con la teoría del "capital *crunch*" de L. Laeven (2003) que significa que durante los períodos de recesión los requerimientos de capital se incrementan y modestamente los bancos capitalizados reducen sus préstamos para satisfacer sus ratios de solvencia.

Las investigaciones realizadas por Felipe Zurita, mediante una publicación en un artículo denominado "La Predicción de la Insolvencia de Empresas Chilenas" (Septiembre, 2006). Desarrolla, discute y compara modelos cuantitativos para 2.794 sociedades anónimas abiertas chilenas que existieron en algún período entre los años 1977 y 2004.

Entre los modelos estadísticos, se encuentran los de análisis discriminante (Altman, 1968) con variables contables, los modelos probit y logit (Shumway, 2001, Bunn y Redwood, 2003, Chava y Jarrow, 2004) con variables de mercado, como capitalización bursátil, deuda y volatilidad de los retornos accionarios, y los modelos de duración (Duffie y Wang 2004), por medio del modelo KMV, basado en la teoría de opciones iniciada por Merton (1974), con indicadores de riesgo como el valor de mercado de los activos de la empresa, el nivel de pasivos de la empresa y la volatilidad del cambio de valor de mercado de los activos de la empresa.

El eje central del modelo de Merton, es calcular la distancia al incumplimiento, que corresponde al número de desviaciones estándar (del valor de los activos de la empresa) que separan al valor de la empresa actual de aquél valor en que se produciría la insolvencia, para un horizonte determinado. El argumento, es que el riesgo aumenta cuando el valor de los pasivos se acerca a los activos, y por ende, dificulta el pago de sus obligaciones.

Estos modelos, aunque contruidos sobre modelos probabilísticos diferentes, aspiran a identificar variables que se comporten distinto cuando el evento ocurre que cuando no lo hace, o que se comporten distinto en empresas que eventualmente han quebrado o caído en insolvencia que en aquellas que no. Para tal efecto, se incluyeron en el test, las variables macroeconómicas crecimiento, tasa de interés y tipo de cambio. La razón se debe a la falta de información de muchas empresas, y a su vez, compararlas al comportamiento de las otras variables utilizadas en los modelos.

Los resultados indican, que la predicción individual de quiebras no alcanza una precisión alta, la predicción agregada es más auspiciosa. Así, encontramos que las probabilidades estimadas de quiebra por medio del modelo de riesgo de crédito de Merton, produce un indicador de riesgo de crédito que se adelanta en hasta tres trimestres, y con una alta correlación con indicadores tradicionales de riesgo de la banca. Estima, sin embargo, probabilidades de quiebra excesivamente altas. Del mismo modo, los modelos probit y de duración predicen probabilidades promedio de quiebras que se correlacionan significativamente con la tasa de quiebras efectiva.

En los modelos estadísticos analizados, probit y de duración, las variables macroeconómicas crecimiento, tasa de interés y tipo de cambio real aparecen como predictores importantes en explicar el comportamiento agregado de la tasa de quiebra. El primero en cuanto determinante de las ventas y valor de los activos, y los segundos en su condición de determinantes del valor de los pasivos.

El endeudamiento de la empresa, curiosamente, no parece tener un efecto significativo. No obstante lo anterior, sí aparece como un determinante importante de la probabilidad de que la empresa salga por razones ajenas a la quiebra. El incumplimiento es menos probable mientras menor la deuda, mientras mayor sea el valor de los activos, mientras más cercano sea el plazo considerado, mientras mayor sea la tasa de crecimiento esperada del valor de los activos y mientras menor sea su volatilidad.

En el año 2004, el Fondo Monetario Internacional (FMI), la Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras (SBIF) y el Banco Central de Chile, realizaron un estudio llamado "*The Banking Sector-Risk Exposures and Industry Practices Conductive to Effective Risk Based Supervision*". Esta comisión determinó que el riesgo que están expuestos los bancos chilenos son: Tipo de cambio, tasa de interés y riesgo de crédito. Para determinar estas variables, se aplicó una metodología de stress, en la cual se realizó un análisis de sensibilidad considerando distintos escenarios.

Varios trabajos empíricos se han ocupado de analizar la crisis en el sector financiero y su conexión con las variables macroeconómicas. Kaminsky y Reinhart (1996) analizan la conducta de varios indicadores macroeconómicos durante episodios de crisis financieras utilizando datos de panel. Para estos autores, las crisis financieras serían anticipadas por caídas en el PIB real, por desmejoras en los términos del intercambio, por una apreciación en el tipo de cambio real, por una expansión del crédito bancario doméstico y por un aumento en las tasas de interés reales.

Demirguc-Kunt y Detragiache (1998) identifican las situaciones que podrían debilitar al sector financiero y llevar a crisis sistémicas. A tal efecto, utilizan un modelo de probabilidad multivariado, que permite estimar las probabilidades de crisis bancarias en función de determinadas variables explicativas. Estos autores muestran que la desaceleración o caída en el PIB real, las elevadas tasas de interés reales y la mayor inflación, incrementan significativamente la probabilidad de ocurrencia de problemas sistémicos en el sector financiero. También observa que los shocks adversos en los términos de intercambio podrían influir sobre las crisis en este sector. La relación depósitos/circulante ha sido utilizada frecuentemente como indicador de crisis financieras.

Hardy y Pazarbasioglu (1998) examinan episodios de crisis en distintos sistemas bancarios en las últimas décadas con la intención de determinar las causas de los problemas generados. Sus resultados muestran que las variables macroeconómicas tienen un impacto en los problemas del sector bancario. Este estudio evidencia la importancia del entorno macroeconómico en el desencadenamiento de una crisis bancaria pero no es capaz de responder al cuestionamiento de por qué, bajo una situación macroeconómica dada, no todos los bancos responden de la misma forma.

En el trabajo de Hardy (1998) se emplea una metodología econométrica, con datos de panel para 38 países (período 1980-97). Este autor sugiere que las crisis financieras se asocian con caídas contemporáneas en el PIB real, con una mayor inflación, con expansiones en el crédito bancario doméstico, con aumentos en las tasas de interés reales, en el tipo de cambio real y con desmejoras en los términos de intercambio. *Hardy et al.* (1998) señala que una apreciación en el tipo de cambio real afecta la competitividad de la economía y la rentabilidad de las firmas y repercute en el sistema financiero.

También se consideran rezagos temporales en el impacto de la estrategia bancaria y del entorno macroeconómico; en específico, para las regresiones se consideraron desde cero hasta cuatro rezagos trimestrales, eligiéndose aquella estructura de rezagos que presentara los mejores indicadores de bondad de ajuste.

Los mismos resultados suceden con la investigación realizada por Rossi (1999), al utilizar datos de panel para quince países en desarrollo (período 1990-97).

4.2 Conceptos Financieros y Normativas SBIF

Antes de comenzar a explicar en detalle cómo se va a obtener la proyección de tasas de incumplimientos mediante los métodos a estudiar, se debe en primer término familiarizar con palabras claves a utilizar.

4.2.1 Morosidad

Se define como el deudor que presenta cuentas por pagar pendientes en fechas estipuladas por créditos otorgados por los Bancos.

La mora total es la suma de los créditos que presentan atrasos de 31 días o más. No obstante, no incluye créditos en mora por 30 días o menos, ya que tales retrasos con frecuencia se generan por problemas técnicos o descalces de tiempo y usualmente se recuperan en el siguiente periodo.

Entre las distintas clasificadoras de riesgo, consideran como cartera vencida, la morosidad por más de 90 días, recibiendo el nombre de “default”, en donde estos activos se encuentran en proceso judicial que pueden durar varios años, y la venta de activos que sirvan como garantía. En caso de pasar el año, es vendida a empresa de cobranza como cartera vencida.

Al momento de aceptación de un crédito por parte del Banco, debe tomar en cuenta diversas variables de mercado, que eviten la morosidad, y permite definir la categoría de riesgo que pertenece dicho deudor en el tiempo.

Variables de Riesgo de los Deudores:

- Sensibilidad a las fluctuaciones de la Economía
- Estimación de Flujos de Caja del proyecto, en distintos escenarios claves, como pesimista, normal y optimista.

4.2.2 Prepago Acumulado

Este pago anticipado registra los pagos parciales de activos respecto al valor par o cara de la cartera inicial, es decir, es la disminución del saldo en una cantidad superior a la amortización programada a una cierta fecha. En ese sentido, se reduce el riesgo de ese agente. Inclusive, permite al Banco una mayor liquidez que volverá a colocar a tasas de mercado que pueden haber cambiado, o sea, el margen podría reducirse al compararlo con el margen original del crédito.

4.2.3 Clasificación de Riesgo

Como resultado de su análisis individual, los bancos clasificarán a esos deudores en las siguientes categorías de riesgo¹⁸:

Tabla 1: Clasificación de Riesgo de Deudores

Calidad crediticia	Categoría de riesgo
La más alta	A1
Muy alta	A2
Buena	A3
Suficiente	B1
Moderada	B2
Baja	B3
Vulnerable	C

Fuente: Compendio de Normas Contables SBIF

Las clasificadoras de riesgo nacionales como extranjeras deben ser reconocidas por la Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras (SBIF).

Las probabilidades de incumplimiento entregadas por la SBIF que deben utilizarse para el cálculo de las provisiones son las siguientes:

Tabla 2: Probabilidad de Incumplimiento para cada Riesgo de Deudores

Escala de riesgo	Probabilidad de Incumplimiento (%)
A1	0,04
A2	0,30
A3	0,60
B1	1,70
B2	4,50
B3	13,00
C	25,00

Fuente: Compendio de Normas Contables SBIF

¹⁸ Ver Anexos 10.1

No obstante lo anterior, los bancos que cuenten con metodologías probadas y procedimientos documentados, y con antecedentes históricos y comparativos suficientes para fundamentar probabilidades de incumplimiento para sus deudores evaluados, podrán calcular internamente las probabilidades de incumplimiento a ser asociadas a las categorías de riesgo antes señaladas.

Las probabilidades de incumplimiento que se utilicen en el cálculo del monto de provisiones no podrán ser inferiores a los porcentajes que se indican a continuación:

Tabla 3: Mínima Tasa de Incumplimiento para cada Riesgo de Deudores

Escala de riesgo	Probabilidad de Incumplimiento (%) Mínimo de referencia
A1	0,04
A2	0,20
A3	0,40
B1	1,00
B2	3,00
B3	10,00
C	22,00

Fuente: Compendio de Normas Contables SBIF

Si las metodologías realizadas por los Bancos arrojan una probabilidad de incumplimiento menor al mínimo establecido por la normativa, existe un proceso de revisión entre ambos entes, donde se establece el veredicto final. Es de suma relevancia, que la metodología a utilizar sea lo suficientemente detallada. En caso contrario, con una probabilidad, superior, asumiendo la misma clasificación de riesgo, el Banco puede aumentar sus provisiones.

En resumidas cuentas, el beneficio del banco, es poseer un mayor capital disponible, para aumentar sus colocaciones, y así, generar un mayor retorno, sin embargo, debe estimar una metodología precisa, y real, con tal de que un posible aumento de colocaciones, le impida tener liquidez suficiente.

4.2.4 Provisiones

El concepto de provisiones es un monto de resguardo de los Bancos ante pérdidas o no pagos del deudor. Se debe principalmente, cuando la capacidad de pago resulta insuficiente para cubrir normalmente los créditos en las condiciones pactadas. Por esta razón, los Bancos deben poseer provisiones mínimas. Si no es así, existe pérdida en las colocaciones.

Provisiones Adicionales: “Aquellas provisiones que resguardan en caso de fluctuaciones macroeconómicas no predecibles que pueden afectar a un sector, industria o grupo de deudores”

El Banco debe hacer una acertada Proyección de Morosidad, para que estas provisiones no queden estancadas, y puedan generar nuevos ingresos. Sólo se puede disponer para créditos un % del patrimonio declarado y demostrado por el Banco.

A continuación, se van a mostrar las provisiones para cada categoría, según el rango de pérdida estimado por el banco. Estas provisiones son obligatorias, y exigidas por la SBIF.

Tabla 4: Rango de Pérdida Estimada y Provisiones

Clasificación	Rango de pérdida estimada	Provisión
F1	De 0 hasta 1%	0,5%
F2	Más de 1% hasta 3%	2%
F3	Más de 3% hasta 20%	10%
G1	Más de 20% hasta 30%	25%
G2	Más de 30% hasta 50%	40%
G3	Más de 50% hasta 80%	65%
G4	Más de 80%	90%

Fuente: Compendio de Normas Contables SBIF

Como se observa en la tabla anterior, se tiene las provisiones asociadas a cada tipo de clasificación, basado en el rango de pérdida estimada. Para llegar a este valor de las provisiones, primero se debe conocer la tasa de incumplimiento y de prepago mediante métodos de proyección de tasa de default de Bancos.

Los Montos a Recuperar se dividen en **Garantías** y **Acciones de Cobranza**. El primero se subdivide en:

- **Aval:** individuo que se responsabiliza ante el no pago del deudor, quien debe cancelar la deuda. La inclusión de un Aval reconocido por el mercado al otorgarle un crédito a un deudor, disminuye el riesgo de default, ya que el Aval respalda financieramente.
- **Hipotecas o Bienes:** venta de activos a precios de mercado. El banco deberá contar con estudios que sustenten dichos criterios para determinar los valores a partir de tasaciones efectuadas por profesionales independientes. Por supuesto, se deben considerar los gastos estimados que se incurrirían para mantenerlos y en el proceso de venta.

- **Financieros:** valor de los instrumentos financieros como depósitos en efectivo en moneda nacional o de otro país, depósitos a plazo en otros bancos en Chile, emisión de deuda del Banco Central, Estado Chileno o por Gobiernos Extranjeros.

En el caso de Acciones de Cobranzas, aparece la **Amenaza de Empresas Externas** contratadas por los Bancos, que se dedican exclusivamente al cobro de deudas impagas. La función es el envío de cartas con amenazas judiciales, llamadas a domicilio. Reciben un % del total de los cobros. La Cartera Vencida no la asume el Banco, sino que se vende a empresas de Cobranzas, quienes recuperan parte del capital.

4.2.5 Validación del Modelo de cada Banco

Los siguientes indicadores, van a permitir conocer la calificación del Banco en cuestión.

$$\text{Indicador X} = [(P_s - P_i)/K] * 100$$

$$\text{Indicador Y} = [(P_s - P_i)/ L] * 100$$

En que:

- **P_s** = Pérdida estimada por la Superintendencia para la cartera o una parte de la cartera.
- **P_i** = Pérdida estimada por el banco para la misma cartera o parte de la cartera.
- **K** = Patrimonio efectivo del banco.
- **L** = Total provisiones sobre la cartera de colocaciones y créditos contingentes, excluidas las provisiones adicionales.

Los bancos serán clasificados en las categorías 1, 2, 3 y 4, de acuerdo a la siguiente tabla, que resulta de la combinación de ambos indicadores.

Tabla 5: Indicadores para la Clasificación de Modelos de Bancos

Indicador	Y < 10%	10% <= Y < 20%	Y >= 20%
X < 1,5%	1	2	2
1,5% <= X < 3%	2	2	3
X >= 3%	3	3	4

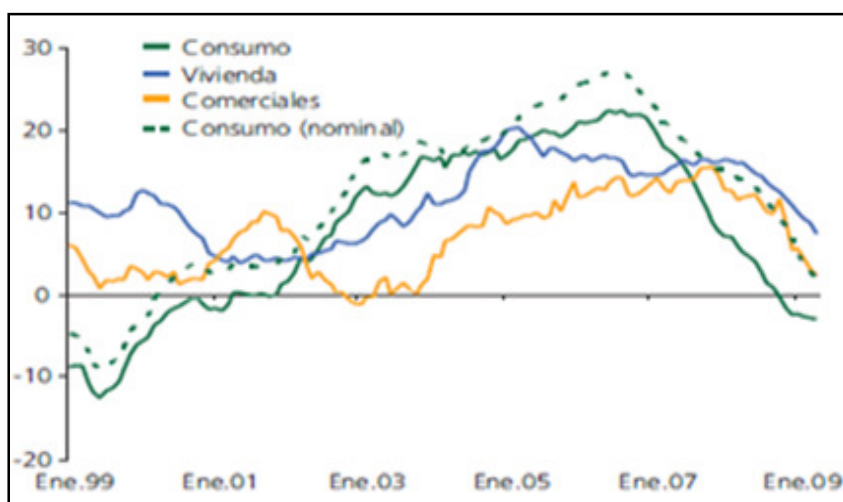
Fuente: Compendio de Normas Contables SBIF

5. ANTECEDENTES

5.1 Situación del Sistema Bancario

En el siguiente gráfico, se puede observar cómo el segmento consumo ha mostrado una tendencia a la baja a partir de mediados del año 2007, mientras que las colocaciones comerciales y de vivienda también comienzan a descender a partir de comienzos del año 2008. Esta baja se explica por las mayores restricciones al crédito debido a la crisis financiera estadounidense, con la caída de las grandes aseguradoras y el difícil escenario económico mundial, privilegiando clientes con menor riesgo.

Gráfico 1: Crecimiento de las Colocaciones (*)



(*) Variación real anual, porcentaje

Fuente: Informe de Estabilidad Financiera, Banco Central - I Semestre 2009

El crédito de consumo ha sido muy sensible a la evolución del ciclo económico y del empleo. En este último caso, un aumento en la tasa de desempleo, reduce el crecimiento de las colocaciones. Las empresas se anticipan a las crisis, y despiden trabajadores como política interna para evitar descalabros financieros, lo que repercute inmediatamente en un descenso mayor que en comerciales y vivienda, donde se observa una baja gradual o un proceso más prolongado. La volatilidad presente, se debe a que el crédito de consumo, posee el mayor número de deudores con un 65%, en donde un 80% se encuentra en el tramo de deuda de 0 - 200 UF¹⁹.

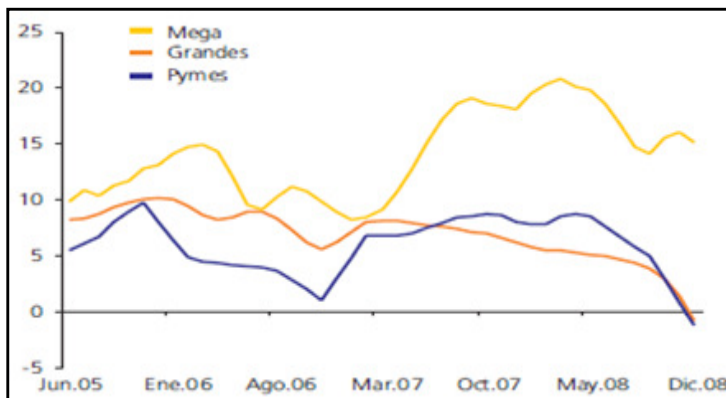
El índice de cobertura de provisiones / cartera morosidad sobre 90 días en la cartera consumo, ha mostrado una tendencia al alza el año 2009²⁰, ya sea por un aumento de las provisiones, o bien, una variación real negativa en este tipo de colocaciones. En el caso, de la cartera comercial, un leve aumento. En cambio, en la

¹⁹ Ver Anexos 10.3

²⁰ Fuente: SBIF, "Informe de Estabilidad Financiera" primer semestre 2010.

cartera de vivienda, este índice no se ve afectado. A continuación, se consideran las colocaciones según el tamaño de empresa:

Gráfico 2: Crecimiento de las Colocaciones por Tamaño de Empresa (*)

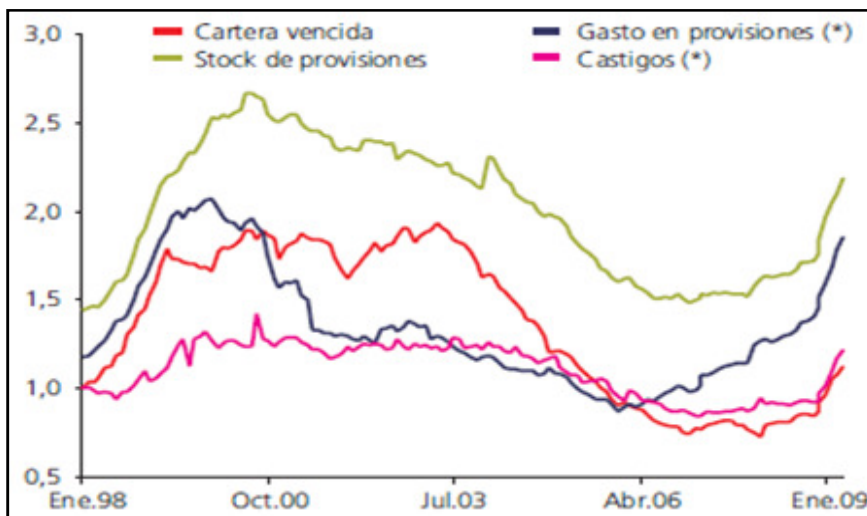


(*) Variación real anual, porcentaje

Fuente: Informe de Estabilidad Financiera, Banco Central - I Semestre 2009

Cabe destacar, aquellas empresas Mega, que no le afecta el ciclo económico. Caso contrario, ocurre con Grandes y Pymes, las que reducen su demanda por nuevos créditos. Los indicadores de riesgo de crédito aumentan por una mayor morosidad.

Gráfico 3: Indicadores de Riesgo de Crédito (**)



(*) Años móviles terminados en cada mes

(**) Porcentaje de las Colocaciones Totales

Fuente: Informe de Estabilidad Financiera, Banco Central - I Semestre 2009

Este crecimiento de la morosidad en los últimos años, está directamente relacionada, al descenso de la actividad económica y problemas surgidos en algunos sectores.

Una parte importante de los indicadores, se explica por el segmento crédito de consumo. Estas colocaciones representan el 12,43% del total del sistema bancario. Sin embargo, tiene una alta incidencia en las políticas adoptadas, ya que posee más de un 50% del gasto en provisiones y castigos por un mayor riesgo en la cartera de colocaciones. Este efecto, preocupa a las entidades que focalizan su oferta en el crédito de consumo, y que deben usar más provisiones como medida de protección.

Tabla 6: Índice de Provisiones sobre Colocaciones para cada Tipo de Cartera

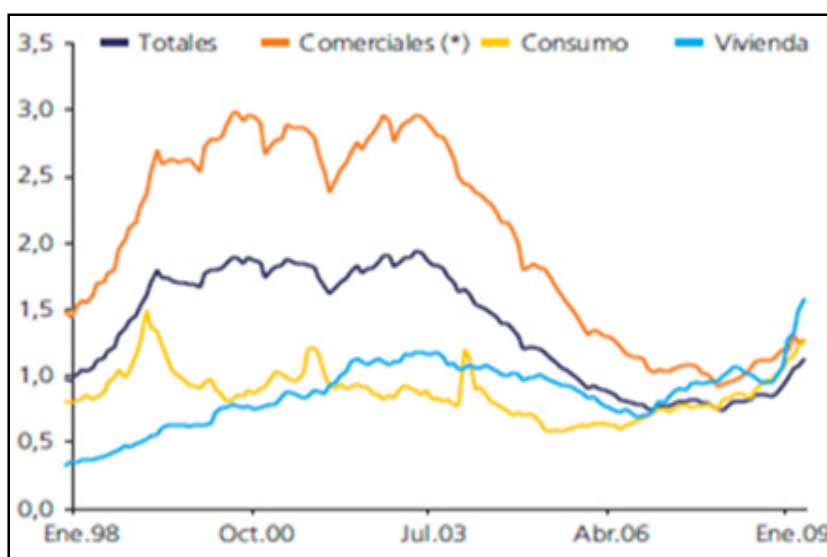
Índice Provisiones sobre Colocaciones (%)	COMERCIALES		PERSONAS			
	Índice Provisiones (%)	Participación (%)	CONSUMO		VIVIENDA	
			Índice Provisiones (%)	Participación (%)	Índice Provisiones (%)	Participación (%)
2,37	2,14	60,58	6,41	12,43	1,06	24,74

Fuente: SBIF, Diciembre 2009

En el primer trimestre del año 2009, el gasto en provisiones del sistema aumentó más del 50% en relación con igual período del 2008. Como se puede ver en el índice de cobertura de provisiones / cartera morosidad sobre 90 días de colocaciones, con un ascenso de casi 7 puntos porcentuales.

El gráfico muestra la evolución de la cartera vencida en cada segmento:

Gráfico 4: Índices de Cartera Vencida por Tipo de Crédito



(*) Excluye operaciones de comercio exterior

Fuente: Informe de Estabilidad Financiera, Banco Central - I Semestre 2009

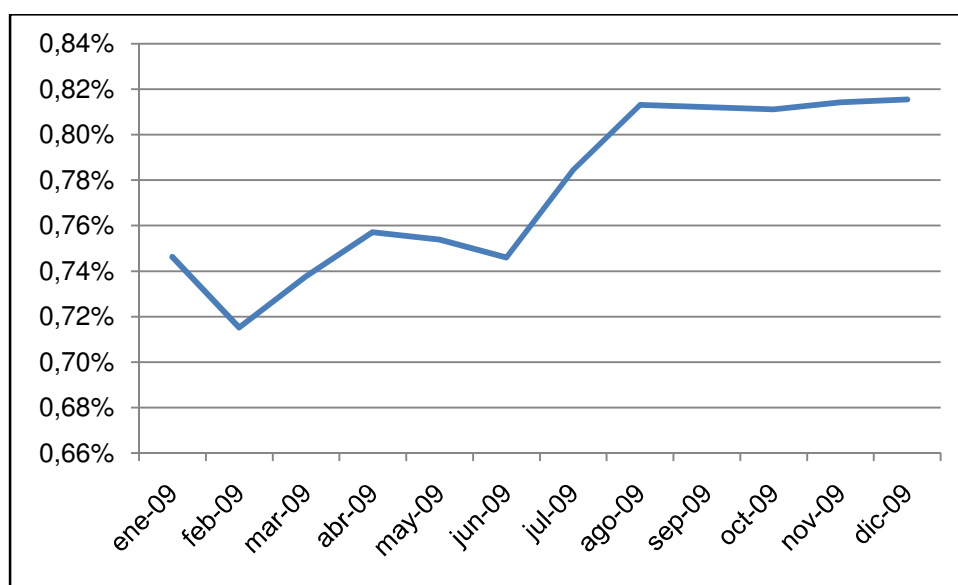
La historia de cartera de vencida, nos exhibe un descenso en las colocaciones totales, resaltando un mejor control y medición del riesgo (Basilea II). Pese a ello, en el último trimestre del 2008 y primer trimestre del 2009, aparece un ascenso de los índices en los 3 tipos de créditos, aunque se haya aumentado las restricciones impuestas en el otorgamiento de los préstamos.

La cartera comercial es aquella que presenta un menor nivel de provisiones, menor aumento en la cartera vencida y representa 60,58% de la cartera total de colocaciones del sistema en el año 2009.

Al analizar los distintos gráficos, se observa un mayor ascenso del stock de provisiones por parte de los bancos frente a los índices de cartera vencida en los últimos años, siendo relevante una buena proyección para reducir los índices de tasas de incumplimiento reales, además de cuan influyentes son estos indicadores frente a un estado positivo, normal o pesimista de la economía (inclusión de variables macroeconómicas).

Las turbulencias e inestabilidad mundial no ha dejado ajeno a nuestro país, y las volatilidades presentes en indicadores económicos, han provocado un mayor riesgo de crédito en el sistema bancario, como se puede ver en el siguiente gráfico.

Gráfico 5: Provisiones sobre Cartera con Morosidad de 90 días o más



Fuente: SBIF

Tabla 7: Indicadores Financieros Anuales del Sistema Bancario

	2004	2005	2006	2007	2008	2009
Utilidad del Ejercicio	689.122	777.842	957.755	988.463	1.382.898	1.225.187
Gastos Provisiones	321.159	256.615	415.677	620.644	983.516	1.240.885
Colocaciones Netas Interbancarias	38.693.871	44.243.987	56.172.530	63.331.009	70.251.139	68.938.045
Provisiones/Utilidad (Razón)	0,47	0,33	0,43	0,63	0,71	1,01
Provisiones/Colocaciones (%)	0,83	0,58	0,74	0,98	1,40	1,80

Fuente: SBIF

La tabla que se muestra, es un parámetro, para observar como las colocaciones netas, se encuentran planas. Pese a un aumento de cartera morosa de 90 días o más, las provisiones presenta un avance significativo para cubrir posibles eventos de no pago.

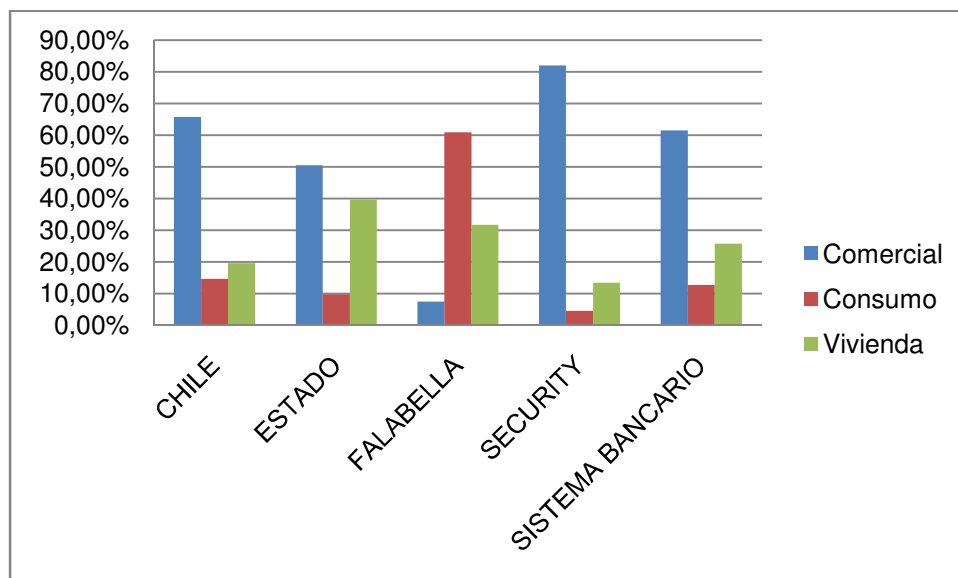
Este fuerte crecimiento de las provisiones, ha ido mermando proporcionalmente, las utilidades del ejercicio de los bancos. Los bancos se han anticipado a tomar medidas, donde las variables macroeconómicas juegan un rol clave para determinar el comportamiento del mercado.

5.2 Bancos a Analizar

A continuación se presenta el análisis de los bancos estudiados en el presente informe, por la distribución de las colocaciones²¹.

²¹ Ver Anexos 10.2

Gráfico 6: Porcentaje de Colocación por Tipo de Cartera



Fuente: SBIF y Elaboración Propia

Tabla 8: Porcentaje de Colocación por Tipo de Cartera

nov-09	Comercial	Consumo	Vivienda
CHILE	65,73%	14,69%	19,58%
ESTADO	50,47%	9,79%	39,74%
FALABELLA	7,44%	60,87%	31,69%
SECURITY	82,04%	4,54%	13,42%
SISTEMA BANCARIO	61,53%	12,70%	25,77%

Fuente: SBIF y Elaboración Propia

Como se puede ver en el cuadro anterior, a noviembre 2009 la cartera más relevante en términos de colocaciones es Comercial, a excepción del Banco Falabella, cuyas carteras de Consumo y Vivienda son las más importantes. Esto se explica por el mercado objetivo de este último banco, más orientado a los créditos retail. El resto de los bancos está enfocado en créditos a empresas como el Banco Security.

Tabla 9: Tramo de Deuda por Institución Bancaria

dic-08	CHILE	ESTADO	FALABELLA	SECURITY
TRAMO DE DEUDA (UF)	% del Total	% del Total	% del Total	% del Total
Hasta 20 UF	0,32%	0,27%	3,30%	0,04%
Más de 20 UF hasta 50 UF	0,92%	0,92%	8,63%	0,11%
Más de 50 UF hasta 200 UF	4,03%	7,43%	32,09%	0,56%
Más de 200 UF hasta 400 UF	2,56%	11,29%	16,93%	0,70%

Más de 400 UF hasta 1.000 UF	4,16%	14,36%	13,39%	1,12%
Más de 1.000 UF hasta 3.000 UF	13,31%	17,05%	16,97%	4,55%
Más de 3.000 UF hasta 10.000 UF	11,54%	2,41%	3,35%	11,43%
Más de 10.000 UF hasta 50.000 UF	7,08%	2,30%	0,29%	15,47%
Más de 50.000 UF hasta 200.000 UF	9,36%	4,21%	0,27%	26,29%
Más de 200.000 UF hasta 500.000 UF	10,41%	5,19%	1,59%	13,95%
Más de 500.000 UF	36,32%	34,57%	3,18%	25,77%
TOTAL	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Fuente: SBIF y Elaboración Propia

En el cuadro anterior se muestra la distribución del % de colocaciones de cada banco en función de los tramos de deuda de sus clientes. Se observa por ejemplo que el Banco Falabella tiene un 32,09% del total de colocaciones concentradas en el tramo entre 50 UF y 200 UF, y el 79,38% de sus colocaciones pertenecen al tramo entre 50 y 3.000 UF, que son montos relativamente bajos, lo que indica claramente que este banco está enfocado a los créditos de Consumo. El Banco Estado concentra sus colocaciones en el tramo entre 50 y 3.000 UF, pero además tiene un alto porcentaje (34,57%) en el tramo de deuda de más de 500.000 UF, lo que indica que este Banco atiende dos nichos de mercado: créditos de montos bajos para personas naturales de estrato socioeconómico medio-bajo y microempresas, y créditos de montos altos para grandes empresas. El Banco de Chile también tiene un alto porcentaje de colocaciones en el tramo máximo de deuda, y en general el mayor porcentaje de las colocaciones está en los tramos de deuda más altos (mayor a 1.000 UF), lo que significa que este banco opera en los segmentos de personas naturales de estrato socioeconómico alto y grandes empresas. Finalmente, al igual que el Banco de Chile y el Banco Security tienen la mayor parte de sus colocaciones en los tramos de deuda más alta (mayor a 3.000 UF), pero a diferencia de aquél, muestran un énfasis más acentuado en los clientes ABC1 y menor en las grandes empresas.

6. METODOLOGÍA

6.1 Explicación de Metodología

Pasos a seguir:

- Recopilar historia real de tasa de cartera vencida y de variables macroeconómicas.
- Seleccionar variables macroeconómicas con mayor poder explicativo.

- Aplicar los métodos matemáticos definiendo los conjuntos de entrenamiento y validación (MCO y redes neuronales), obtener estimadores para cada institución y tabular resultados.
- Comparar resultados obtenidos y escoger el método seleccionado.
- Conclusiones del análisis.

Se debe conocer el trasfondo de la normativa, para la utilización de herramientas estadísticas en el cálculo de las probabilidades de incumplimiento.

La SBIF entrega los conceptos y parámetros mínimos para el cumplimiento del estándar de riesgo que se quiere ajustar.

Existen requerimientos que son considerados por la SBIF, como la clasificación de riesgo, la pérdida estimada, la metodología empleada (justificada, y nivel de detalle), las provisiones en cada colocación, entre otros. La investigación llevada a cabo, indica la función que desempeña el SBIF como ente supervisor, las medidas que adopta, la auditoria en los estados financieros, y de colocaciones.

6.2 Segmentación de Deudores

Cuando una persona natural o empresa desea solicitar un crédito y se convierte en un deudor, puede ser de 3 tipos:

- Deudores personas naturales Crédito de Consumo
- Deudores personas naturales Crédito Hipotecario
- Deudores empresas Crédito Comercial

Por esta situación, se recomienda segmentar los tipos de endeudamiento, debido a que presentan distintas variables macroeconómicas relevantes que inciden en los pagos del deudor.

La ventaja de un crédito hipotecario, es que posee un menor riesgo, por existir un pago de recuperación como garantía, por medio de la venta a valor fiscal o remate de la propiedad del deudor. En el caso de una cartera comercial, las empresas poseen activos fijos o existencias dentro de su patrimonio contable. En el caso de consumo, el riesgo es mayor pues no existen garantías explícitas a diferencia de las otras dos carteras.

La mayor preocupación de los bancos por su tasa de incumplimiento, son las PYMES. En el caso de las empresas grandes, tienen facilidades en negociaciones para

repactar sus deudas, y los plazos pueden ir variando por el alto grado de poder de negociación que presentan.

6.3 Análisis preliminar de datos

En primer término, se recopila la base de datos histórica real de morosidad de 4 bancos y de variables macroeconómicas. Posteriormente se realiza un análisis exploratorio para observar el comportamiento de los datos a utilizar.

Antes de comenzar a ajustar el modelo, se debe observar cómo se distribuyen los datos de cada variable macroeconómica mediante el Histograma y el análisis descriptivo estadístico como Media, Desviación Estándar, Varianza, Curtosis, Sesgo.

El Histograma nos muestra la frecuencia de los datos, el grado de concentración que presentan los valores en torno a la media y si se distribuyen normalmente o cercanos a una curva normal. En este estudio, aparece la curtosis, que describe el apuntamiento o achatamiento de una cierta distribución con respecto a una distribución normal, y el concepto de sesgo, que nos indica la simetría de la distribución alrededor de un promedio.

La incidencia de puntos aberrantes o *outliers*²² no supera el 10% del total de las observaciones, destacándose el año 2009. Al sustituir los puntos aberrantes por la media²³, los resultados no fueron satisfactorios y por lo tanto se decidió dejarlos porque aportan información valiosa en momentos de inestabilidad económica²⁴.

6.4 Determinante de Variables Macroeconómicas para la Morosidad de Cartera

Dada la importancia del tema de la vulnerabilidad financiera resulta relevante el análisis de las variables macroeconómicas para la interpretación de los ciclos económicos. Las medidas o políticas que se implementan o los eventos aleatorios que puedan suceder, pueden provocar un cambio de tendencia.

A diferencia de los datos micro, que usan información de cada cliente y su comportamiento, los datos macroeconómicos nos van a mostrar esa misma información, de manera agregada, dependiendo de la economía y del mercado.

²² Puntos que están fuera del intervalo de confianza definido al 95%.

²³ Ver Anexos 10.5, Tabla 27

²⁴ Ver Anexos 10.5, Tabla 30

A continuación, se van a mostrar las variables macroeconómicas en los tipos de crédito del deudor:

Tabla 10: Variables Macroeconómicas

Variable	Fuente	Descripción
IPC	INE	Inflación de la Canasta Familiar
RIESGO PAIS	JP Morgan Chase	Spreads Soberanos: EMBI Global Spread
TC DÓLAR	Banco Central	Tipo de Cambio Dólar
TC EURO	Banco Central	Tipo de Cambio Euro
TPM	Banco Central	Tasa de Política Monetaria
IPEC	Adimark	Índice de Percepción de la Economía
OCUPACION	INE	Tasa de Ocupación
DESEMPLEO	INE	Tasa de Desempleo
SALARIO	INE	Índice General de Remuneraciones
IMACEC	Banco Central	Indicador Mensual de Actividad Económica
TIP CAPTACIÓN 90 y 360	ABIF	Tasa Interbancaria en días
TIP COLOCACIÓN 30, 90 y 360	ABIF	Tasa Interbancaria en días
LIBOR 90 y 180 días (Dólar)	Banco Central	Promedio de Tasas de Interés Interbancarias
EURIBOR 90 y 180 días	Banco Central	Promedio de Tasas de Interés Interbancarias
TAB 30, 90, 180 y 360 días	ABIF	Tasa Mínima de la Asociación de Bancos
EXPORTACIONES	Banco Central	Intercambio Comercial desde Chile hacia el Exterior
IMPORTACIONES	Banco Central	Intercambio Comercial desde el Exterior hacia Chile

Fuente: Elaboración Propia

Estas variables son ocupadas habitualmente, pero esto no asegura que todas ellas entren en los modelos a utilizar. En cada cartera, se elegirán las variables más significativas de esta lista desde el punto de vista estadístico.

La literatura reciente ha venido señalando la importancia de las variables macroeconómicas para explicar cambios en la calidad de la cartera.

La inclusión de USD y EURO, se debe a que las empresas, exportan o importan bienes o servicios, por lo que si hay fluctuaciones en el tipo de cambio, esto afecta a los precios tanto de bienes como de servicios básicos, lo que se traduce en mayor o menor capacidad de pago de un individuo. En ese sentido, una depreciación del dólar frente al peso chileno, reduce el pago del crédito por parte de los deudores a las instituciones bancarias, en especial a los importadores. En caso contrario, encarece el crédito, aumentando las tasas de no pago. Méndez, Durán y Muñoz (2001) en su estudio de panel para la economía de Costa Rica encuentran que un aumento en un punto porcentual en la tasa de depreciación del tipo de cambio incrementa la cartera en mora en 0,32 puntos.

Como señala el economista Emil-María Claassen, un menor o mayor desempleo, provocará variaciones en el salario promedio real. Esto repercute principalmente al crédito de consumo (consumo presenta un mayor porcentaje de provisiones con respecto a los otros créditos, incide fuertemente por un mayor riesgo de mercado). Este aumento del desempleo, va a disminuir la actividad económica del país, afectando a los 3 tipos de créditos.

La capacidad de pago de los deudores bancarios mejora durante la fase expansiva del ciclo económico. Los economistas Pain y Valckx, el año 2003, muestran a través de sus estudios, que las provisiones por riesgo de crédito dependen negativamente del crecimiento.

Saurina y Salas (1998) hacen un señalamiento al observar que “todos los estudios dejan claro que existe una relación negativa entre morosidad (de empresas y familias) y situación económica”.

Hoggart y Pain (2002) encuentran en una estimación de datos agrupados para el Reino Unido una relación positiva entre la tasa de interés real y las provisiones de préstamos. Guillén (2002) usa la tasa de interés nominal en un estudio de datos de panel para la economía peruana y encuentra resultados significativos. Una tendencia al alza de las TPM, TIP²⁵, Libor²⁶, EuroLibor²⁷ y TAB²⁸ aumenta el pago de capital de los deudores.

Las variables de mercado son continuas, puesto que los deudores están pagando o no, bajo las mismas condiciones de mercado y en un mismo escenario. Los casos excepcionales, la tasa de ocupación y desocupación, por ser medidos en miles de personas, tienen un carácter discreto. No obstante, serán incluidas en el modelo.

²⁵ La Tasa de Interés Promedio (TIP) es una cifra que representa un promedio ponderado de las tasas que el sistema ofrece cada día a los depositantes (captación). Esta tasa también se calcula de la misma manera para los préstamos que el sistema ofrece al público en general y aquellos que se realizan entre los bancos. Con estas cifras podemos determinar si la tasa ofrecida o cobrada por una institución está sobre o bajo el mercado.

²⁶ LIBOR (London InterBank Offered Rate) es un promedio filtrado de las tasas de interés interbancarias por parte de bancos designados, para instrumentos con una duración de un día hasta un año. Es una tasa referencia usada para el dólar.

²⁷ Tasa de referencia bajo la cual los bancos prestarán dinero unos a otros en Euro.

²⁸ La Tasa de la Asociación de Bancos e Instituciones Financieras, TAB, busca representar la tasa mínima a la cual los bancos pueden prestar sin perder dinero. Es muy útil para negociar un crédito en los bancos, sobre todo para las empresas.

6.5 Correlaciones entre variables explicativas con la tasa de no pago

Las variables a utilizar, pueden ser anualizadas (porcentaje de variación de ese dato con respecto al mes del año anterior). Se debe principalmente en absorber la estacionalidad. Existen meses que se comportan de manera distinta que otros, tanto en la actividad económica, oferta y demanda, empleo o cesantía, entre otros. Las magnitudes de diferencial entre 12 meses, en general, son mayores, por lo tanto, es predecible mayores correlaciones. Sin embargo, existen variables que no se ven afectadas por la estacionalidad, las que se denominan “desestacionalizadas”.

Se consideran las variables explicativas de cada tipo de crédito, se calculan los retornos mensuales y anuales relativos de todas las variables, para correlacionarlas entre sí (nominales y reales). Se filtran aquellas variables que presenten una correlación alta en relación al retorno de la tasa de incumplimiento (mayores a 0,5 o aquellas entre 0,45 y 0,5 a criterio del analista). Se eligió finalmente la combinación de retornos nominales anuales²⁹, pues es la que maximiza las correlaciones entre variables explicativas y la tasa de no pago dentro de cada cartera³⁰.

6.6 Test de Granger

Este test utiliza correlaciones dinámicas mediante el programa estadístico *E-Views*, y consiste en comprobar si los resultados de una variable sirven para predecir a otra variable, o bien, determinar si una variable X causa a otra variable Y.

El procedimiento es comparar y deducir si el comportamiento actual y el pasado de una serie temporal³¹ X predice la conducta de una serie temporal Y (se dice, en ese caso que X es causa Granger de Y), es decir, X_{t-1} , X_{t-2} , $X_{t-2} \dots X_{t-n}$, con n = períodos de rezagos. En caso contrario, una serie de valores retrasados, Y_{t-1} , Y_{t-2} , $Y_{t-2} \dots Y_{t-n}$, con X_t como variable exógena. Dicho de otro modo, aporta información valiosa para explicar el futuro de cierta variable.

Una vez seleccionado el número de retardos a considerar, *E-Views* realiza automáticamente las distintas regresiones que completan la idea del test expuesta

²⁹ Ver Anexos 10.5, Tabla 25

³⁰ Los retornos reales no se consideraron por el efecto de la inflación (IPC), que está afectada por los cambios de metodología, inclusión de regiones en el cálculo y peso significativo de productos, servicios, frutas y verduras que generan mucha volatilidad. Al hacer pruebas con IPCx y IPCx1, los resultados tampoco fueron satisfactorios.

³¹ Ver Anexos 10.12

anteriormente y muestra el resultado. Debe observarse que *E-Views* muestra el test de causalidad en ambas direcciones, *X como causa Granger de Y* e *Y como causa Granger de X*.

La hipótesis que se contrasta es que los coeficientes de las regresiones de Y sobre X así como los de X sobre Y son nulos para la variable de apoyo, es decir, que la variable X no aporta información para explicar a Y, o que Y no aporta información para explicar X.

A continuación se presentan los resultados obtenidos por cartera con las variables significativas de acuerdo al test.

Tabla 11: Test de Granger - Cartera Comercial

Variable	Comercial	Meses de Adelanto
DÓLAR	0,54	0
TPM	-0,673	0
DESEMPLEO	0,807	0
IMACEC	-0,724	0
LIBOR 90	-0,932	0
LIBOR 180	-0,906	0
EURIBOR 90	-0,848	0
EURIBOR 180	-0,864	0
TIP CAP 90	-0,649	0
TIP CAP 360	-0,603	0
TIP COL 30	-0,561	0
TAB 30	-0,604	0
TAB 90	-0,591	0
TAB 180	-0,586	0
TAB 360	-0,585	0
EXPORTACIONES	-0,798	0
IMPORTACIONES	-0,554	0

Fuente: Elaboración Propia

Tabla 12: Test de Granger - Cartera Consumo

Variable	Consumo	Meses de Adelanto
RIESGO	0,523	0
DÓLAR	0,709	0
EURO	0,632	0

IPEC	-0,577	0
TPM	-0,62	-5
DESEMPLEO ³²	0,5051	-5
IMACEC	-0,539	-3
LIBOR 90	-0,52	-5
LIBOR 180	-0,513	-5
EURIBOR 90	-0,579	-5
EURIBOR 180	-0,605	-5
TIP CAP 90	-0,56	-5
TIP CAP 360	-0,548	-5
TIP COL 30	-0,628	-5
TIP COL 90	-0,514	-5
TAB 30	-0,552	-5
TAB 90	-0,555	-5
TAB 180	-0,55	-5
TAB 360	-0,563	-5

Fuente: Elaboración Propia

Tabla 13: Test de Granger - Cartera Vivienda

Variable	Vivienda	Meses de Adelanto
TPM	-0,893	0
OCUPACION	-0,568	0
DESEMPLEO	0,73	0
IMACEC	-0,599	0
LIBOR 90	-0,804	0
LIBOR 180	-0,802	0
EURIBOR 90	-0,781	0
EURIBOR 180	-0,815	0
TIP CAP 90	-0,831	0
TIP CAP 360	-0,801	0
TIP COL 30	-0,894	0
TIP COL 90	-0,721	0
TIP COL 360	-0,731	0

³² Ver Anexos 10.9, Dibujo 10

TAB 30	-0,823	0
TAB 90	-0,813	0
TAB 180	-0,801	0
TAB 360	-0,802	0

Fuente: Elaboración Propia

Como se puede observar, la cartera de consumo es la única que muestra meses de adelanto en el caso de la mayoría de las variables, lo que es consistente con lo presentado en la sección 5, Antecedentes. Al ser el test de Granger lineal, sólo se aplica a métodos lineales como por ejemplo mínimos cuadrados ordinarios (MCO). Esto permite considerar el rezago en el caso de la cartera de consumo como una forma de obtener mejores estimaciones al ajustar los datos³³. En otras palabras, el test lineal de causalidad de Granger permite definir el parámetro de rezago a ocupar en el método MCO de la cartera de consumo.

6.7 Métodos Estadísticos

La ventaja de usar modelos estadísticos, es que permiten hacer uso de intervalos de confianza y test de hipótesis, con los cuales es posible encontrar la tasa de impago o default, la cual será la variable de entrada para el modelo de cuantificación de riesgo crediticio y pérdida esperada propuesto en Basilea II.

En el presente trabajo se ocupan dos métodos: regresión lineal (combinación de MCO y modelo de Holt) y no lineal (redes neuronales, perceptrón multicapa).

6.7.1 Regresión lineal

La regresión lineal es un método para modelar la relación entre una variable dependiente Y , las variables independientes X_i y un término de error llamado ε . Este modelo se puede expresar como:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon$$

Donde los parámetros β_i cuantifican la relación parcial de cada variable independiente X con la variable dependiente Y .

³³ Este análisis es previo a la construcción del modelo y por este motivo no se presenta en la sección de resultados.

6.7.1.1 Mínimos cuadrados ordinarios (MCO)

Uno de los métodos más conocidos es el denominado Estimador de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO). Este procedimiento plantea utilizar, como estimación de los parámetros, aquellos β_0, \dots, β_k que minimicen los errores que el modelo cometerá.

El error o residuo ε_i que se produce por la estimación de cada parámetro se puede obtener comparando, el valor real de la variable independiente en cada observación y_i con el valor estimado \hat{y}_i :

$$\varepsilon_i = y_i - \hat{y}_i = y_i - (\hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 x_{2i} + \hat{\beta}_3 x_{3i} + \dots + \hat{\beta}_k x_{ki})$$

El método de MCO pretende encontrar aquella combinación de parámetros que minimice la suma al cuadrado de todos los errores cometidos para las “n” observaciones de la muestra.

Para aplicar el estimador MCO se deben cumplir los siguientes supuestos:

- **Linealidad:** la variable dependiente Y es una función lineal del vector de parámetros β_i ; también se supone que sean constantes para las “N” observaciones de la muestra.
- **Condición de identificación:** X es una matriz de rango completo de columnas y $\text{rang}(X) = k$. X es una matriz de regresores no estocásticos.
- **Los errores son ruido blanco:** $E(\varepsilon_i) = 0 \quad \forall i = 1, \dots, N$.
- **Los errores son homocedásticos:** $\text{Var}(\varepsilon_i) = \sigma^2 \quad \forall i = 1, \dots, N$, además $\text{Cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0 \quad \forall i \neq j$.
- **Los errores siguen una distribución normal con media 0 y varianza constante σ^2 :** $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2) \quad \forall i = 1, \dots, N$

Cumplidos estos supuestos³⁴, la expresión a minimizar es³⁵:

$$S = \sum_{i=1}^n (\varepsilon_i)^2 = \sum_{i=1}^n \left(y_i - \hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2 x_{2i} - \hat{\beta}_3 x_{3i} - \dots - \hat{\beta}_k x_{ki} \right)^2$$

³⁴ Ver Anexos 10.11

³⁵ Ver Anexos 10.10

6.7.1.1.1 Pruebas de Homocedasticidad

El test de White sirve para contrastar la hipótesis de homocedasticidad en el modelo de regresión lineal. Para ello se obtiene la regresión de los residuos al cuadrado en función de las variables exógenas del modelo, de éstas al cuadrado y de sus productos cruzados (opción *cross-term*). La expresión $N * R^2$ de esta estimación se distribuye como una χ_j^2 bajo la hipótesis nula de homocedasticidad siendo j el número de regresores de dicha ecuación (excluyendo la constante).

La prueba hace corriendo la regresión y luego se obtienen los términos de error. Se obtienen los cuadrados de los términos de error y luego se corren estos errores al cuadrado contra los valores estimados de la variable dependiente y los cuadrados de los valores estimados.

6.7.1.1.2 Test de Jarque Bera

El estadístico de Jarque Bera se usa para el contraste de Normalidad. La hipótesis nula es la normalidad de la perturbación aleatoria. Este test se distribuye como una χ^2 con 2 grados de libertad.

$$\text{Test de Jarque – Bera} = \text{JB} = N * \left\{ \left(\frac{m_3}{6} \right) + \left(\frac{m_4 - 3}{24} \right)^2 \right\}$$

Donde N es el número de observaciones, m_3 es el coeficiente de asimetría y m_4 es el coeficiente de Curtosis.

6.7.1.1.3 Validación de Mínimos Cuadrados Ordinarios

Utilizando el test de White se acepta la hipótesis de homocedasticidad para la cartera comercial, consumo y vivienda del sistema bancario. Se verifica la validez de los resultados de la estimación, así como la matriz var-cov de los estimadores.

Con respecto al estadístico de Jarque Bera se acepta la hipótesis nula de normalidad para las distintas carteras. Los residuales siguen una distribución normal, y se caracterizan por tener un coeficiente de asimetría cercano a cero y un coeficiente de curtosis cercano a tres. Es relevante considerar las variables relevantes para cada cartera y su importancia ante fluctuaciones de la economía que podría rechazar este test.

6.7.1.2 Modelo de Holt

Cuando la serie presenta tendencia lineal, creciente o decreciente, y puede ser modelada como:

$$y_t = \alpha + \beta x_t + \mu_t$$

Este método proporciona una serie temporal de pronósticos aplicando de modo iterativo una fórmula. Esta fórmula proporciona un pronóstico para el instante t mediante un promedio ponderado entre todos los datos anteriores al instante t. Las ponderaciones, generalmente, decrecen hacia el pasado de forma exponencial. Por esa razón también se denominan métodos de alisado exponencial. Se pueden definir pesos mayores a los meses más recientes y amortiguar en parte los efectos del ruido al dar pesos pequeños a los datos más antiguos.

Este método de predicción se basa en 2 ecuaciones:

$$\begin{aligned}\widehat{X}_T &= \alpha X_T + (1 - \alpha)(\widehat{X}_{T-1} + \widehat{b}_{T-1}) \\ \widehat{b}_T &= \gamma(\widehat{X}_T - \widehat{X}_{T-1}) + (1 - \gamma)\widehat{b}_{T-1}\end{aligned}$$

La primera de las ecuaciones proporciona una estimación del nivel de la serie en el período T y la segunda permite obtener una estimación de la pendiente de la recta de tendencia para el período T. Las constantes de suavizamiento α y γ toman valores comprendidos entre 0 y 1, cuyos valores se estiman al minimizar la suma de los errores residuales. Cuanto menores sean estas constantes más suavizadas será la serie de predicciones. Si alfa, tiende a 1, es equivalente a AR1.

La predicción para los períodos futuros es:

$$\widehat{X}_{T+k/T} = \widehat{X}_T + \widehat{b}_T k$$

La variable obtenida con el modelo de Holt se incluirá como una variable explicativa más en el modelo de mínimos cuadrados ordinarios (MCO).

6.7.1.3 Ventajas de MCO y modelo de Holt

Las ventajas de ambos métodos ocupados en la regresión lineal son las siguientes:

Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO)

- Entrega aquellas variables que resultan no significativas en el modelo.
- Permite encontrar los Mejores Estimadores Lineales Insesgados (MELI).

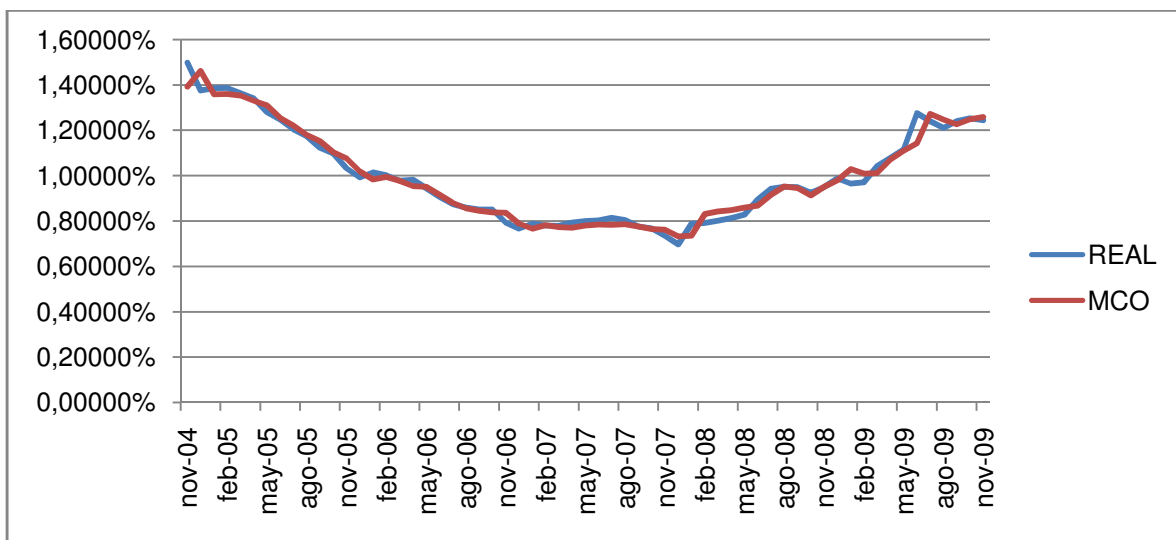
- Vinculado con la regresión y la correlación, ambas determinan la existencia de relación entre dos o más variables.

Método Lineal de Holt

- Predice el mes siguiente $t+1$, utilizando el valor en t más la información de valores anteriores de la misma variable.
- Este método se ajusta al comportamiento de la variable, pero con un pequeño desfase. La razón es por construcción debido a que se basa en lo de hoy. Mayor poder de adaptabilidad a la serie.

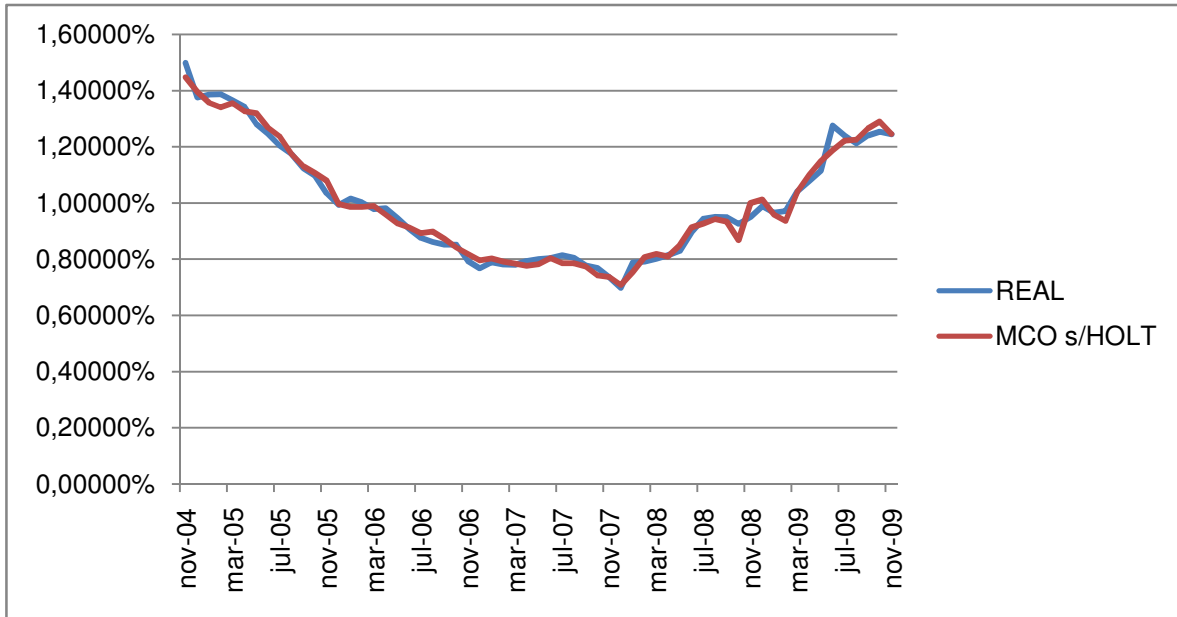
Al agregar como variable explicativa la estimación obtenida con el método de Holt al MCO, se busca aumentar la precisión de la estimación, porque ambos métodos se complementan (el MCO explica y predice la tasa de incumplimiento ocupando variables macroeconómicas, mientras que el método de Holt sólo se ajusta a la tendencia sin ocupar las variables macroeconómicas). En los siguientes gráficos se observa el efecto de ocupar sólo MCO versus MCO combinado con el método de Holt (correspondiente a la cartera comercial Sistema Financiero). Como se ve, el método de Holt permite suavizar las tendencias.

Gráfico 7: Cartera Comercial Sistema Bancario - MCO con Holt v/s Real



Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 8: Cartera Comercial Sistema Bancario - MCO sin Holt v/s Real



Fuente: Elaboración Propia

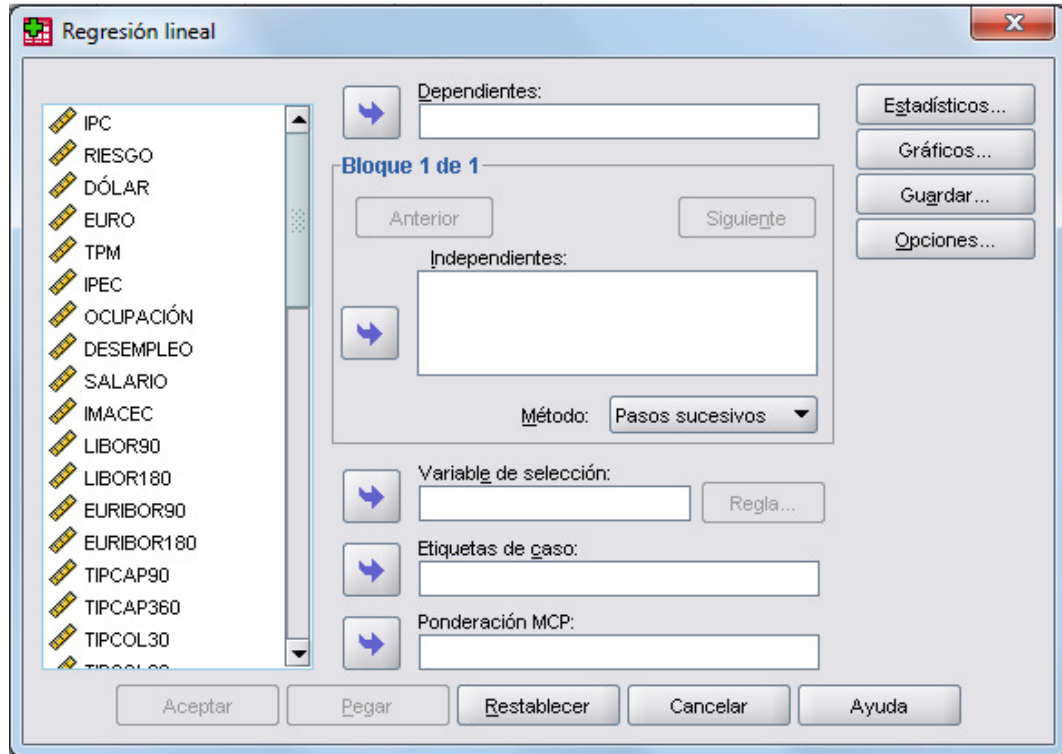
6.7.1.4 Selección de variables (*Stepwise*)

Cuando se utilizan todas las variables macroeconómicas para cada cartera, el MCO nos entrega un buen ajuste R^2 . Sin embargo, como consecuencia del sobreajuste³⁶, los coeficientes son inestables. A su vez, la no existencia de pérdida de ajuste en el modelo, puesto que la eliminación de variables no significativas, va mejorando levemente el ajuste y con modelos más parsimoniosos.

Para la selección de variables, se usa el método de Pasos Sucesivos (*Stepwise*) de MCO en SPSS de selección de variables. En cada paso se introduce la variable independiente que no se encuentre ya en la ecuación y que tenga la probabilidad para F más pequeña. Las variables ya introducidas en la ecuación de regresión se eliminan de ella si su probabilidad para F llega a ser suficientemente grande. El método termina cuando ya no hay más variables candidatas a ser incluidas o eliminadas. El procedimiento consiste en excluir aquellas variables que presenten una probabilidad de F menor 5%.

³⁶ Ver Anexos 10.6

Dibujo 1: Regresión Lineal - SPSS



Este método funciona con varios pasos:

- (i) Se incluye en el análisis la variable que tenga el mayor valor aceptable para el criterio de selección o de entrada.
- (ii) Se evalúa el criterio de selección para las variables no seleccionadas. La variable que presenta el valor más alto para el criterio se selecciona.
- (iii) Se examinan las variables seleccionadas según un criterio de salida y se examinan también las variables no seleccionadas, para ver si cumplen el criterio de entrada. Se excluyen o se incluyen variables según cumplan los criterios de entrada y de salida.
- (iv) Se repite el paso (iii) hasta que ninguna variable más pueda ser seleccionada o eliminada.

Además de todo lo anterior, en el SPSS se considera un número máximo de pasos, dado que una variable puede ser incluida y eliminada en más de una ocasión.

En el SPSS se considera también para cada variable la tolerancia asociada.

6.7.1.4.1 Tolerancia

Se define para un conjunto de p variables, R_i , el coeficiente de correlación múltiple que expresa el porcentaje de variabilidad de la variable X_i ($i = 1, \dots, p$) recogida por el resto de $(p - 1)$ variables. Si se eleva al cuadrado R_i se obtiene el coeficiente de determinación R_i^2 . Entonces, la tolerancia se define como $1 - R_i^2$. Así, cuanto mayor sea la tolerancia de una variable, más información independiente del resto de variables recogerá.

De este modo, si en una iteración dada del procedimiento stepwise la variable seleccionada verifica que su tolerancia con respecto a las variables ya incluidas en la función discriminante es muy pequeña entonces la variable no se incluye en dicha etapa. Así, se evita la redundancia de información.

6.7.2 Modelo no lineal (redes neuronales, perceptrón multicapa)

6.7.2.1 Definición y arquitectura de la red

Una red neuronal puede ser descrita como un modelo de regresión no lineal cuya estructura se inspira en el funcionamiento del sistema nervioso. En términos generales, una red consiste en un gran número de unidades simples de proceso, denominadas neuronas, que actúan en paralelo, están conectadas mediante vínculos ponderados y trabajan en conjunto para realizar una tarea determinada.

Cada neurona recibe entradas desde otras neuronas y genera un resultado que depende sólo de la información localmente disponible, ya sea almacenada internamente o plasmada en los ponderadores de las conexiones. El resultado generado por la neurona servirá de entrada para otras neuronas. Mediante la adecuada modificación de los ponderadores de la red, en un proceso denominado aprendizaje, la red mejorará su desempeño en el desarrollo de la tarea para la cual fue construida.

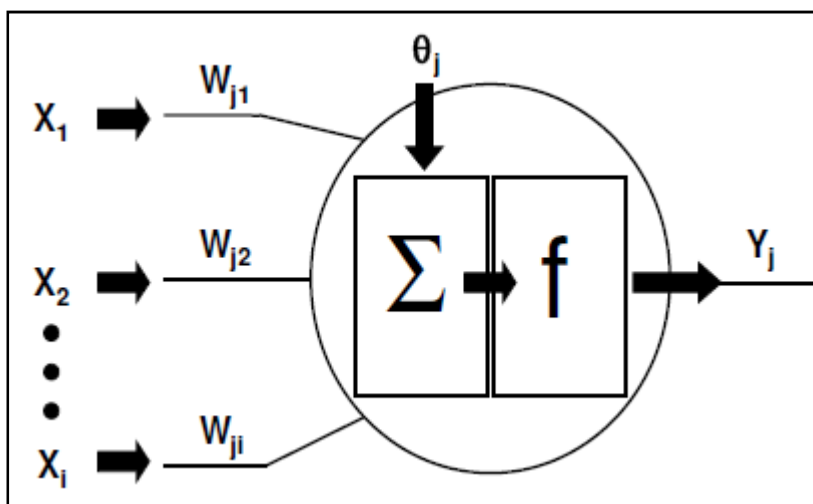
Lo primero que se debe realizar es escoger una arquitectura adecuada para la red. Para ello, se debe tener presente el tamaño del vector de entrada, la cantidad de salidas, el tipo de problema a resolver, su complejidad, etc. De esta forma, algunos de los parámetros de diseño a considerar son:

- Número de capas
- Cantidad de neuronas por capas
- Tipo de función de salida de las neuronas
- Aprendizaje supervisado
- Algoritmo de entrenamiento

El diseño de una red neuronal es una tarea compleja por la gran cantidad de decisiones que involucra tanto a nivel de su arquitectura como de su mecanismo de aprendizaje. No existen reglas rígidas para la construcción de redes, aunque existen algunas reglas empíricas para su construcción. Por ejemplo, para resolver problemas complejos se recomienda aumentar el número de neuronas, pero aumentarlo indefinidamente no mejorará indefinidamente el desempeño de la red. Hay un rango óptimo de número de neuronas para cada problema. Normalmente las neuronas son agrupadas en capas. Cada capa puede tener distinta cantidad de neuronas y las neuronas de una capa pueden o no estar conectadas entre ellas. Además, las capas pueden conectarse entre ellas de distintas maneras.

Dicho resultado se transformó en las neuronas de la capa oculta, mediante la aplicación de la función tangente hiperbólica, antes de ser transferido a la capa de salida. La red así construida, al recibir el vector de entrada (x_1, x_2, \dots, x_n) , genera el siguiente output:

Dibujo 2: Arquitectura de las Redes Neuronales



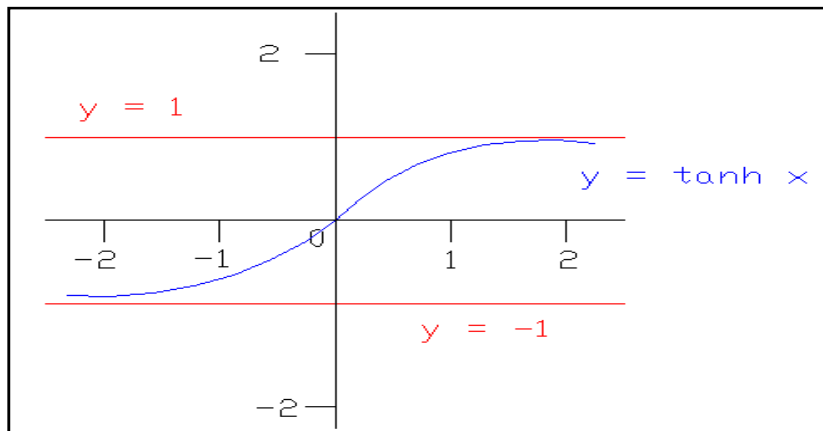
6.7.2.2 Componentes de una Neurona Artificial

En una neurona artificial pueden identificarse las siguientes componentes:

- **Entradas:** son las variables macroeconómicas que se le proporcionan a una Neurona y se refiere a las señales recibidas desde el entorno.
- **Salida:** es el valor que arroja la neurona como resultado de un proceso de aprendizaje y depende directamente de las entradas de los pesos.

- **Pesos o conjunto de pesos sinápticos:** son valores numéricos o parámetros estimados que expresan la importancia de cada entrada.
- **Puntos de suma:** se realiza una combinación lineal o suma de todas las entradas multiplicadas por sus correspondientes pesos.
- **Función de activación:** es una función no lineal continua, que limita el rango de salida de la neurona, y se selecciona de acuerdo al objetivo del problema. Una de las funciones más utilizadas es la tangente hiperbólica por su flexibilidad y el amplio rango de resultados que ofrece.
- **Función Tangente Hiperbólica:** El recorrido de la función está comprendido entre -1 y 1. Así definida, esta función es biyectiva. Matemáticamente, se expresa como:
 - $f: \mathbb{R} \rightarrow (-1,1)$
 - $f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$

- Dibujo 3: Tangente Hiperbólica (Redes Neuronales)



- **Umbral o sesgo:** es un valor que equivale al peso de una entrada fija e igual a 1. Significa cierto desplazamiento de la función de activación con respecto al origen del eje que representa el valor de la entrada neta. Esto permite que haya cierta flexibilidad para un mejor ajuste de la salida obtenida con la salida deseada.

6.7.3 Entrenamiento, Testeo y Generalización

En el mecanismo de aprendizaje aplicado en este estudio, se separan las fases de entrenamiento y aplicación de red, y por corrección de error, donde el ajuste de los ponderadores obedece al error respecto de la respuesta deseada. Para el entrenamiento de la red los datos muestrales se dividieron en tres conjuntos disjuntos:

- **Entrenamiento:** conjunto que contiene los ejemplos que servirán para la modificación de los conectores neuronales.
- **Testeo:** fracción de los datos muestrales que no participa directamente en el entrenamiento de la red. Durante el proceso de aprendizaje, a intervalos regulares, se evaluó el desempeño de la red en este conjunto para verificar el cumplimiento de la meta en algún indicador crítico, como por ejemplo máximo error cuadrático medio deseado. Una vez alcanzado el valor meta se detuvo el entrenamiento (*early-stopping*).
- **Evaluación:** conjunto de datos que no participan ni directa ni indirectamente del proceso de aprendizaje. Los datos del conjunto de evaluación son los que se utilizan para la evaluación de las proyecciones fuera de muestra.

Una de las características más interesantes de las redes neuronales es la capacidad de aprendizaje adaptativo, es decir, éstas aprenden a realizar tareas mediante un proceso de entrenamiento con ejemplos que se proporcionan a la misma.

El mecanismo de entrenamiento, llamado también algoritmo de entrenamiento, es el proceso por el cual una red neuronal modifica sus pesos en respuesta a una información de entrada. Este proceso involucra la destrucción, modificación y creación de conexiones entre las neuronas. La creación de una nueva conexión implica que el peso de la misma pasa a tener un valor distinto de cero, una conexión destruye cuando su peso pasa a ser cero.

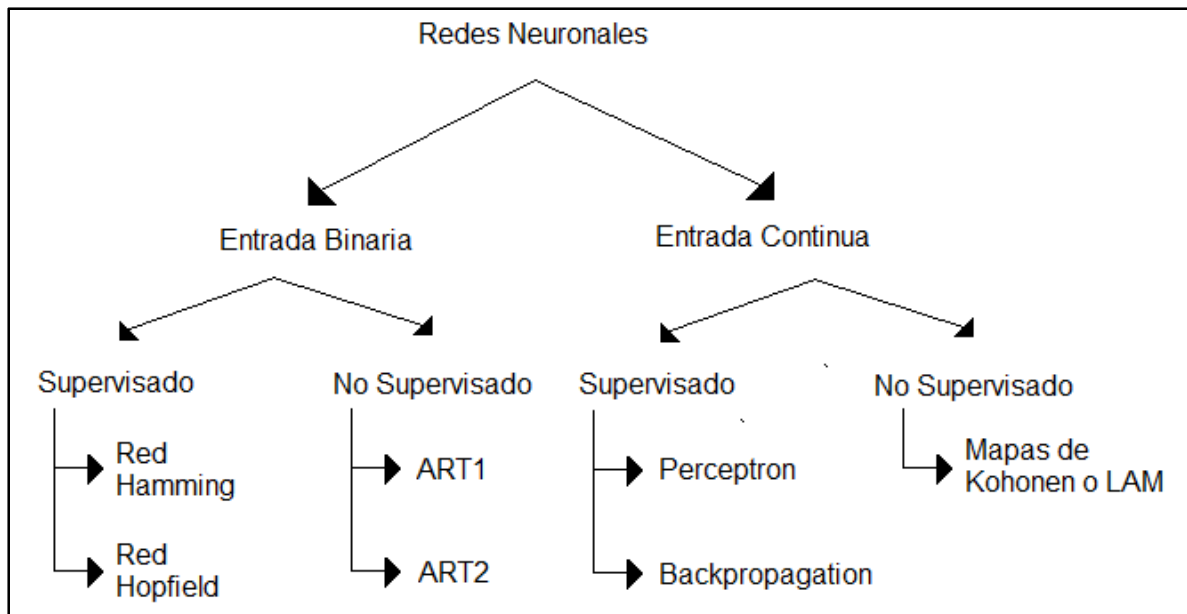
Debido a su adecuación para solucionar problemas de predicción y a que se dispone de un conjunto de datos que sirven como supervisor.

Una buena generalización requiere que las entradas de la red contengan suficiente información en relación con la salida deseada, el número de patrones de entrenamiento sea suficientemente grande y representativo del conjunto de casos que se desee generalizar y se debe tener en cuenta que, cambios grandes en las entradas producen cambios grandes en las salidas.

La capacidad de generalización se mide en función del mínimo error cuadrático medio, de igual manera que en la fase de entrenamiento.

6.7.3.1 Las redes supervisadas: el perceptrón multicapa

Dibujo 4: Clasificación General de las Redes Neuronales

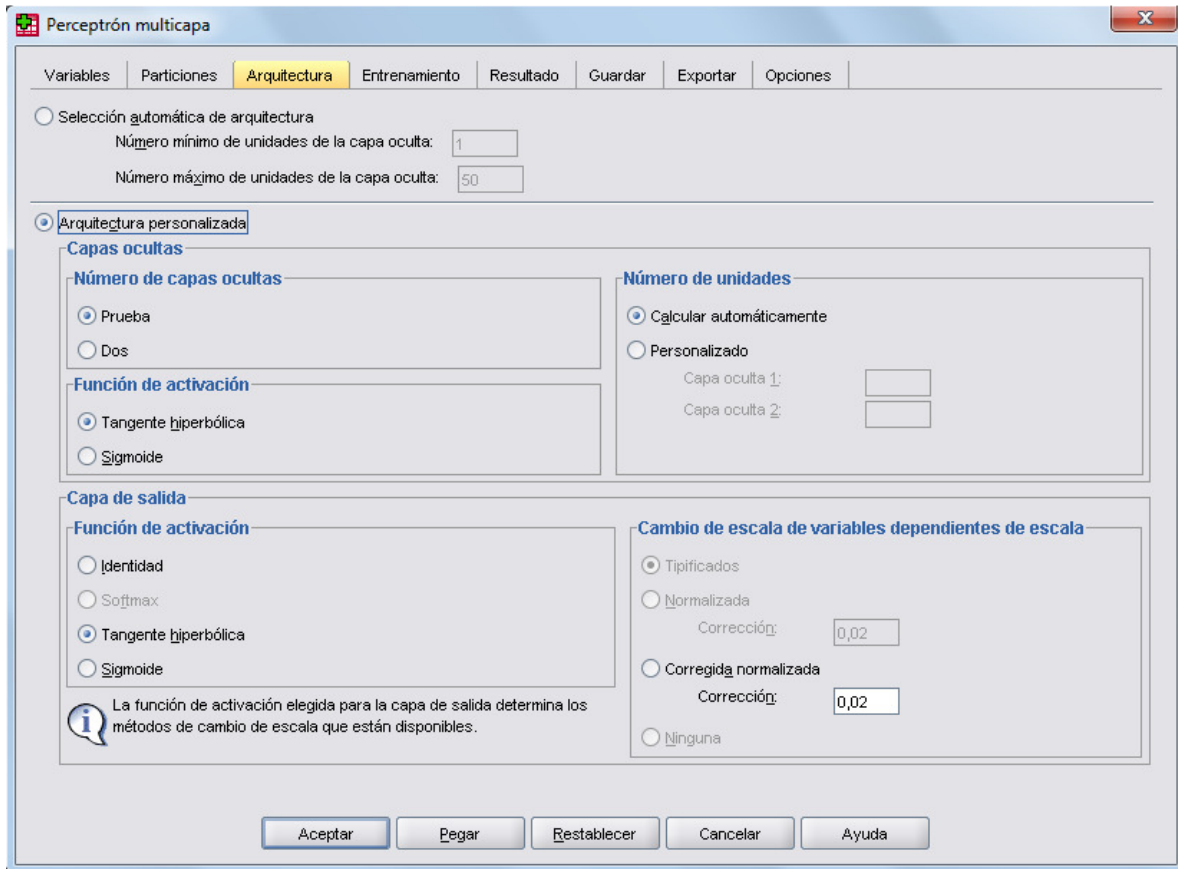


La red neuronal supervisada más utilizada es la denominada Perceptrón Multicapa o MLP (*MultiLayer Perceptron*). Esta es una red de varias capas, usualmente tres (entrada, oculta y salida) que utiliza alguna función de transferencia en la capa oculta. Contiene al menos una capa oculta con suficientes unidades no lineales puede aproximar cualquier tipo de función o relación continua entre un grupo de variables de entrada y salida. Esta propiedad convierte a las redes perceptrón multicapa en herramientas de propósito general, flexibles y no lineales.

Para que una red neuronal descubra las conexiones no lineales entre dos conjuntos de datos hay que entrenarla. Para esto se le presentan a la red los datos de entrada y los resultados queridos por el analista. La red, utilizando de manera reiterada un algoritmo, denominado de aprendizaje, irá modificando los pesos, (que en el inicio de la red tienen un valor aleatorio) una y otra vez hasta que el error sea cero. Este algoritmo comienza por inicializar los parámetros libres (pesos y umbrales) en cero y posteriormente se estimula la red con un vector de entrada.

Una vez entrenada, se le presentan nuevos datos y se hace un test para comprobar la bondad del conjunto de pesos. Si no es satisfactorio se vuelve a ajustar los pesos. Cuando la red es testada y ofrece un rendimiento óptimo, ya está lista para trabajar. Este tipo de redes neuronales se les denomina supervisadas, debido a que al introducir los datos, la red, en la fase de entrenamiento, puede calcular el error que comete y modificar los pesos sinápticos con el objetivo de disminuir este error. Si la salida de la neurona iguala al valor deseado, no se modifican los pesos, mientras que en el caso general, hay una búsqueda del mínimo error.

Dibujo 5: Perceptrón Multicapa - SPSS



6.7.4 Etapa de funcionamiento

Cuando se presenta un patrón p de entrada $X^p: x_1^p, \dots, x_i^p, \dots, x_N^p$, éste se transmite a través de los pesos w_{ji} desde la capa de entrada hacia la capa oculta. Las neuronas de esta capa intermedia transforman las señales recibidas mediante la aplicación de una función de activación proporcionando, de este modo, un valor de salida. Este se transmite a través de los pesos V_{kj} hacia la capa de salida, donde aplicando la misma operación que en el caso anterior, las neuronas de esta última capa proporcionan la salida de la red.

Este proceso se resume en lo siguiente:

- (i) La entrada total o neta que recibe una neurona oculta

$$net_j^p = \sum_{i=1}^N w_{ji} x_i^p + \theta_j$$

Donde θ_j es el umbral de la neurona que se considera como un peso asociado a una neurona ficticia con valor de salida igual a 1.

- (ii) El valor de salida de la neurona oculta y_k^p , se obtiene aplicando una función $f(\cdot)$ sobre su entrada neta:

$$y_j^p = f(\text{net}_j^p)$$

- (iii) De igual forma, la entrada neta que recibe una neurona de salida k :

$$\text{net}_k^p = \sum_{j=1}^H v_{kj} y_j^p + \theta_k$$

- (iv) Por último, el valor de salida de la neurona de salida k es:

$$y_k^p = f(\text{net}_k^p)$$

6.7.5 Etapa de aprendizaje

En la etapa de aprendizaje, el objetivo es hacer mínimo el error entre la salida obtenida por la red y la salida deseada.

La función de error que se pretende minimizar para cada patrón p viene dada por:

$$E^p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (d_k^p - y_k^p)^2$$

Donde d_k^p es la salida deseada para la neurona de salida k ante la presentación del patrón p .

A partir de esta expresión se puede obtener la modificación de los pesos mediante la técnica conocida como gradiente decreciente. El gradiente toma la dirección que determina el incremento más rápido en el error, mientras que la dirección opuesta, es decir, la dirección negativa, determina el decremento más rápido en el error.

A nivel práctico, la forma de modificar los pesos de forma iterativa (n = número de iteraciones) consiste en aplicar la regla de la cadena a la expresión del gradiente y añadir una tasa de aprendizaje η . Así, en una neurona de salida:

$$\Delta v_{kj}(n+1) = -\eta \frac{\partial E^p}{\partial v_{kj}} = \eta \sum_{p=1}^P \delta_k^p y_j^p$$

Donde

$$\delta_k^p = (d_k^p - y_k^p) f'(net_k^p)$$

6.7.6 Selección de las variables relevantes y procesamiento de los datos

Para obtener una aproximación funcional óptima, se deben elegir cuidadosamente las variables a emplear: se trata de incluir en el modelo las variables predictoras que realmente predigan la variable dependiente o de salida, pero que a su vez no tengan relaciones entre sí ya que esto puede provocar un sobreajuste innecesario en el modelo.

Las variables deben seguir una distribución normal o uniforme, y el rango de posibles valores debe ser aproximadamente el mismo y acotado dentro del intervalo de trabajo de la función de activación empleada en las capas ocultas y de salida de la red neuronal. Así, las variables de entrada y salida suelen acotarse en valores comprendidos entre -1 y 1 .

6.7.7 Ventajas de Redes Neuronales

Dentro de las ventajas que presentan las redes neuronales se pueden mencionar las siguientes:

- Capacidad de aprender de la experiencia de casos anteriores y del entrenamiento.
- Creación de su propia organización o representación de la información que recibe mediante una etapa de aprendizaje.
- Sistemas dinámicos y adaptables debido a que son capaces de estar constantemente cambiando para adaptarse a las nuevas condiciones.
- Solución de problemas en los cuales la información de entrada no es muy clara o está especificada de forma incompleta.

7. RESULTADOS DE LA INVESTIGACIÓN

El procedimiento de estimación de la tasa de no pago de ambos métodos para la obtención del error relativo se va a detallar a continuación:

- El método lineal utiliza la técnica de construcción y validación. En la primera etapa, se consideran 36 meses para obtener los coeficientes que serán usados para calibrar los 6 meses restantes, y así obtener un promedio que será la estimación del modelo.
- El método de las Redes Neuronales predice la tasa de no pago para los últimos 6 meses. Finalmente, se obtiene el promedio de los errores relativos.

No es conveniente considerar un número menor de meses en la etapa de construcción, puesto que los resultados pueden marcar una tendencia a un ciclo de crecimiento o de recesión, o bien, una mayor volatilidad por un menor conjunto de datos a considerar. Caso contrario, al utilizar una base de datos históricos más antigua o mayor número de meses de prueba, puede incidir o afectar futuras estimaciones ante cambios de la economía.

7.1 Incorporación del modelo de Holt

Para evitar dudas en la incorporación de Holt en el modelo lineal, se muestran los errores cuadráticos entre las estimaciones y la tasa real. En las estimaciones aparecen sólo la predicción de Holt, sólo las variables macroeconómicas (MCO s/Holt) e integradas en conjunto (MCO + Holt).

Tabla 14: Error Residual Cuadrático (Inclusión de Holt)

Error Residual Cuadrático	CHILE			ESTADO		
	Comercial	Consumo	Vivienda	Comercial	Consumo	Vivienda
MCO + HOLT	0,164%	0,052%	0,159%	0,177%	0,532%	1,201%
HOLT	0,237%	0,077%	0,184%	0,225%	0,791%	2,195%
MCO s/HOLT	0,156%	0,061%	0,297%	0,529%	0,794%	1,216%

FALABELLA			SECURITY			SIST. BANCA		
Comercial	Consumo	Vivienda	Comercial	Consumo	Vivienda	Comercial	Consumo	Vivienda
No Datos	0,032%	0,003%	0,368%	0,966%	0,590%	0,062%	0,031%	0,187%
No Datos	0,058%	0,502%	0,466%	1,171%	0,486%	0,107%	0,100%	0,294%
No Datos	0,014%	0,002%	0,548%	0,710%	0,572%	0,043%	0,045%	0,088%

Fuente: Elaboración Propia

Como se observa, la mitad de los menores errores se asocian a la combinación de Variables Macroeconómicas y Holt. Aquellos que reducen el error cuadrático son principalmente carteras de bancos con riesgos más altos, reduciendo considerablemente el error relativo. Los casos en que no muestra errores menores se debe a carteras con muy buenas estimaciones y que ese efecto de pequeño desfase en Holt incrementa levemente ese error.

7.2 Análisis de los resultados obtenidos

A continuación se van a mostrar los resultados de ambos modelos estadísticos del sistema bancario y de las 4 instituciones bancarias para cada tipo de cartera:

Método Lineal

Tabla 15: Error Relativo MCO + Holt por Tipo de Cartera

MCO + HOLT	INSTITUCIONES FINANCIERAS				
Calibraciones Junio-Noviembre 2009	CHILE	ESTADO	FALABELLA	SECURITY	SISTEMA BANCARIO
ERROR RELATIVO COMERCIAL	8,10%	12,66%	NO DATOS	3,33%	3,70%
ERROR RELATIVO CONSUMO	3,44%	7,74%	6,78%	13,88%	6,85%
ERROR RELATIVO VIVIENDA	14,70%	3,05%	6,18%	23,09%	3,28%

Fuente: Elaboración Propia

Método No Lineal³⁷

Tabla 16: Error Relativo de Redes Neuronales por Tipo de Cartera

REDES NEURONALES	INSTITUCIONES FINANCIERAS				
Calibraciones Junio-Noviembre 2009	CHILE	ESTADO	FALABELLA	SECURITY	SISTEMA BANCARIO
ERROR RELATIVO COMERCIAL	11,32%	10,06%	NO DATOS	6,17%	9,31%
ERROR RELATIVO CONSUMO	11,75%	6,56%	13,95%	5,23%	8,94%
ERROR RELATIVO VIVIENDA	7,14%	5,45%	8,40%	53,94%	5,79%

Fuente: Elaboración Propia

³⁷ Ver Anexos 10.8

En términos generales, se observa que el método lineal presenta mejores predicciones en relación al método de redes neuronales. Esto se puede comprobar al observar los menores porcentajes en el sistema bancario. Sin embargo, ambos modelos presentan errores menores de error relativo que las metodologías usadas habitualmente por estos bancos (superiores al 12%). Hay que recalcar que estos cálculos podrían mejorar indudablemente, ya que el período de estimación se encuentra en plena crisis financiera mundial con coeficientes más volátiles y un mayor riesgo de mercado.

Pese a que eran 2 modelos integrados en uno en la regresión lineal, los resultados fueron entregados de manera rápida sin mostrar dificultades en los softwares utilizados. En los test de las redes neuronales, se tenían entre 2 o 3 neuronas en la capa oculta (no complejidad de la arquitectura y un buen ajuste de los datos).

La excepción a los buenos resultados entregados por estos 2 métodos, corresponde al Banco Security en la cartera de vivienda, la cual no posee una buena calidad de sus datos. En la siguiente tabla, se puede apreciar estas inestabilidades en las tasas de cartera de vencida:

Tabla 17: Tasas de Cartera Vivienda del Banco Security

Fecha	Security - Cartera Vencida - Vivienda		
dic-07	0,507054	dic-08	0,34470526
ene-08	0,87108581	ene-09	0,34990194
feb-08	0,79692235	feb-09	0,35517175
mar-08	0,74376271	mar-09	0,31013992
abr-08	0,65160837	abr-09	0,29638944
may-08	0,60450426	may-09	0,24581037
jun-08	0,54046961	jun-09	0,244481
jul-08	0,55657997	jul-09	0,24288002
ago-08	0,5561304	ago-09	0,21122738
sep-08	0,39696564	sep-09	0,17476481
oct-08	0,41172197	oct-09	0,17354646
nov-08	0,42749268	nov-09	0,17299556

Fuente: SBIF

Cabe destacar, la fuerte baja desde noviembre del 2008 hasta finales del 2009, descendiendo este indicador en más de la mitad.

El bajo porcentaje de sus colocaciones en esta cartera unido a la crisis económica hace que se torne vulnerable. No obstante, el riesgo de este banco se ve reducido notoriamente por la cartera comercial que muestra buenas estimaciones y con gran presencia de un 85% en sus colocaciones totales.

7.3 Variables significativas para el Método Lineal

La herramienta estadística Stepwise nos da las variables con mayor poder explicativo para cada cartera. Cada banco o el sistema bancario tienen distintas variables predictoras y coeficientes que explican el comportamiento y el peso dentro del modelo. En el caso del sistema bancario, se realizó un test de Chow para ver el cambio estructural y desde esa fecha de quiebre que se detectó, se estimaron los coeficientes en el tiempo.

Se tiene que el F-Chow³⁸ es mayor a 6, por lo que se rechaza la hipótesis de estabilidad estructural.

Chow Breakpoint Test: 2007:10			
F-statistic	6.830935	Probability	0.000003
Log likelihood ratio	65.50587	Probability	0.000000

7.3.1 Sistema Bancario

Los coeficientes que aparecen en las tablas corresponden a las variables significativas de todos los datos históricos desde el año 2005. A su vez, los gráficos, comienzan desde el punto de quiebre estructural.

³⁸ Ver Anexos 10.9

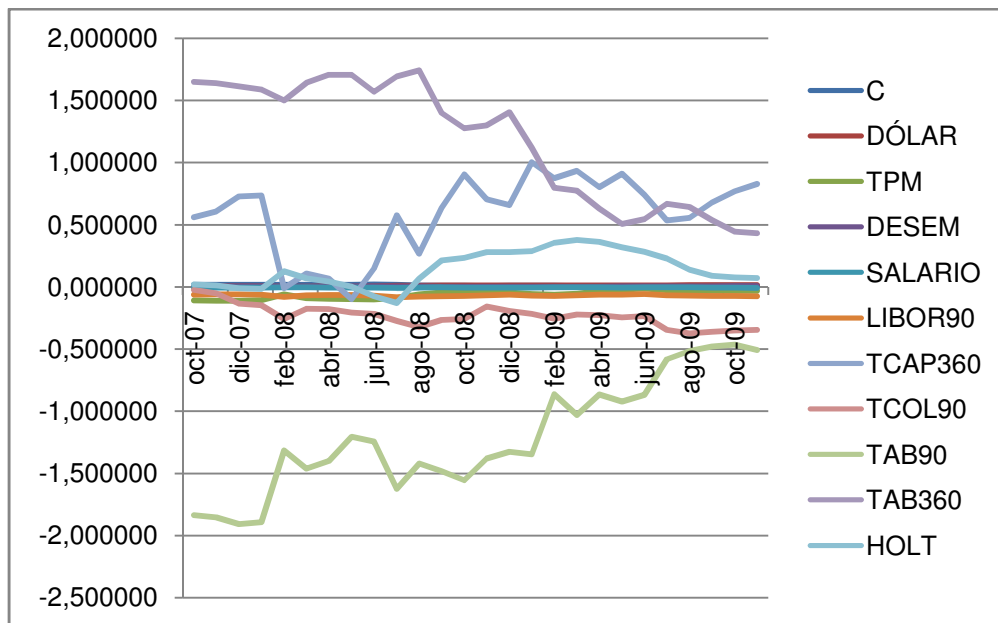
Tabla 18: Variables Relevantes MCO para Cartera Comercial

Coefficients^a

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
(Constant)	,015	,001		11,025	,000
DESEMPLEO	,002	,001	,100	2,888	,006
TPM	-,033	,012	-,328	-2,770	,008
TAB360	,894	,293	,713	3,053	,004
LIBOR90	-,102	,005	-,839	-18,829	,000
SALARIO	-,010	,001	-,558	-16,412	,000
DÓLAR	,017	,001	,357	12,590	,000
TAB90	-1,613	,396	-1,431	-4,075	,000
TIPCOL90	-,258	,078	-,298	-3,318	,002
TIPCAP360	1,385	,503	1,143	2,755	,008

Fuente: Elaboración Propia (Stepwise, SPSS)

Gráfico 9: Parámetros de Variables Relevantes para Cartera Comercial



Fuente: Elaboración Propia

Las variables que sobresalen en esta cartera, corresponden a TAB90, TAB360 y TCAP360. Tanto los parámetros de la variable TAB90 como TAB360 decrecen su peso en el tiempo. Se asocian con el costo de prestar capital y un mayor de riesgo de las instituciones bancarias y de deudores.

Tabla 19: Variables Relevantes MCO para Cartera Consumo

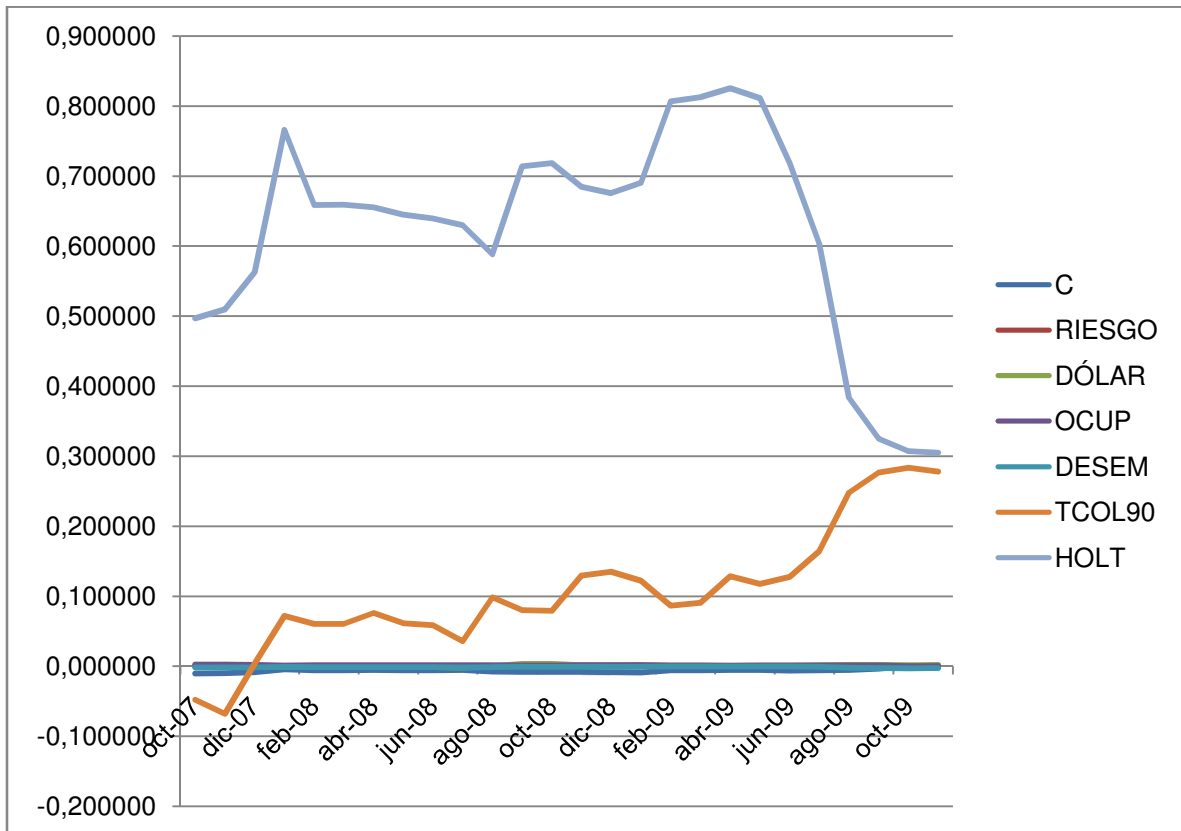
Coefficients^a

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
(Constant)	-,011	,003		-3,105	,003
TCOL90	,438	,030	,615	14,653	,000
RIESGO	,000	,000	,149	2,021	,049
OCUPACION	,002	,000	,247	4,499	,000
DESEMPLEO	-,002	,001	-,110	-3,905	,000
DOLAR	,004	,002	,100	2,327	,024

a. Dependent Variable: CONSUMO

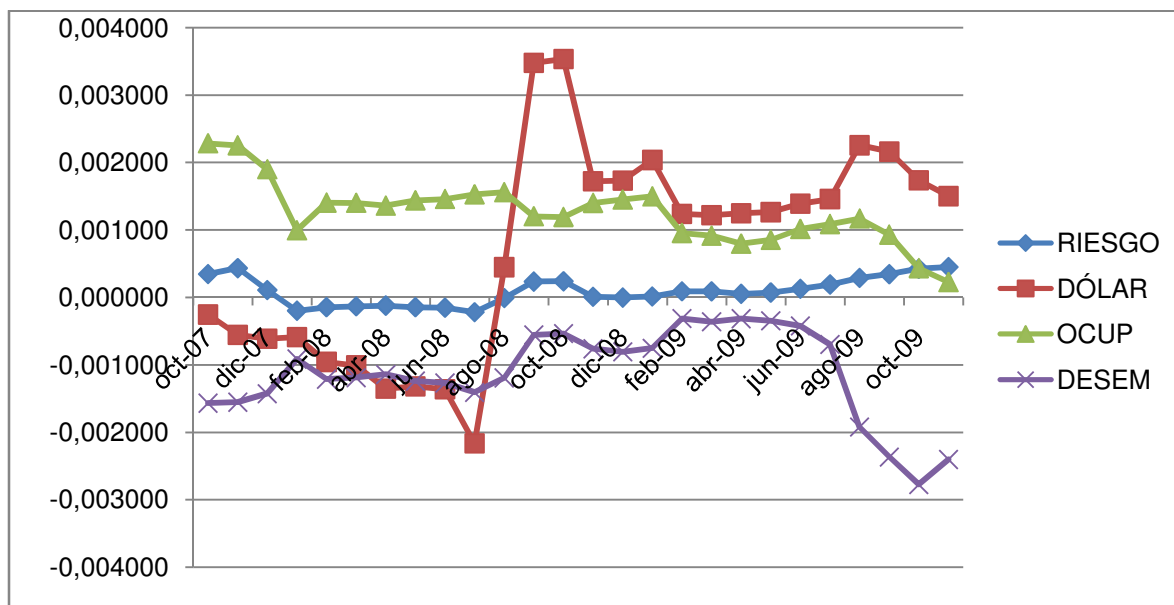
Fuente: Elaboración Propia (Stepwise, SPSS)

Gráfico 10: Parámetros de Variables Relevantes para Cartera Consumo



Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 11: Parámetros de Variables Relevantes sin HOLT y TCOL90



Fuente: Elaboración Propia

El efecto de la variable de Holt como ajuste del modelo presenta una gran importancia en explicar las volatilidades que presenta la cartera de consumo. TCOL90 es aquella que presenta un efecto contrario al coeficiente de Holt para contrarrestar a dicha variable. La evolución de los spreads entre las tasas de colocación de 30 a 89 días y las tasas de captación de los préstamos bancarios en este período de crisis financiera.

Al eliminar las 2 variables antes mencionadas y el intercepto, se nota el cambio fuerte que experimenta el Dólar que se aprecia considerablemente ante la relevancia que muestra el tipo de cambio por ser una moneda dura por el efecto de la crisis. Ese trimestre de ese año es la fecha comienzo de la crisis en nuestro país. Adicionalmente, la baja ostensible de los commodities como el precio del cobre desde máximos históricos en meses anteriores.

Tabla 20: Variables Relevantes MCO para Cartera Vivienda

Coefficients^{a,b}

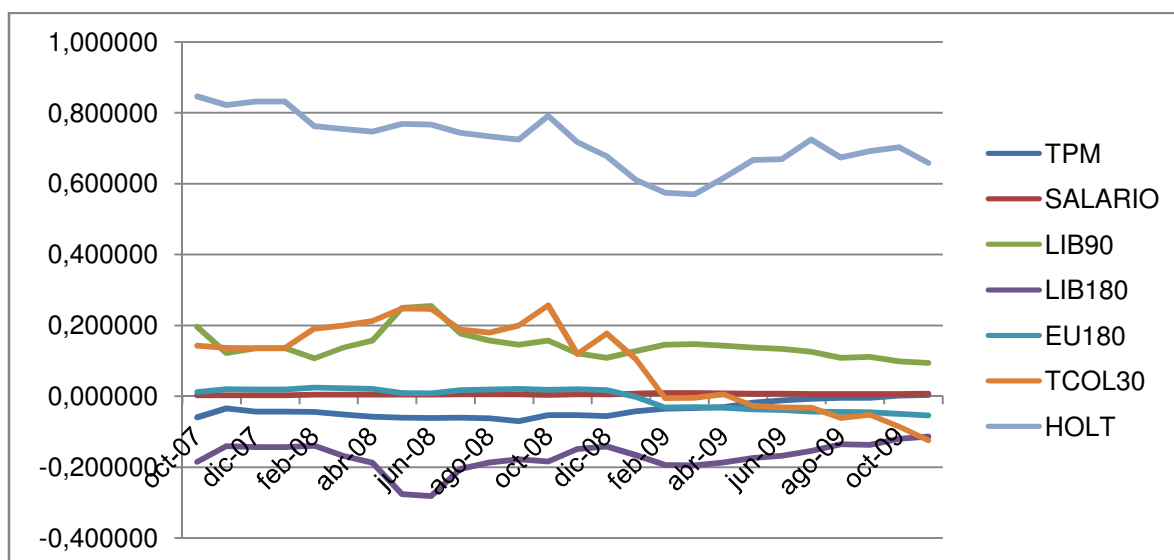
Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
LIBOR180	-,238	,049	-,876	-4,811	,000
SALARIO	,016	,000	1,630	59,192	,000
TPM	-,041	,013	-,188	-3,106	,003
LIBOR90	,165	,047	,594	3,482	,001
EURIBOR180	-,037	,011	-,116	-3,364	,001
TIPCOL30	-,230	,113	-,122	-2,035	,047

a. Dependent Variable: VIVIENDA

b. Linear Regression through the Origin

Fuente: Elaboración Propia (Stepwise, SPSS)

Gráfico 12: Parámetros de Variables Relevantes para Cartera Vivienda



Fuente: Elaboración Propia

No se observan variaciones significativas en los parámetros. Todas las variables excepto Holt, se encuentran en el intervalo de -0,2 a 0,2, las que individualmente no tienen un peso significativo. Holt tiene un peso mayor por el ajuste y se atribuye a la dificultad de deudores de pagar el dividendo de su casa o departamento. Los bancos establecen un tope máximo de 25% por pago de dividendos sobre el ingreso de la persona, lo que incide en la tasa de no pago en períodos de inestabilidad financiera.

7.3.2 Instituciones Bancarias

Dentro del análisis particular de cada banco, en cada tipo de cartera, en general, la variable Holt posee pesos significativos respecto a las otras variables relevantes internalizando la incertidumbre característica del efecto recesivo; esto es que el modelo durante períodos de mayor inestabilidad económica pondera más la variable Holt en relación a las otras debido a su buen ajuste. En cambio en períodos de menor incertidumbre, se vuelve a estabilizar el modelo, bajando la ponderación de Holt y con esto adquieren mayor relevancia las otras variables relevantes.

El comportamiento del Banco de Chile³⁹ es muy similar al mercado, donde las variables relevantes con mayor preponderancia en comercial y consumo también destacan en el sistema bancario. Esto sucede con TAB360 en la cartera comercial en que los costos financieros y administrativos a largo plazo son mayores por tratarse de un alto porcentaje de monto de empresas en el segmento de más 500.000 UF con un poder de negociación alto, que cambian la deuda de corto a largo plazo. Tanto Holt como TAB360 decrecen en el tiempo su ponderación, y considerando un 65,73% de colocaciones de esta cartera, induce a una disminución del riesgo. En el caso de consumo, la TIPCOL 90 no muestra un peso significativo. En vivienda, ocurre situación parecida en el que Holt amortigua los mayores riesgos de créditos de personas en el no pago.

La cartera comercial y consumo del Banco Estado⁴⁰, tienen a Holt como variable principal y con una disminución en su peso relativo. Aparece TIPCOL90 y TIPCOL30 en torno a parámetros cercanos a 0,2 y 0,3 respectivamente que no repercuten fuertemente. No obstante, el riesgo aumenta considerablemente en vivienda, con EURIBOR90, EURIBOR180 y TIPCOL90 con pesos excesivamente influyentes (sobre +/- 1) en el que cualquier variación en los datos macroeconómicos de estas variables pueden afectar las estimaciones. Al tratarse un banco que va enfocado a empresas e hipotecario, y en el que destaca en ambos TIPCOL90, es importante analizar el efecto que presenta dicha variable en cuanto al aumento de los spreads de 30 a 89 días.

En el Banco Falabella⁴¹, se observa una reducción a la mitad del peso de Holt por un menor riesgo de la cartera consumo por mejoras en la actividad económica. TIPCOL90 y TIPCOL360 muestran una baja influencia y junto a la baja experimentada en Holt, tienden a presentar riesgos menores. En la cartera de vivienda, los parámetros son muy pequeños, en donde cualquier variación de los datos de las variables relevantes no va a ser significativo en la estimación.

³⁹ Ver Anexos 10.7.1

⁴⁰ Ver Anexos 10.7.2

⁴¹ Ver Anexos 10.7.3

A pesar que la cartera consumo tiene EURIBOR90 y EURIBOR180 cercanos a +/- 0,8 en la ponderación o la cartera de vivienda con una disminución de la TAB30 en el Banco Security⁴², cabe destacar a la cartera comercial como relevante para este banco debido a que presenta un 82,04% de las colocaciones, destacando sólo la variable de Holt.

8. CONCLUSIONES

En este capítulo se exponen las conclusiones y comentarios relativos al trabajo de título. Primero, se plantea la necesidad de la cual se hacen cargo los objetivos. Luego, se destacan los resultados obtenidos en su desarrollo. Finalmente, se discuten las oportunidades que surgen en este trabajo, así como las limitaciones.

El uso de variables macroeconómicas como parte del modelo entrega resultados satisfactorios ya que un cambio de tendencia del ciclo económico tiene un efecto importante en las tasas de cartera vencida y en las variables explicativas.

En base a los datos disponibles, que consideran períodos de crisis, crecimiento e inestabilidades de las monedas duras, el modelo MCO con Holt muestra mejor comportamiento que las redes neuronales y los modelos microeconómicos, y en términos de aplicabilidad es más sencillo por parsimonia, métodos conocidos y las buenas propiedades (ajuste a la tendencia, parámetros interpretables).

Pese a que el método de mínimos cuadrados ordinarios tiene un buen ajuste (R^2), no es adecuado utilizar todas las variables macroeconómicas, puesto que resultan modelos que son difíciles de analizar y explicar, y a su vez, como consecuencia del sobreajuste, los coeficientes se tornan inestables. La eliminación de variables no significativas va mejorando levemente el ajuste y entregando modelos más parsimoniosos para cada tipo de cartera. Por otro lado, la incorporación de una etapa previa al análisis, en la que se selecciona las variables relevantes (*Stepwise*) es un aporte para la metodología que se propone, ya que esto simplifica el modelo y evita el sobreajuste sin mermar la precisión del modelo.

Como se mostró, la incorporación de la variable obtenida mediante Holt presenta, en general, un mejor comportamiento en cuanto al ajuste de la serie. Esto es atribuible al buen ajuste que presenta la serie de datos de Holt por sí sola, la cual "sigue" muy bien la tendencia aunque con un cierto desfase. Lo último es consecuencia de la construcción misma del modelo la cual basa la estimación para $t+1$ fuertemente en el valor en t . Se puede concluir que la incorporación de la variable Holt, además de ser significativa para el modelo, contribuye fuertemente en la disminución del error.

Considerando que uno de los aspectos mas críticos en los análisis financieros ocurre cuando se debe estudiar un periodo de crisis, se procedió a evaluar el modelo

⁴² Ver Anexos 10.7.4

propuesto en dicho periodo comprendido entre octubre de 2007 y noviembre de 2009. Dicho intervalo se validó con el debido test de Chow el cual arrojó quiebre estructural para ese periodo. Se puede concluir que el modelo también es confiable en este marco y que muestra una gran adaptación a las condiciones macroeconómicas. Por ejemplo, en la cartera consumo, el análisis de los parámetros indica claramente cómo durante la crisis el modelo comienza a ponderar fuertemente la variable Holt, lo cual resulta claro ya que en ese periodo de incertidumbre, la mejor predicción del mañana se basa en el presente. Posteriormente, cuando la crisis va en retirada, el coeficiente (derivada) disminuye y se estabiliza: adaptación.

Sobre lo anterior, el cambio de signo en algunos coeficientes resulta interesante. En el caso de CONSUMO, se observa como el coeficiente asociado al dólar cambia abruptamente de signo, pasando de negativo a positivo después de agosto de 2008. Esto se explica en parte por la desconfianza reinante respecto del dólar al inicio de la crisis que levanta múltiples especulaciones sobre la fortaleza de la divisa y el eventual cambio de moneda por parte de EEUU.

Como conclusión general respecto de MCO, se evidencia una clara mejoría del ajuste al incluir HOLT por un lado, y por otro, la interpretación que se puede hacer de los coeficientes (beta) en cuanto a su signo principalmente se ajustan a la razón y la intuición, prueba de que el proceso iterativo de selección y eliminación de variables realizado evita el sobreajuste y da poder de interpretación de variables.

En terminos generales, el método lineal presenta mejores predicciones que el método de redes neuronales al considerar las instituciones bancarias independientes y el sistema bancario. Ambos modelos presentan errores relativos menores al 12% en la mayoría de los cálculos, lo que es inferior a las metodologías de *credit scoring* usadas por estos bancos (superiores al 12%).

Para este estudio en particular, el modelo clásico de redes neuronales de una capa si bien entregó resultados razonables e incluso mejores a los métodos microeconómicos. No obstante, no superó el método lineal. En este aspecto surgen opciones de mejora a este estudio, por ejemplo, utilizando redes neuronales multicapa con *backpropagation*.

Respecto a la existencia de rezagos, se pudo observar como algunas variables macroeconómicas se anticiparon aproximadamente cinco meses al comportamiento del segmento consumo (tasas de cartera de vencida) del sistema bancario. Este desfase fue considerado en el modelo lineal con buenos resultados.

En ningún caso se sostiene que estos modelos sean los mejores para resolver el problema, y es aquí en donde se abre la posibilidad a nuevas investigaciones, que puedan utilizar los modelos propuestos y contrastarlos con los resultados obtenidos por este trabajo

9. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. HULL, JOHN C. 2002. Introducción a los mercados de futuros y opciones.
2. MYERS, STEWART y BREALEY, RICHARD. 1997. Fundamentos de Finanzas Corporativas.
3. DEGROOT, MORRIS. 1988. Probabilidad y Estadística.
4. SBIF. Normas Capítulo 3.
5. FAUNDEZ MADARIAGA, SEBASTIAN CARLOS. Universidad de Chile, Facultad de Economía y Negocios, Agosto 2008. Estimación de un Modelo de Riesgo de Crédito para Chile: Gasto en Provisiones. Memoria.
6. LAEVEN, L. 2003. Loan loss provisioning and economic slowdowns: too much, too late? Journal of Financial Intermediation 12, 178-197.
7. DE LIS, F. S. 2001. Credit growth, problem loans and credit risk provisioning in Spain, BIS Papers no 1, 331-353.
8. PAIN, D. 2003. The provisioning experience of the mayor UK banks: a small panel investigation, Working Paper no. 177, Bank of England, London.
9. BANCO CENTRAL. Segundo Semestre Año 2008 y Primer Semestre Año 2009. Informe de Estabilidad Financiera.
10. ROSS, SHELDON M. 2002. Introduction to Probability and Statistics for Engineers and Scientists. Third Edition. Department of Industrial Engineering and Operations Research University of California, Berkeley.
11. ZURITA, FELIPE. Septiembre 2006. La Predicción de la Insolvencia de Empresas Chilenas.
12. PASIOURAS, F., GAGANIS, C. y DOUMPOS, M. Agosto 2006. A multicriteria discrimination approach for the credit rating of Asian banks.
13. DIOSDADO, ALEJANDRO. Septiembre 2007. El Actuario y la Gestión basada en Riesgo. Ernst & Young, México.
14. BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS. Diciembre 2009. BIS Quarterly Review. International banking and financial market developments.

10. ANEXOS

10.1 Categorías de Riesgo

Tabla 21: Categorías de Riesgo Crediticio

Categorías	Significado
A1	Deudor tiene la más alta calidad crediticia. Esta categoría se asigna sólo a deudores con una capacidad de pago extremadamente fuerte para cumplir sus obligaciones financieras. Es muy improbable que eventos adversos puedan afectarla.
A2	Deudor tiene una muy alta calidad crediticia. La capacidad de pago de sus obligaciones financieras es muy fuerte. Eventos previsibles no afectan esta capacidad en forma significativa.
A3	Deudor tiene una buena calidad crediticia. La capacidad de pago de sus obligaciones financieras es fuerte. Sin embargo, esta capacidad es ligeramente susceptible al cambio de circunstancias o en las condiciones económicas en relación con deudores en categorías más altas.
B1	Deudor tiene una buena calidad crediticia. La capacidad de pago de sus obligaciones financieras es adecuada o suficiente, pero es más susceptible al cambio de circunstancias o condiciones económicas adversas.
B2	Deudor tiene una suficiente capacidad de pago pero puede deteriorarse ante condiciones económicas adversas. El deudor cuenta actualmente con cierta holgura en su capacidad para cumplir sus obligaciones financieras pero esta es variable.
B3	Deudor tiene una baja capacidad de pago y actualmente es algo vulnerable ya que dispone de poca holgura para cumplir sus obligaciones financieras. El deudor está en cumplimiento de sus obligaciones pero su capacidad de pago depende de condiciones de negocios y económicas favorables.
C	Deudor es vulnerable ya que dispone de una mínima holgura para cumplir sus obligaciones financieras. La capacidad del deudor para cumplir sus obligaciones financieras depende de condiciones de negocios y económicas favorables.

Fuente: "Compendio de Normas Contables SBIF"

10.2 Cartera de Colocaciones

Tabla 22: Cartera de Colocaciones

Colocaciones Comerciales
Préstamos comerciales Créditos de comercio exterior Préstamos hipotecarios para fines generales Operaciones de factoraje Operaciones de Leasing Otros créditos y cuentas por cobrar
Colocaciones para Vivienda
Préstamos con letras de crédito Préstamos con mutuos hipotecarios endosables Otros créditos con mutuos de vivienda Operaciones de Leasing
Colocaciones de Consumo
Créditos de consumo en cuotas Deudores por tarjetas de crédito Contrato leasing consumo Otros préstamos consumo

Fuente: SBIF

10.3 Número de Deudores y Monto de sus Obligaciones por Tipo de Cartera y Tramos de Deuda

Tabla 23: Número de Deudores por Tramos de Deuda

	COMERCIAL	CONSUMO	VIVIENDA	TOTAL
TRAMO DE DEUDA (UF)	N° Deudores	N° Deudores	N° Deudores	N° Deudores
Hasta 20 UF	261.476	897.824	15.803	1.175.103
Más de 20 UF hasta 50 UF	106.959	575.147	29.066	711.172
Más de 50 UF hasta 200 UF	208.195	1.007.385	164.893	1.380.473
Más de 200 UF hasta 400 UF	75.252	358.094	176.196	609.542

Más de 400 UF hasta 1.000 UF	69.798	202.345	188.504	460.647
Más de 1.000 UF hasta 3.000 UF	58.702	44.860	223.309	326.871
Más de 3.000 UF hasta 10.000 UF	25.361	2.373	47.981	75.715
Más de 10.000 UF hasta 50.000 UF	9.285	64	1.334	10.683
Más de 50.000 UF hasta 200.000 UF	2.779	-	4	2.783
Más de 200.000 UF hasta 500.000 UF	843	-	-	843
Más de 500.000 UF	689	-	-	689
TOTAL	819.339	3.088.092	847.090	4.754.521

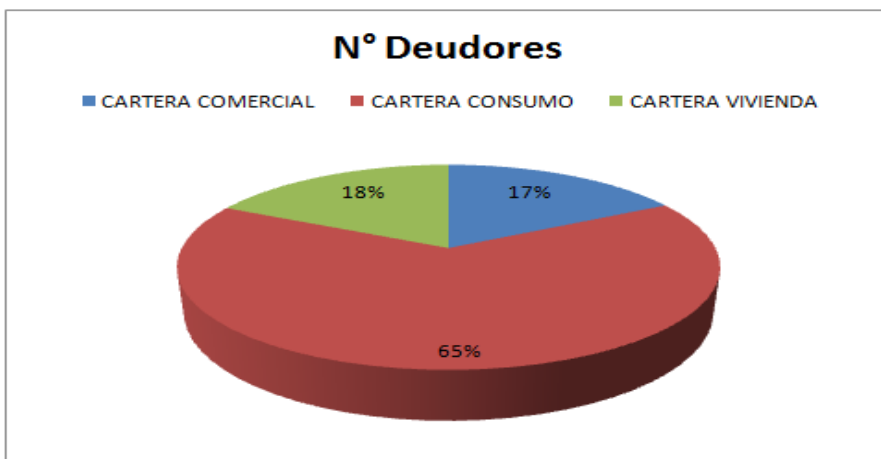
Fuente: Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras – SBIF – Diciembre 2009

Tabla 24: Monto por Tramos de Deuda (en MM\$)

	COMERCIAL	CONSUMO	VIVIENDA	TOTAL
TRAMO DE DEUDA (UF)	Monto	Monto	Monto	Monto
Hasta 20 UF	\$ 23.384	\$ 144.867	\$ 4.352	\$ 172.603
Más de 20 UF hasta 50 UF	\$ 77.506	\$ 412.307	\$ 21.979	\$ 511.792
Más de 50 UF hasta 200 UF	\$ 475.996	\$ 2.305.602	\$ 444.638	\$ 3.226.236
Más de 200 UF hasta 400 UF	\$ 451.053	\$ 2.152.225	\$ 1.111.281	\$ 3.714.559
Más de 400 UF hasta 1.000 UF	\$ 979.356	\$ 2.568.000	\$ 2.698.289	\$ 6.245.645
Más de 1.000 UF hasta 3.000 UF	\$ 2.153.291	\$ 1.418.650	\$ 8.091.530	\$ 11.663.471
Más de 3.000 UF hasta 10.000 UF	\$ 2.801.021	\$ 208.842	\$ 4.586.948	\$ 7.596.811
Más de 10.000 UF hasta 50.000 UF	\$ 4.156.639	\$ 20.408	\$ 378.788	\$ 4.555.835
Más de 50.000 UF hasta 200.000 UF	\$ 5.961.823	-	\$ 5.291	\$ 5.967.114
Más de 200.000 UF hasta 500.000 UF	\$ 5.632.452	-	-	\$ 5.632.452
Más de 500.000 UF	\$ 29.502.398	-	-	\$ 29.502.398
TOTAL	\$ 52.214.919	\$ 9.230.901	\$ 17.343.096	\$ 78.788.916

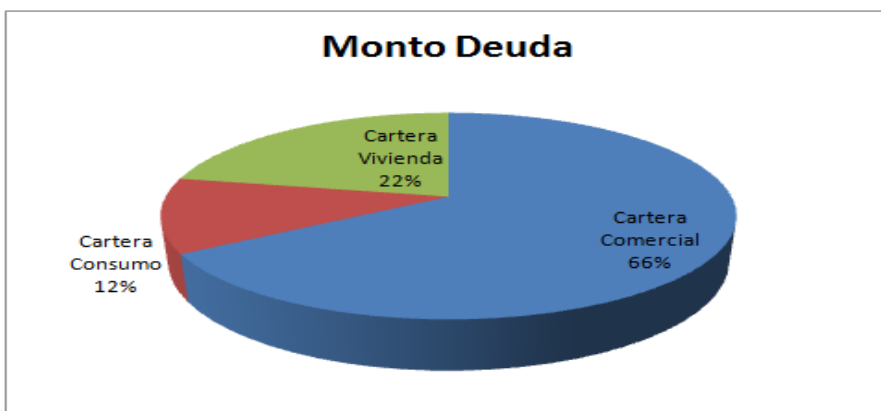
Fuente: Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras – SBIF – Diciembre 2009

Gráfico 13: Número de Deudores por Tipo de Cartera



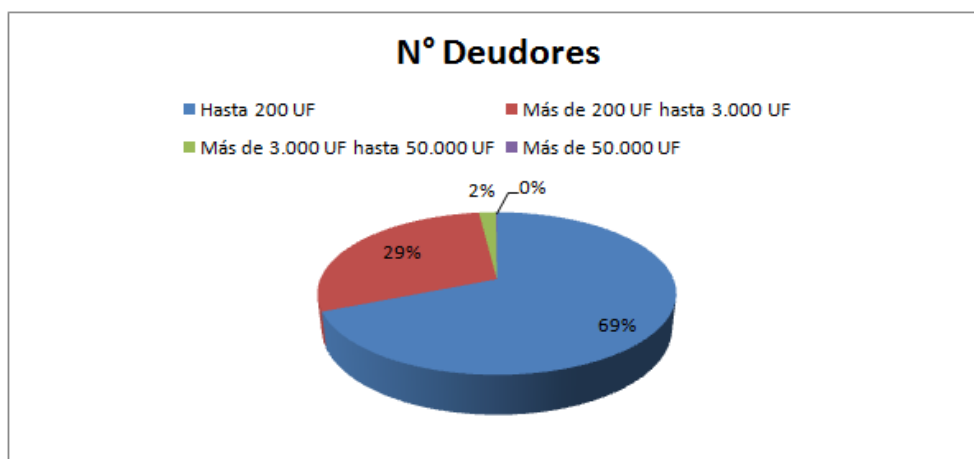
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 14: Monto de Deuda por Tipo de Cartera



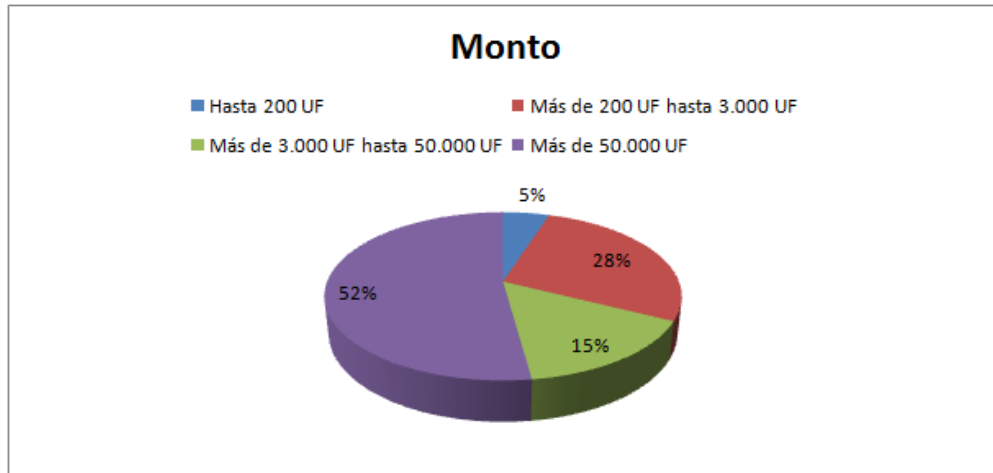
Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 15: Número de Deudores por Tramos de Deuda



Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 16: Monto por Tramos de Deuda



Fuente: Elaboración Propia

10.5 Correlaciones de los retornos de las variables

Tabla 25: Correlaciones entre las variables macroeconómicas y la tasa de no pago para cada cartera del sistema bancario

		IPC	RIESGO	DÓLAR	EURO	TPM	IPEC	OCUPACIÓN	DESEMPLEO	SALARIO	IMACEC	LIBOR90
COMERCIAL	Pearson Correlation	,061	,211	,497**	,466**	-,620**	,169	-,367**	,800**	,689**	-,661**	-,928**
	Sig. (2-tailed)	,679	,146	,000	,001	,000	,246	,009	,000	,000	,000	,000
	N	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49
CONSUMO	Pearson Correlation	,434**	,755**	,728**	,589**	,208	-,543**	,123	,014	,420**	-,384**	-,186
	Sig. (2-tailed)	,002	,000	,000	,000	,152	,000	,399	,926	,003	,006	,201
	N	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49
VIVIENDA	Pearson Correlation	-,382**	-,251	,189	,147	-,907**	,462**	-,622**	,747**	,370**	-,625**	-,706**
	Sig. (2-tailed)	,007	,082	,193	,313	,000	,001	,000	,000	,009	,000	,000
	N	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49

LIBOR180	EURIBOR90	EURIBOR180	TIPCAP90	TIPCAP360	TIPCOL30	TIPCOL90	TIPCOL360	TAB30	TAB90	TAB180	TAB360	EXPORTACIONES	IMPORTACIONES
-,911**	-,741**	-,755**	-,612**	-,588**	-,568**	-,331*	-,372**	-,580**	-,574**	-,577**	-,584**	-,795**	-,515**
,000	,000	,000	,000	,000	,000	,020	,009	,000	,000	,000	,000	,000	,000
49	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49
-,137	,011	,004	,193	,183	,311*	,465**	,315*	,237	,225	,195	,148	-,531**	-,220
,349	,938	,979	,185	,209	,030	,001	,028	,101	,120	,179	,311	,000	,129
49	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49
-,714**	-,821**	-,843**	-,879**	-,864**	-,903**	-,737**	-,753**	-,869**	-,863**	-,860**	-,859**	-,547**	-,592**
,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000
49	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49	49

Fuente: Elaboración Propia en SPSS

Tabla 26: Retornos nominales anuales entre variables macroeconómicas

	IPC	RIESGO	DÓLAR	EURO	TPM	IPEC	OCUPACION	DESEMPLEO	SALARIO	IMACEC	LIBOR 90	LIBOR 180	EURIBOR 90	EURIBOR 180
IPC	1	0,7921455	0,2480342	0,3253313	0,6037458	-0,7069296	0,3265008	0,0982785	0,7118137	0,0387463	-0,3174769	-0,3270636	0,3987388	0,3883248
RIESGO	0,7921455	1	0,7046029	0,5310834	0,4033998	-0,6098275	0,0256225	0,1213127	0,6571474	-0,3415799	-0,3774121	-0,3561333	0,0897158	0,0829987
DÓLAR	0,2480342	0,7046029	1	0,6848703	-0,1367450	-0,3097699	-0,3172710	0,1868853	0,4328906	-0,6565359	-0,3838284	-0,3352657	-0,3909086	-0,3900308
EURO	0,3253313	0,5310834	0,6848703	1	-0,0609281	-0,5950781	-0,0510456	0,1279632	0,4277982	-0,2403312	-0,4770437	-0,4674542	-0,0192931	-0,0292661
TPM	0,6037458	0,4033998	-0,1367450	-0,0609281	1	-0,5491130	0,7126193	-0,5774974	0,0216685	0,5507177	0,4467026	0,4384163	0,8264154	0,8310124
IPEC	-0,7069296	-0,6098275	-0,3097699	-0,5950781	-0,5491130	1	-0,3656128	0,2652842	-0,5225488	-0,1833449	0,0845693	0,1035995	-0,5658629	-0,5524219
OCUPACION	0,3265008	0,0256225	-0,3172710	-0,0510456	0,7126193	-0,3656128	1	-0,4050771	-0,1890973	0,6768522	0,4119974	0,4036918	0,6665956	0,6536867
DESEMPLEO	0,0982785	0,1213127	0,1868853	0,1279632	-0,5774974	0,2652842	-0,4050771	1	0,2953410	-0,4709445	-0,7006508	-0,6671600	-0,6771943	-0,6901046
SALARIO	0,7118137	0,6571474	0,4328906	0,4277982	0,0216685	-0,5225488	-0,1890973	0,2953410	1	-0,4232040	-0,6925682	-0,7198597	-0,0997518	-0,1174332
IMACEC	0,0387463	-0,3415799	-0,6565359	-0,2403312	0,5507177	-0,1833449	0,6768522	-0,4709445	-0,4232040	1	0,5376136	0,5039791	0,7497902	0,7512752
LIBOR 90	-0,3174769	-0,3774121	-0,3838284	-0,4770437	0,4467026	0,0845693	0,4119974	-0,7006508	-0,6925682	0,5376136	1	0,9936112	0,5151195	0,5261771
LIBOR 180	-0,3270636	-0,3561333	-0,3352657	-0,4674542	0,4384163	0,1035995	0,4036918	-0,6671600	-0,7198597	0,5039791	0,9936112	1	0,4687949	0,4820750
EURIBOR 90	0,3987388	0,0897158	-0,3909086	-0,0192931	0,8264154	-0,5658629	0,6665956	-0,6771943	-0,0997518	0,7497902	0,5151195	0,4687949	1	0,9983884
EURIBOR 180	0,3883248	0,0829987	-0,3900308	-0,0292661	0,8310124	-0,5524219	0,6536867	-0,6901046	-0,1174332	0,7512752	0,5261771	0,4820750	0,9983884	1
TIP CAP 90	0,5922941	0,3620030	-0,1804209	-0,0944241	0,9888792	-0,5375889	0,7659517	-0,5640177	0,0079889	0,5794704	0,4661856	0,4539401	0,8331547	0,8335869
TIP CAP 360	0,6040811	0,3534436	-0,1891701	-0,1047507	0,9805403	-0,5262841	0,7799550	-0,5373146	0,0147854	0,5814291	0,4562659	0,4441770	0,8218557	0,8221670
TIP COL 30	0,5773184	0,4894450	0,0322101	-0,0356222	0,9611982	-0,4870150	0,6405684	-0,5732564	0,0051651	0,4241748	0,4499708	0,4528892	0,7282932	0,7377338
TIP COL 90	0,7784930	0,7082927	0,1796372	0,1813460	0,9062222	-0,6404736	0,5845717	-0,3392480	0,2629591	0,2865421	0,1527506	0,1568175	0,6497306	0,6477610
TIP COL 360	0,6051247	0,4733643	0,0713109	-0,0859306	0,8275713	-0,4483513	0,5902027	-0,3456414	0,1822323	0,2499588	0,3073163	0,3193834	0,4702020	0,4700500
TAB 30	0,6128959	0,4111924	-0,1236842	-0,0704369	0,9857627	-0,5468038	0,7525243	-0,5486700	0,0372736	0,5397504	0,4405147	0,4306768	0,8041599	0,8042964
TAB 90	0,6127891	0,3968064	-0,1410918	-0,0744026	0,9833295	-0,5389210	0,7676960	-0,5381693	0,0278218	0,5534036	0,4423028	0,4323469	0,8094983	0,8093873
TAB 180	0,6149437	0,3720442	-0,1779399	-0,0979615	0,9815776	-0,5248326	0,7717338	-0,5246294	0,0204254	0,5723232	0,4428313	0,4320882	0,8163996	0,8168764
TAB 360	0,6138527	0,3387518	-0,2195394	-0,1154783	0,9773073	-0,5103446	0,7843619	-0,5159814	0,0143320	0,5997634	0,4443761	0,4307697	0,8242361	0,8251257
EXPORTACIONES	-0,3688533	-0,5878393	-0,7222289	-0,5111209	0,2511692	0,2836568	0,2779645	-0,4055268	-0,7316133	0,7048309	0,6660833	0,6447277	0,4728310	0,4886220
IMPORTACIONES	0,3015561	-0,1619064	-0,6387025	-0,2260330	0,6548688	-0,2936908	0,7702630	-0,3153062	-0,2330949	0,8759169	0,4117964	0,3811790	0,7674887	0,7618569

	TIP CAP 90	TIP CAP 360	TIP COL 30	TIP COL 90	TIP COL 360	TAB 30	TAB 90	TAB 180	TAB 360	EXPORTACIONES	IMPORTACIONES
IPC	0,5922941	0,6040811	0,5773184	0,7784930	0,6051247	0,6128959	0,6127891	0,6149437	0,6138527	-0,3688533	0,3015561
RIESGO	0,3620030	0,3534436	0,4894450	0,7082927	0,4733643	0,4111924	0,3968064	0,3720442	0,3387518	-0,5878393	-0,1619064
DÓLAR	-0,1804209	-0,1891701	0,0322101	0,1796372	0,0713109	-0,1236842	-0,1410918	-0,1779399	-0,2195394	-0,7222289	-0,6387025
EURO	-0,0944241	-0,1047507	-0,0356222	0,1813460	-0,0859306	-0,0704369	-0,0744026	-0,0979615	-0,1154783	-0,5111209	-0,2260330
TPM	0,9888792	0,9805403	0,9611982	0,9062222	0,8275713	0,9857627	0,9833295	0,9815776	0,9773073	0,2511692	0,6548688
IPEC	-0,5375889	-0,5262841	-0,4870150	-0,6404736	-0,4483513	-0,5468038	-0,5389210	-0,5248326	-0,5103446	0,2836568	-0,2936908
OCUPACION	0,7659517	0,7799550	0,6405684	0,5845717	0,5902027	0,7525243	0,7676960	0,7717338	0,7843619	0,2779645	0,7702630
DESEMPLEO	-0,5640177	-0,5373146	-0,5732564	-0,3392480	-0,3456414	-0,5486700	-0,5381693	-0,5246294	-0,5159814	-0,4055268	-0,3153062
SALARIO	0,0079889	0,0147854	0,0051651	0,2629591	0,1822323	0,0372736	0,0278218	0,0204254	0,0143320	-0,7316133	-0,2330949
IMACEC	0,5794704	0,5814291	0,4241748	0,2865421	0,2499588	0,5397504	0,5534036	0,5723232	0,5997634	0,7048309	0,8759169
LIBOR 90	0,4661856	0,4562659	0,4499708	0,1527506	0,3073163	0,4405147	0,4423028	0,4428313	0,4443761	0,6660833	0,4117964
LIBOR 180	0,4539401	0,4441770	0,4528892	0,1568175	0,3193834	0,4306768	0,4323469	0,4320882	0,4307697	0,6447277	0,3811790
EURIBOR 90	0,8331547	0,8218557	0,7282932	0,6497306	0,4702020	0,8041599	0,8094983	0,8163996	0,8242361	0,4728310	0,7674887
EURIBOR 180	0,8335869	0,8221670	0,7377338	0,6477610	0,4700500	0,8042964	0,8093873	0,8168764	0,8251257	0,4886220	0,7618569
TIP CAP 90	1	0,9971544	0,9448463	0,8936391	0,8277830	0,9969886	0,9972696	0,9965511	0,9925099	0,2530284	0,7016657
TIP CAP 360	0,9971544	1	0,9390936	0,8876166	0,8320156	0,9944322	0,9969617	0,9985128	0,9966547	0,2456665	0,7139145
TIP COL 30	0,9448463	0,9390936	1	0,9186356	0,8335002	0,9556813	0,9514259	0,9427999	0,9298579	0,1662020	0,5105392
TIP COL 90	0,8936391	0,8876166	0,9186356	1	0,8051114	0,9142664	0,9091090	0,8974638	0,8786011	-0,0501023	0,4611823
TIP COL 360	0,8277830	0,8320156	0,8335002	0,8051114	1	0,8424575	0,8376212	0,8328155	0,8254845	-0,0637756	0,4128849
TAB 30	0,9969886	0,9944322	0,9556813	0,9142664	0,8424575	1	0,9988009	0,9952046	0,9873480	0,2061755	0,6649009
TAB 90	0,9972696	0,9969617	0,9514259	0,9091090	0,8376212	0,9988009	1	0,9982348	0,9918963	0,2181847	0,6829563
TAB 180	0,9965511	0,9985128	0,9427999	0,8974638	0,8328155	0,9952046	0,9982348	1	0,9969077	0,2421476	0,7078894
TAB 360	0,9925099	0,9966547	0,9298579	0,8786011	0,8254845	0,9873480	0,9918963	0,9969077	1	0,2686721	0,7357984
EXPORTACIONES	0,2530284	0,2456665	0,1662020	-0,0501023	-0,0637756	0,2061755	0,2181847	0,2421476	0,2686721	1	0,5606728
IMPORTACIONES	0,7016657	0,7139145	0,5105392	0,4611823	0,4128849	0,6649009	0,6829563	0,7078894	0,7357984	0,5606728	1

Fuente: Elaboración Propia

Tabla 27: Retornos nominales anuales entre variables macroeconómicas con sustitución de puntos aberrantes por la media

	IPC	RIESGO	DÓLAR	EURO	TPM	IPEC	OCUPACION	DESEMPLEO	SALARIO	IMACEC	LIBOR 90	LIBOR 180	EURIBOR 90	EURIBOR 180
IPC	1	0,7479960	-0,0548385	0,2534263	0,3974355	-0,6127169	0,1786257	0,1461209	0,7242739	0,0040811	-0,4321900	-0,3680612	0,1245310	0,0790082
RIESGO	0,7479960	1	0,1552629	0,3786300	-0,0429439	-0,5621258	-0,2475570	0,2977772	0,7625073	-0,1427142	-0,4882435	-0,4868201	0,0808472	-0,0683300
DÓLAR	-0,0548385	0,1552629	1	0,6129596	-0,1500176	-0,2731703	-0,1357156	0,0316706	0,2843096	-0,1644296	-0,2153766	-0,1777592	0,0737782	0,0578943
EURO	0,2534263	0,3786300	0,6129596	1	-0,1930756	-0,6397109	-0,1118068	0,0811420	0,4179371	-0,1654460	-0,4179998	-0,3853852	0,0239004	-0,0402644
TPM	0,3974355	-0,0429439	-0,1500176	-0,1930756	1	-0,1986777	0,4470017	-0,3787304	0,1860846	0,0524664	0,1979193	0,1717417	0,2907166	0,4375983
IPEC	-0,6127169	-0,5621258	-0,2731703	-0,6397109	-0,1986777	1	-0,1561307	0,1351890	-0,5771700	0,0026025	0,2654705	0,2708902	-0,2955051	-0,2396437
OCUPACION	0,1786257	-0,2475570	-0,1357156	-0,1118068	0,4470017	-0,1561307	1	-0,3214148	-0,1778145	0,4517362	0,3040686	0,3439168	0,2350992	0,2746050
DESEMPLEO	0,1461209	0,2977772	0,0316706	0,0811420	-0,3787304	0,1351890	-0,3214148	1	0,2953410	-0,2906148	-0,6733922	-0,6671600	-0,4613069	-0,5105391
SALARIO	0,7242739	0,7625073	0,2843096	0,4179371	0,1860846	-0,5771700	-0,1778145	0,2953410	1	-0,4037327	-0,7088357	-0,7198597	0,0481280	-0,0270922
IMACEC	0,0040811	-0,1427142	-0,1644296	-0,1654460	0,0524664	0,0026025	0,4517362	-0,2906148	-0,4037327	1	0,4324949	0,4721116	0,4214298	0,3872494
LIBOR 90	-0,4321900	-0,4882435	-0,2153766	-0,4179998	0,1979193	0,2654705	0,3040686	-0,6733922	-0,7088357	0,4324949	1	0,9652093	0,2847382	0,3210463
LIBOR 180	-0,3680612	-0,4868201	-0,1777592	-0,3853852	0,1717417	0,2708902	0,3439168	-0,6671600	-0,7198597	0,4721116	0,9652093	1	0,2066122	0,2419121
EURIBOR 90	0,1245310	0,0808472	0,0737782	0,0239004	0,2907166	-0,2955051	0,2350992	-0,4613069	0,0481280	0,4214298	0,2847382	0,2066122	1	0,9110401
EURIBOR 180	0,0790082	-0,0683300	0,0578943	-0,0402644	0,4375983	-0,2396437	0,2746050	-0,5105391	-0,0270922	0,3872494	0,3210463	0,2419121	0,9110401	1
TIP CAP 90	0,3616521	-0,0922053	-0,1688289	-0,2188260	0,9669500	-0,1742989	0,5538261	-0,3539096	0,1561344	0,1167906	0,2309718	0,1983046	0,3298040	0,4527387
TIP CAP 360	0,3719890	-0,0793974	-0,1512207	-0,2182479	0,9470556	-0,1652289	0,5770136	-0,3058289	0,1599378	0,1225355	0,2138674	0,1837598	0,3252736	0,4427859
TIP COL 30	0,2941233	-0,0543023	-0,0761543	-0,1408550	0,8422251	-0,1226215	0,4044189	-0,4227200	0,1009941	-0,0587009	0,2406712	0,2324158	0,1289378	0,2344726
TIP COL 90	0,6681615	0,3219382	-0,0771284	0,1650837	0,7047822	-0,4817704	0,3102970	-0,1131083	0,4838042	-0,1733383	-0,1920410	-0,1859562	0,0330651	0,0811777
TIP COL 360	0,4714465	0,1534345	-0,1002965	-0,1366951	0,7381417	-0,2516820	0,3498829	-0,2175145	0,2411051	-0,0057156	0,1692759	0,1754090	-0,0120064	0,0536410
TAB 30	0,3799414	-0,0476434	-0,2056651	-0,1605294	0,8947419	-0,2306574	0,5892880	-0,3725261	0,1546026	0,0764326	0,2226739	0,1944046	0,2639834	0,3722980
TAB 90	0,3772732	-0,0601601	-0,2134841	-0,1690039	0,8866956	-0,2203900	0,6132420	-0,3545838	0,1385056	0,0944951	0,2263351	0,1978261	0,2811278	0,3858352
TAB 180	0,3854911	-0,0535926	-0,2387708	-0,2000561	0,8830105	-0,2031276	0,6140222	-0,3300262	0,1247273	0,1173159	0,2286714	0,1991620	0,3069473	0,4087318
TAB 360	0,3921298	-0,0536680	-0,1712585	-0,2410616	0,9398071	-0,1546907	0,5754019	-0,2690327	0,1538451	0,1512077	0,1983899	0,1665167	0,3498479	0,4600455
EXPORTACIONES	-0,3200829	-0,4455191	-0,5088658	-0,3653225	0,0275874	0,2155094	0,0953852	-0,3557765	-0,7174736	0,4013145	0,6114894	0,6184155	0,0593358	0,1794542
IMPORTACIONES	0,2463838	-0,0211384	-0,2123427	-0,1425244	0,1760361	-0,1575060	0,5002026	-0,0294462	-0,1400705	0,6834874	0,1822100	0,2353969	0,3708238	0,3250948

	TIP CAP 90	TIP CAP 360	TIP COL 30	TIP COL 90	TIP COL 360	TAB 30	TAB 90	TAB 180	TAB 360	EXPORTACIONES	IMPORTACIONES
IPC	0,3616521	0,3719890	0,2941233	0,6681615	0,4714465	0,3799414	0,3772732	0,3854911	0,3921298	-0,3200829	0,2463838
RIESGO	-0,0922053	-0,0793974	-0,0543023	0,3219382	0,1534345	-0,0476434	-0,0601601	-0,0535926	-0,0536680	-0,4455191	-0,0211384
DÓLAR	-0,1688289	-0,1512207	-0,0761543	-0,0771284	-0,1002965	-0,2056651	-0,2134841	-0,2387708	-0,1712585	-0,5088658	-0,2123427
EURO	-0,2188260	-0,2182479	-0,1408550	0,1650837	-0,1366951	-0,1605294	-0,1690039	-0,2000561	-0,2410616	-0,3653225	-0,1425244
TPM	0,9669500	0,9470556	0,8422251	0,7047822	0,7381417	0,8947419	0,8866956	0,8830105	0,9398071	0,0275874	0,1760361
IPEC	-0,1742989	-0,1652289	-0,1226215	-0,4817704	-0,2516820	-0,2306574	-0,2203900	-0,2031276	-0,1546907	0,2155094	-0,1575060
OCUPACION	0,5538261	0,5770136	0,4044189	0,3102970	0,3498829	0,5892880	0,6132420	0,6140222	0,5754019	0,0953852	0,5002026
DESEMPLEO	-0,3539096	-0,3058289	-0,4227200	-0,1131083	-0,2175145	-0,3725261	-0,3545838	-0,3300262	-0,2690327	-0,3557765	-0,0294462
SALARIO	0,1561344	0,1599378	0,1009941	0,4838042	0,2411051	0,1546026	0,1385056	0,1247273	0,1538451	-0,7174736	-0,1400705
IMACEC	0,1167906	0,1225355	-0,0587009	-0,1733383	-0,0057156	0,0764326	0,0944951	0,1173159	0,1512077	0,4013145	0,6834874
LIBOR 90	0,2309718	0,2138674	0,2406712	-0,1920410	0,1692759	0,2226739	0,2263351	0,2286714	0,1983899	0,6114894	0,1822100
LIBOR 180	0,1983046	0,1837598	0,2324158	-0,1859562	0,1754090	0,1944046	0,1978261	0,1991620	0,1665167	0,6184155	0,2353969
EURIBOR 90	0,3298040	0,3252736	0,1289378	0,0330651	-0,0120064	0,2639834	0,2811278	0,3069473	0,3498479	0,0593358	0,3708238
EURIBOR 180	0,4527387	0,4427859	0,2344726	0,0811777	0,0536410	0,3722980	0,3858352	0,4087318	0,4600455	0,1794542	0,3250948
TIP CAP 90	1	0,9931508	0,7902511	0,6677377	0,7308814	0,9229389	0,9231554	0,9225297	0,9828647	0,0136569	0,2783846
TIP CAP 360	0,9931508	1	0,7810506	0,6638807	0,7311814	0,9169172	0,9231480	0,9277085	0,9929005	-0,0165608	0,3040826
TIP COL 30	0,7902511	0,7810506	1	0,7569389	0,7068121	0,8874607	0,8779333	0,8622629	0,7682049	0,0115045	-0,0063417
TIP COL 90	0,6677377	0,6638807	0,7569389	1	0,7006927	0,7644721	0,7540003	0,7371642	0,6567460	-0,1815221	0,1474546
TIP COL 360	0,7308814	0,7311814	0,7068121	0,7006927	1	0,7192524	0,7095891	0,6986477	0,7146760	-0,1090033	0,1774549
TAB 30	0,9229389	0,9169172	0,8874607	0,7644721	0,7192524	1	0,9970252	0,9891786	0,9028184	0,0473604	0,2250972
TAB 90	0,9231554	0,9231480	0,8779333	0,7540003	0,7095891	0,9970252	1	0,9963265	0,9132888	0,0478685	0,2531518
TAB 180	0,9225297	0,9277085	0,8622629	0,7371642	0,6986477	0,9891786	0,9963265	1	0,9248676	0,0614636	0,2887573
TAB 360	0,9828647	0,9929005	0,7682049	0,6567460	0,7146760	0,9028184	0,9132888	0,9248676	1	-0,0071662	0,3410897
EXPORTACIONES	0,0136569	-0,0165608	0,0115045	-0,1815221	-0,1090033	0,0473604	0,0478685	0,0614636	-0,0071662	1	0,2374439
IMPORTACIONES	0,2783846	0,3040826	-0,0063417	0,1474546	0,1774549	0,2250972	0,2531518	0,2887573	0,3410897	0,2374439	1

Fuente: Elaboración Propia

Tabla 28: Número de Correlaciones sobre 0,5 o -0,5

Correlaciones	Real	Nominal	Real	Nominal
x Variable	Anual	Anual	Mes	Mes
IPC	14	14	11	3
RIESGO	14	8	2	4
DÓLAR	7	6	3	4
EURO	2	5	2	2
TPM	13	18	12	8
IPEC	12	15	1	1
OCUPACION	14	15	12	2
DESEMPLEO	3	13	2	2
SALARIO	7	7	11	1
IMACEC	15	16	3	3
LIBOR 90	14	8	11	4
LIBOR 180	14	6	11	4
EURIBOR 90	14	17	11	10
EURIBOR 180	14	17	11	9
TIP CAP 90	14	18	11	10
TIP CAP 360	6	18	6	10
TIP COL 30	14	16	11	9
TIP COL 90	7	16	6	10
TIP COL 360	6	12	6	1
TAB 30	14	18	11	9
TAB 90	6	18	7	10
TAB 180	6	18	6	10
TAB 360	7	18	6	1
EXPORTACIONES	12	9	3	3
IMPORTACIONES	6	15	3	3
Suma	255	341	179	133
Total	625	625	625	625
%	40,80%	54,56%	28,64%	21,28%

Fuente: Elaboración Propia

Tabla 29: Intervalo de correlaciones entre variables macroeconómicas

Nominal Anual	Cantidad	%	% Acumulada
[0.9, 1]	93	14,88%	14,88%
[0.8, 0.9)	56	8,96%	23,84%
[0.7, 0.8)	58	9,28%	33,12%
[0.6, 0.7)	56	8,96%	42,08%
[0.5, 0.6)	78	12,48%	54,56%
[0.4, 0.5)	84	13,44%	68,00%
[0, 0.4)	200	32,00%	100,00%
Total	625	100,00%	100,00%

Fuente: Elaboración Propia

Tabla 30: Cantidad anual de puntos aberrantes por variable macroeconómica

Nominal Anual	N° Puntos Aberrantes					
	2004	2005	2006	2007	2008	2009
IPC	0	0	0	0	1	1
RIESGO	0	0	0	0	3	4
DÓLAR	0	0	0	0	2	4
EURO	0	1	0	0	1	0
TPM	0	0	0	0	0	6
IPEC	1	0	0	1	0	2
OCUPACION	0	0	0	0	0	2
DESEMPLEO	0	0	0	0	0	0
SALARIO	0	0	0	0	0	0
IMACEC	0	0	0	0	0	5
LIBOR 90	0	0	0	0	0	1
LIBOR 180	0	0	0	0	0	0
EURIBOR 90	0	0	0	0	0	8
EURIBOR 180	0	0	0	0	0	7
TIP CAP 90	0	0	0	0	0	6
TIP CAP 360	0	0	0	0	0	6
TIP COL 30	0	0	0	0	0	5
TIP COL 90	0	0	0	0	0	4
TIP COL 360	0	0	0	0	0	3
TAB 30	0	0	0	0	0	5
TAB 90	0	0	0	0	0	5

TAB 180	0	0	0	0	0	5
TAB 360	0	0	0	0	0	6
EXPORTACIONES	0	0	1	0	0	3
IMPORTACIONES	0	0	0	0	0	6
TOTAL	1	1	1	1	7	94

Fuente: Elaboración Propia

10.6 Resultados del Sobreajuste del modelo MCO

Dibujo 7: Sobreajuste de la Cartera Comercial

Dependent Variable: COMERCIAL				
Method: Least Squares				
Date: 07/12/10 Time: 03:05				
Sample: 2004:11 2009:11				
Included observations: 61				
COMERCIAL=C(1)+C(2)*DOLAR+C(3)*EURO+C(4)*TPM+C(5) *DESEMPLEO+C(6)*SALARIO+C(7)*IMACEC+C(8)*LIBOR90 +C(9)*LIBOR180+C(10)*EURIBOR90+C(11)*EURIBOR180+C(12) *TIPCAP90+C(13)*TIPCAP360+C(14)*TIPCOL30+C(15)*TAB30 +C(16)*TAB90+C(17)*TAB180+C(18)*TAB360+C(19) *EXPORTACIONES+C(20)*IMPORTACIONES				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.014782	0.000806	18.34161	0.0000
C(2)	-0.004894	0.002666	-1.835496	0.0737
C(3)	0.003047	0.002448	1.244475	0.2204
C(4)	-0.054444	0.037050	-1.469480	0.1493
C(5)	0.000482	0.000742	0.649929	0.5194
C(6)	-0.077395	0.010640	-7.274125	0.0000
C(7)	0.000909	0.004521	0.201051	0.8417
C(8)	-0.267431	0.066500	-4.021542	0.0002
C(9)	0.268885	0.073512	3.657711	0.0007
C(10)	0.157173	0.102546	1.532702	0.1330
C(11)	-0.271132	0.106748	-2.539927	0.0150
C(12)	-1.717731	1.259390	-1.363938	0.1800
C(13)	1.004917	0.617163	1.628285	0.1111
C(14)	0.281797	0.216639	1.300763	0.2006
C(15)	-0.464254	1.051054	-0.441703	0.6610
C(16)	1.731722	1.659190	1.043715	0.3027
C(17)	-1.001605	1.533883	-0.652986	0.5174
C(18)	0.891735	0.898311	0.992680	0.3267
C(19)	-0.000448	0.000502	-0.894069	0.3765
C(20)	0.001150	0.000867	1.325712	0.1923
R-squared	0.974143	Mean dependent var	0.009988	
Adjusted R-squared	0.962161	S.D. dependent var	0.002069	
S.E. of regression	0.000403	Akaike info criterion	-12.53927	
Sum squared resid	6.64E-06	Schwarz criterion	-11.84718	
Loa likelihood	402.4476	Durbin-Watson stat	1.840137	

Fuente: Elaboración Propia en E-Views

Dibujo 8: Sobreajuste de la Cartera Consumo

Dependent Variable: CONSUMO				
Method: Least Squares				
Date: 07/12/10 Time: 04:16				
Sample(adjusted): 2005:05 2009:11				
Included observations: 55 after adjusting endpoints				
$\text{CONSUMO} = C(1) + C(2) * \text{RIESGO} + C(3) * \text{DOLAR} + C(4) * \text{EURO} + C(5) * \text{DTPM} + C(6) * \text{IPEC} + C(7) * \text{DOCUPACION} + C(8) * \text{DDESEMPLEO} + C(9) * \text{DIMACEC} + C(10) * \text{DEURIBOR90} + C(11) * \text{DEURIBOR180} + C(12) * \text{DTIPCAP90} + C(13) * \text{DTIPCAP360} + C(14) * \text{DTIPCOL30} + C(15) * \text{DTIPCOL90} + C(16) * \text{DTIPCOL360} + C(17) * \text{DTAB30} + C(18) * \text{DTAB90} + C(19) * \text{DTAB180} + C(20) * \text{DTAB360}$				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.007683	0.000398	19.29988	0.0000
C(2)	0.000452	0.000338	1.336503	0.1900
C(3)	0.003953	0.002030	1.947442	0.0595
C(4)	0.007494	0.002836	2.642785	0.0122
C(5)	0.067329	0.035306	1.907012	0.0648
C(6)	-0.007396	0.003710	-1.993202	0.0541
C(7)	-0.030529	0.013415	-2.275698	0.0291
C(8)	-0.002087	0.001141	-1.829093	0.0759
C(9)	-0.001857	0.005363	-0.346257	0.7312
C(10)	0.577933	0.161254	3.583991	0.0010
C(11)	-0.691218	0.156912	-4.405116	0.0001
C(12)	-2.793649	1.467577	-1.903579	0.0652
C(13)	3.149674	0.940171	3.350109	0.0019
C(14)	-0.327853	0.187446	-1.749055	0.0890
C(15)	7.45E-18	5.20E-18	1.430906	0.1613
C(16)	0.143511	0.122022	1.176105	0.2475
C(17)	-1.806697	1.599594	-1.129472	0.2664
C(18)	3.184089	2.340625	1.360358	0.1824
C(19)	0.429254	2.231719	0.192342	0.8486
C(20)	-2.554049	1.224367	-2.086017	0.0443
R-squared	0.948168	Mean dependent var	0.007090	
Adjusted R-squared	0.920030	S.D. dependent var	0.001584	
S.E. of regression	0.000448	Akaike info criterion	-12.30901	
Sum squared resid	7.02E-06	Schwarz criterion	-11.57907	
Log likelihood	358.4978	Durbin-Watson stat	1.947178	

Fuente: Elaboración Propia en E-Views

Dibujo 9: Sobreajuste de la Cartera Vivienda

Dependent Variable: VIVIENDA				
Method: Least Squares				
Date: 07/12/10 Time: 03:15				
Sample: 2004:11 2009:11				
Included observations: 61				
$VIVIENDA=C(1)+C(2)*TPM+C(3)*OCUPACION+C(4)*DESEMPLEO$ $+C(5)*IMACEC+C(6)*LIBOR90+C(7)*LIBOR180+C(8)$ $*EURIBOR90+C(9)*EURIBOR180+C(10)*TIPCAP90+C(11)$ $*TIPCAP360+C(12)*TIPCOL30+C(13)*TIPCOL90+C(14)$ $*TIPCOL360+C(15)*TAB30+C(16)*TAB90+C(17)*TAB180+C(18)$ $*TAB360$				
	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.010274	0.000228	45.16085	0.0000
C(2)	-0.082014	0.026127	-3.138991	0.0031
C(3)	-0.000950	0.008953	-0.106061	0.9160
C(4)	0.001206	0.000712	1.694132	0.0975
C(5)	0.000733	0.002891	0.253530	0.8011
C(6)	-0.041032	0.048957	-0.838131	0.4066
C(7)	0.010216	0.050855	0.200879	0.8417
C(8)	0.076723	0.103834	0.738896	0.4640
C(9)	-0.185163	0.107314	-1.725434	0.0916
C(10)	0.627519	1.012144	0.619990	0.5385
C(11)	0.262883	0.556653	0.472256	0.6391
C(12)	-0.139718	0.135010	-1.034868	0.3065
C(13)	2.66E-18	4.17E-18	0.639093	0.5262
C(14)	0.091358	0.084143	1.085752	0.2836
C(15)	-0.176502	0.861685	-0.204834	0.8387
C(16)	-0.229245	1.323876	-0.173162	0.8633
C(17)	0.144980	1.390066	0.104297	0.9174
C(18)	0.018135	0.798389	0.022714	0.9820
R-squared	0.991442	Mean dependent var	0.010415	
Adjusted R-squared	0.988058	S.D. dependent var	0.003237	
S.E. of regression	0.000354	Akaike info criterion	-12.81588	
Sum squared resid	5.38E-06	Schwarz criterion	-12.19299	
Log likelihood	408.8842	Durbin-Watson stat	1.469710	

Fuente: Elaboración Propia en E-Views

10.7 Coeficientes del modelo MCO con Holt

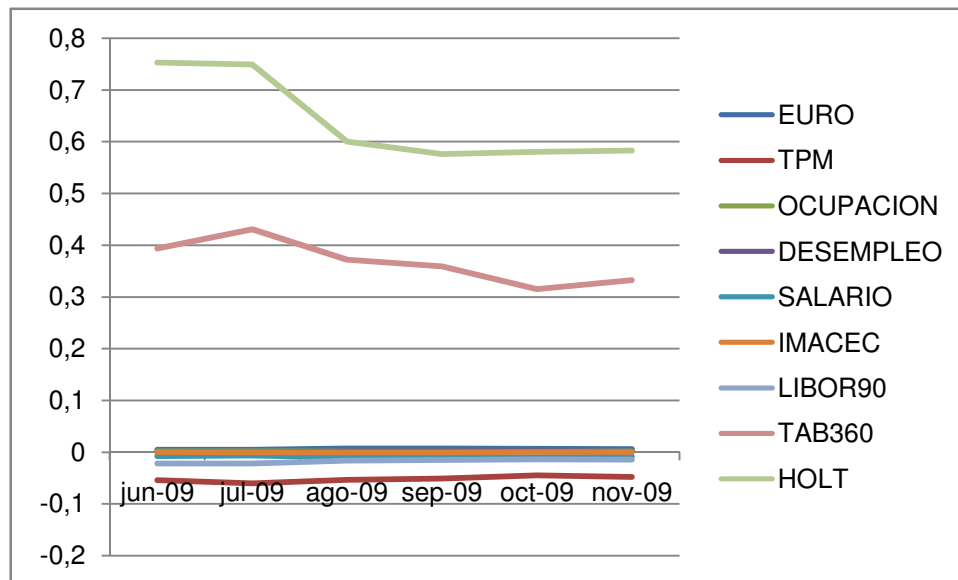
10.7.1 BANCO DE CHILE

Tabla 31: Parámetros de la Cartera Comercial del Banco de Chile

VARIABLES	jun-09	jul-09	ago-09	sep-09	oct-09	nov-09
EURO	0,004752	0,004987	0,006848	0,006676	0,006227	0,005924
TPM	-0,054464	-0,060284	-0,053653	-0,050934	-0,045033	-0,048268
OCUPACION	0,001285	0,001245	0,001597	0,001591	0,001513	0,001323
DESEMPLEO	0,000301	-0,000187	0,001541	0,001518	0,001916	0,000666
SALARIO	-0,007516	-0,006667	-0,009967	-0,010021	-0,00994	-0,008217
IMACEC	0,000172	-0,00021	-0,000325	-0,000119	0,000164	0,000356
LIBOR90	-0,022303	-0,022167	-0,016644	-0,015364	-0,013888	-0,014289
TAB360	0,393447	0,430561	0,371704	0,358553	0,314687	0,331867
HOLT	0,752806	0,749219	0,59997	0,575845	0,580196	0,582592

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 17: Variables Relevantes de la Cartera Comercial del Banco de Chile



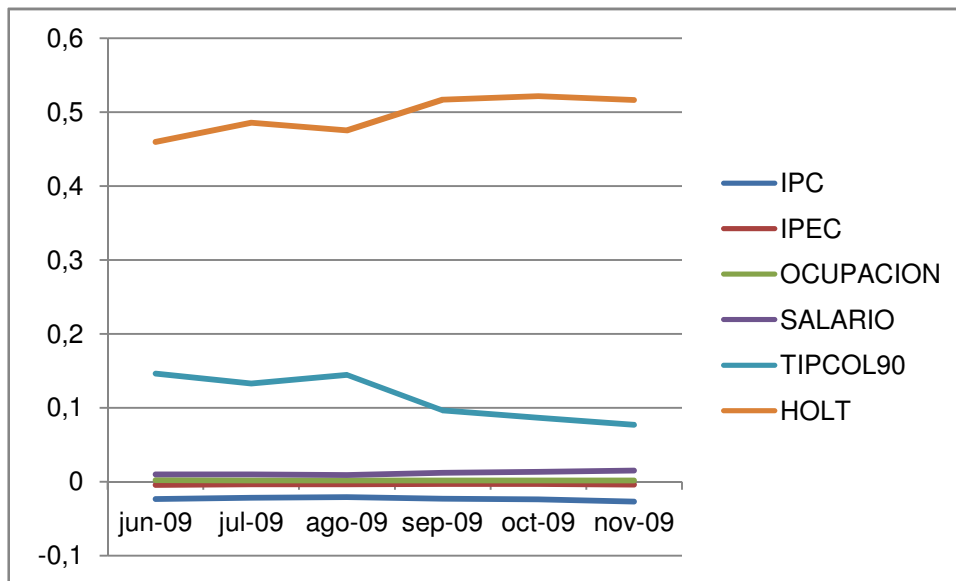
Fuente: Elaboración Propia

Tabla 32: Parámetros de la Cartera Consumo del Banco de Chile

VARIABLES	jun-09	jul-09	ago-09	sep-09	oct-09	nov-09
IPC	-0,023467	-0,021862	-0,021013	-0,023065	-0,024198	-0,026984
IPEC	-0,004322	-0,003313	-0,003295	-0,003083	-0,003162	-0,003762
OCUPACION	0,002216	0,001879	0,001925	0,001699	0,001688	0,001818
SALARIO	0,009989	0,010188	0,009197	0,012211	0,013265	0,015107
TIPCOL90	0,146061	0,132593	0,144421	0,09646	0,086437	0,076855
HOLT	0,459517	0,485343	0,475285	0,516552	0,5215	0,516363

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 18: Variables Relevantes de la Cartera Consumo del Banco de Chile



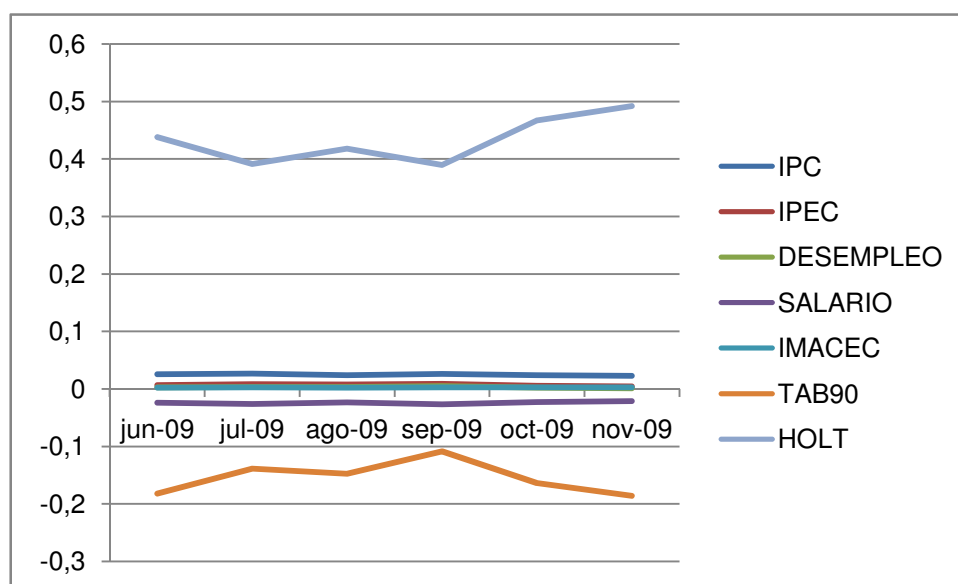
Fuente: Elaboración Propia

Tabla 33: Parámetros de la Cartera Vivienda del Banco de Chile

VARIABLES	jun-09	jul-09	ago-09	sep-09	oct-09	nov-09
IPC	0,025376	0,026466	0,023766	0,025828	0,024025	0,022959
IPEC	0,006851	0,008105	0,007743	0,008779	0,005704	0,004468
DESEMPLEO	0,002549	0,003308	0,003445	0,004818	0,002202	0,001129
SALARIO	-0,023773	-0,026054	-0,023634	-0,026695	-0,023063	-0,021317
IMACEC	0,002048	0,002518	0,002343	0,00258	0,002775	0,002871
TAB90	-0,182383	-0,138942	-0,147462	-0,108624	-0,163976	-0,18611
HOLT	0,438103	0,391324	0,417687	0,389592	0,466891	0,491758

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 19: Variables Relevantes de la Cartera Vivienda del Banco de Chile



Fuente: Elaboración Propia

10.7.2 BANCO ESTADO

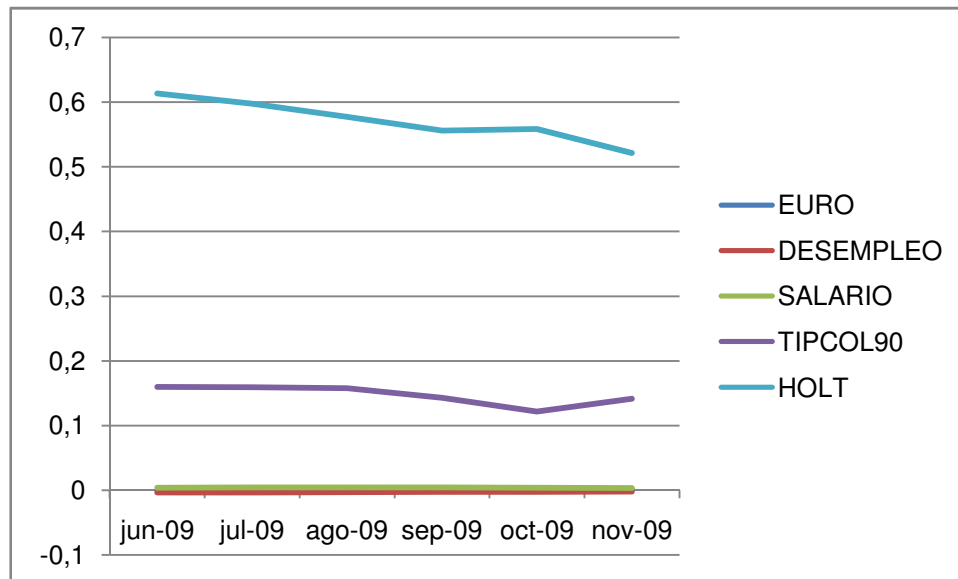
Tabla 34: Parámetros de la Cartera Comercial del Banco Estado

VARIABLES	jun-09	jul-09	ago-09	sep-09	oct-09	nov-09
EURO	-0,000638	-0,001022	-0,001032	-0,000928	-0,0000265	0,000636
DESEMPLEO	-0,003818	-0,003648	-0,003219	-0,002742	-0,002362	-0,002036
SALARIO	0,004136	0,004426	0,004397	0,004382	0,003777	0,003333

TIPCOL90	0,159838	0,159198	0,157924	0,14295	0,121666	0,141355
HOLT	0,613126	0,597497	0,57717	0,555804	0,558067	0,52121

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 20: Variables Relevantes de la Cartera Comercial del Banco Estado



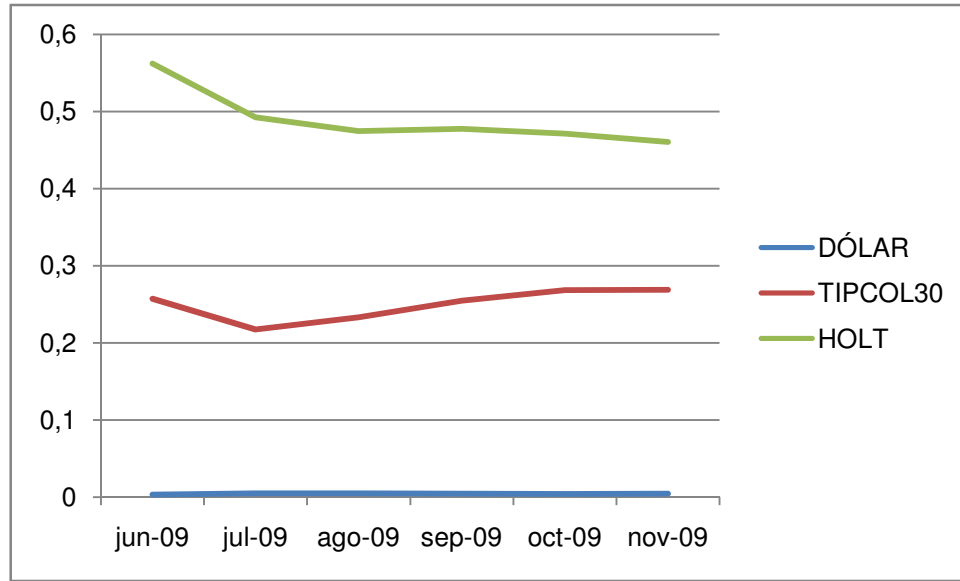
Fuente: Elaboración Propia

Tabla 35: Parámetros de la Cartera Consumo del Banco del Estado

VARIABLES	jun-09	jul-09	ago-09	sep-09	oct-09	nov-09
DÓLAR	0,003425	0,004791	0,004741	0,004392	0,004267	0,004381
TIPCOL30	0,257048	0,217261	0,232827	0,254497	0,268278	0,268596
HOLT	0,562007	0,492387	0,474549	0,477293	0,470963	0,460324

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 21: Variables Relevantes de la Cartera Consumo del Banco Estado



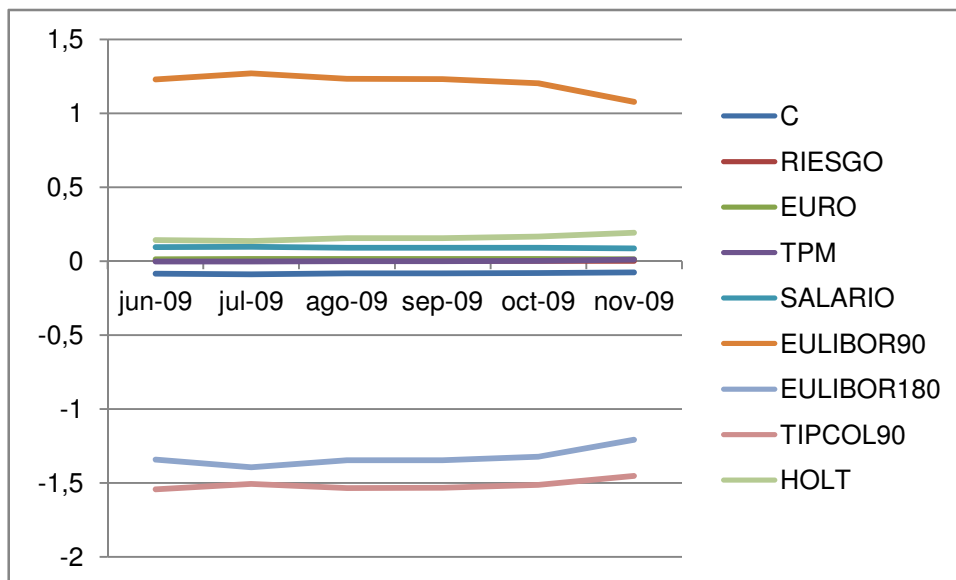
Fuente: Elaboración Propia

Tabla 36: Parámetros de la Cartera Vivienda del Banco del Estado

VARIABLES	jun-09	jul-09	ago-09	sep-09	oct-09	nov-09
C	-0,085178	-0,088237	-0,082621	-0,082662	-0,081191	-0,077095
RIESGO	0,001965	0,001674	0,002005	0,001992	0,001957	0,001818
EURO	0,012678	0,01372	0,013402	0,013425	0,013209	0,012422
TPM	-0,001556	-0,002192	0,000294	0,000675	0,002824	0,010365
SALARIO	0,093702	0,096454	0,090654	0,090701	0,089303	0,085582
EULIBOR90	1,227866	1,268994	1,232054	1,231191	1,202717	1,077217
EULIBOR180	-1,34208	-1,394643	-1,347572	-1,347635	-1,322309	-1,208898
TIPCOL90	-1,543606	-1,507556	-1,534244	-1,533312	-1,513605	-1,45319
HOLT	0,142586	0,134895	0,155591	0,155628	0,165767	0,192854

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 22: Variables Relevantes de la Cartera Vivienda del Banco Estado



Fuente: Elaboración Propia

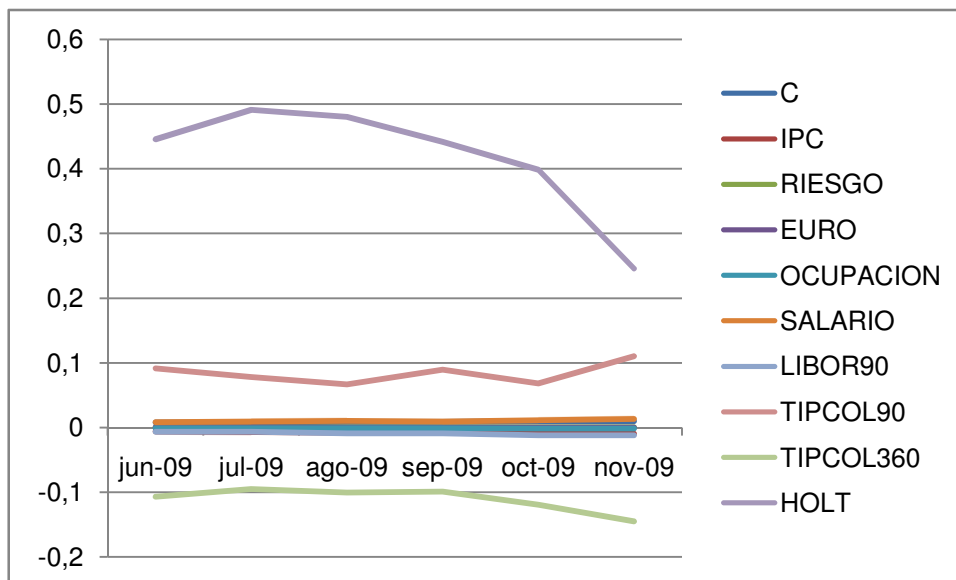
10.7.3 BANCO FALABELLA

Tabla 37: Parámetros de la Cartera Consumo del Banco Falabella

VARIABLES	jun-09	jul-09	ago-09	sep-09	oct-09	nov-09
C	0,007824	0,007748	0,008514	0,008816	0,009568	0,009446
IPC	-0,006341	-0,007391	-0,008162	-0,007328	-0,008612	-0,009628
RIESGO	0,000183	0,000148	0,000151	0,000159	0,000162	0,000136
EURO	0,000133	0,000348	0,0000878	-0,0000974	-0,0000754	0,0000501
OCUPACION	-0,001359	-0,001419	-0,001502	-0,00153	-0,001636	-0,001718
SALARIO	0,008396	0,009411	0,010269	0,009524	0,011135	0,012937
LIBOR90	-0,006808	-0,00705	-0,009327	-0,009073	-0,012318	-0,012301
TIPCOL90	0,091296	0,077739	0,066331	0,089214	0,067875	0,110173
TIPCOL360	-0,107076	-0,095299	-0,100605	-0,099226	-0,11941	-0,145216
HOLT	0,445413	0,490832	0,480186	0,441647	0,398381	0,245713

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 23: Variables Relevantes de la Cartera Consumo del Banco Falabella



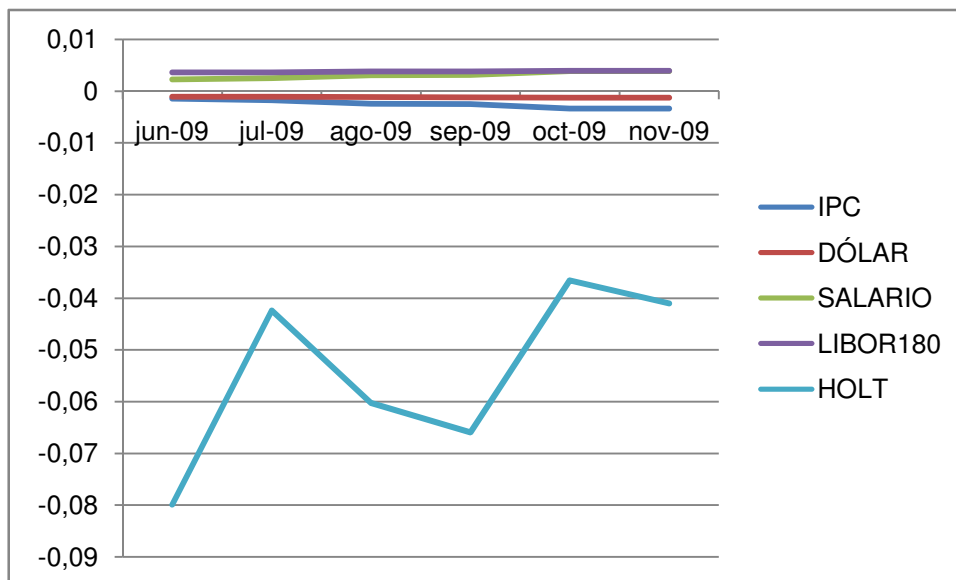
Fuente: Elaboración Propia

Tabla 38: Parámetros de la Cartera Vivienda del Banco Falabella

VARIABLES	jun-09	jul-09	ago-09	sep-09	oct-09	nov-09
IPC	-0,001455	-0,00179	-0,002421	-0,002483	-0,003364	-0,00337
DÓLAR	-0,001082	-0,001083	-0,001147	-0,001167	-0,00124	-0,001245
SALARIO	0,002245	0,002494	0,003048	0,003108	0,003839	0,003848
LIBOR180	0,003644	0,003636	0,003774	0,003811	0,00389	0,003905
HOLT	-0,079909	-0,042434	-0,06029	-0,065952	-0,036601	-0,041059

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 24: Variables Relevantes de la Cartera Vivienda del Banco Falabella



Fuente: Elaboración Propia

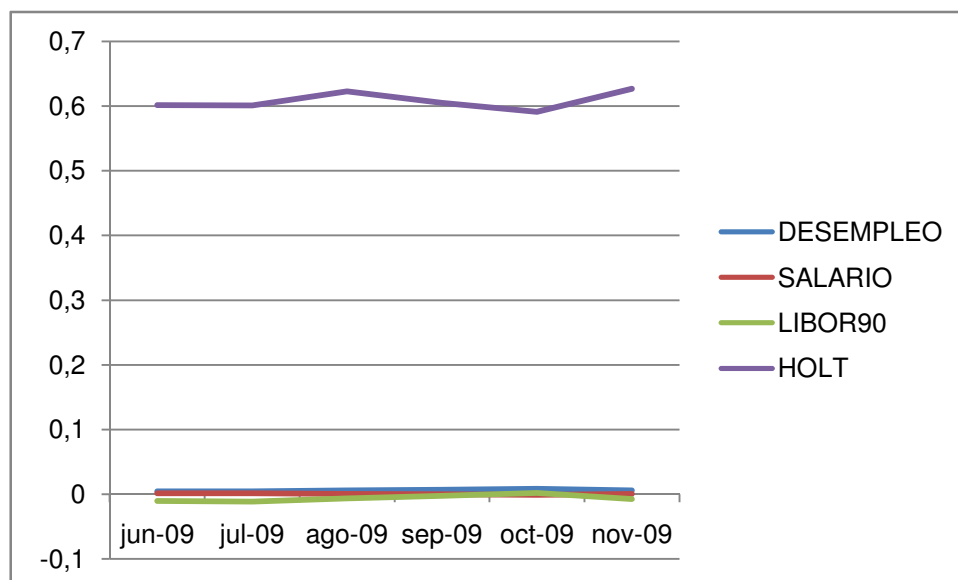
10.7.4 BANCO SECURITY

Tabla 39: Parámetros de la Cartera Comercial del Banco Security

VARIABLES	jun-09	jul-09	ago-09	sep-09	oct-09	nov-09
DESEMPLEO	0,004163	0,004396	0,005819	0,006939	0,008339	0,005726
SALARIO	0,001118	0,001041	0,0000802	-0,000467	-0,001167	0,000123
LIBOR90	-0,01088	-0,011695	-0,006606	-0,00238	0,001941	-0,007848
HOLT	0,601692	0,60125	0,622838	0,60493	0,591215	0,626803

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 25: Variables Relevantes de la Cartera Comercial del Banco Security



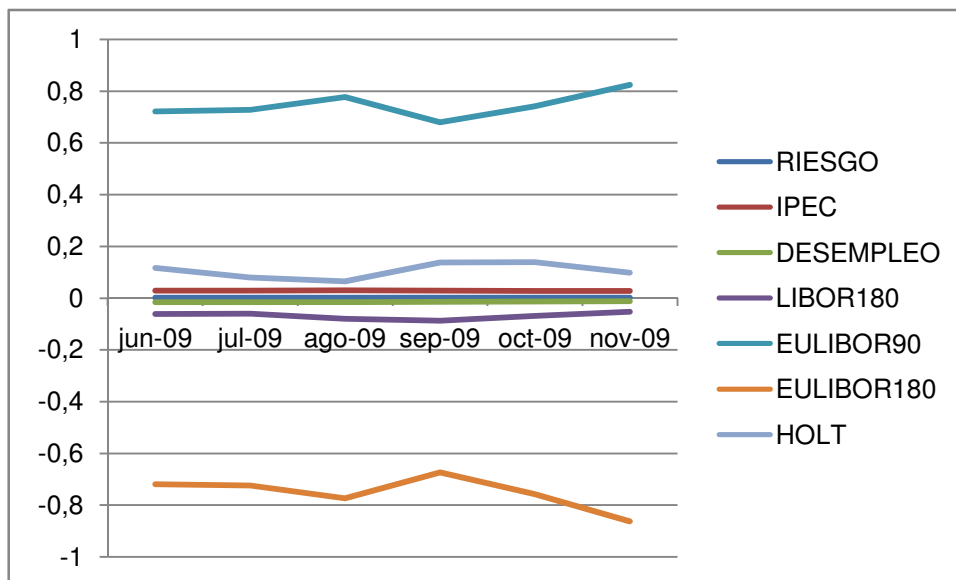
Fuente: Elaboración Propia

Tabla 40: Parámetros de la Cartera Consumo del Banco Security

VARIABLES	jun-09	jul-09	ago-09	sep-09	oct-09	nov-09
RIESGO	0,001633	0,001701	0,001634	0,001403	0,001588	0,001819
IPEC	0,028551	0,028464	0,030492	0,029615	0,02788	0,027077
DESEMPLEO	-0,015965	-0,016183	-0,015788	-0,014404	-0,013338	-0,012505
LIBOR180	-0,06141	-0,060204	-0,0801	-0,087837	-0,068319	-0,052494
EULIBOR90	0,721169	0,727822	0,777462	0,678851	0,741032	0,824372
EULIBOR180	-0,720127	-0,724263	-0,773671	-0,673776	-0,757542	-0,863085
HOLT	0,115729	0,078911	0,064149	0,137886	0,138521	0,097343

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 26: Variables Relevantes de la Cartera Consumo del Banco Security



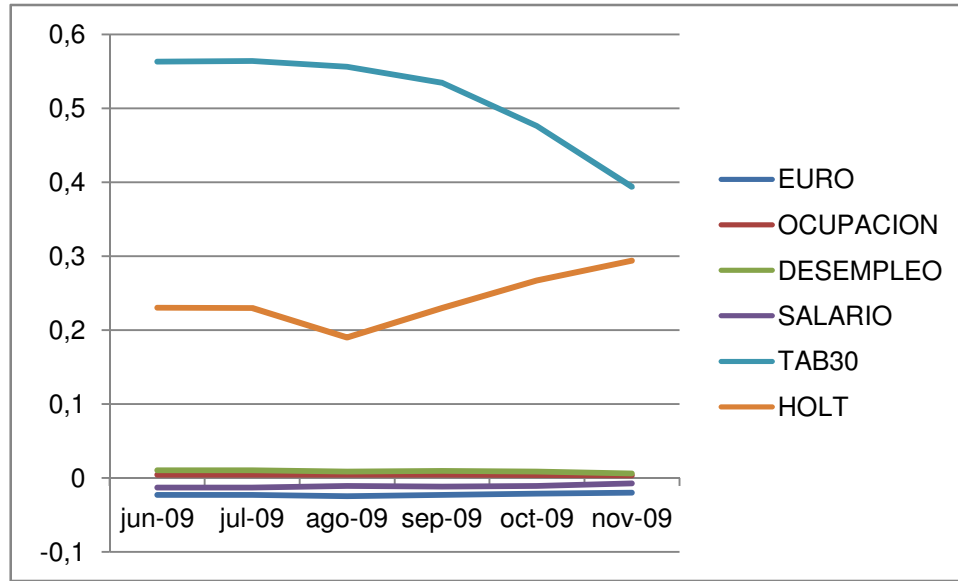
Fuente: Elaboración Propia

Tabla 41: Parámetros de la Cartera Vivienda del Banco Security

VARIABLES	jun-09	jul-09	ago-09	sep-09	oct-09	nov-09
TIPCAP360	1,463347	1,224216	0,888859	0,92991	0,923664	0,968301
EURO	-1,989027	-2,447505	-1,56179	-1,624765	-1,576697	-1,35317
TIPCOL30	-0,829528	-0,6638	-0,495316	-0,494263	-0,500781	-0,562634
EULIBOR180	-0,338524	-0,25877	-0,176413	-0,186107	-0,181844	-0,17359
HOLT	0,220078	0,023298	0,39979	0,39079	0,396276	0,408625

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 27: Variables Relevantes de la Cartera Vivienda del Banco Security



Fuente: Elaboración Propia

10.8 Resultados del modelo de redes neuronales

Tabla 42: Cartera Comercial del Sistema Bancario en Redes Neuronales

Case Processing Summary

		N	Percent
Sample	Training	47	77,0%
	Testing	14	23,0%
Valid		61	100,0%
Excluded		0	
Total		61	

Model Summary

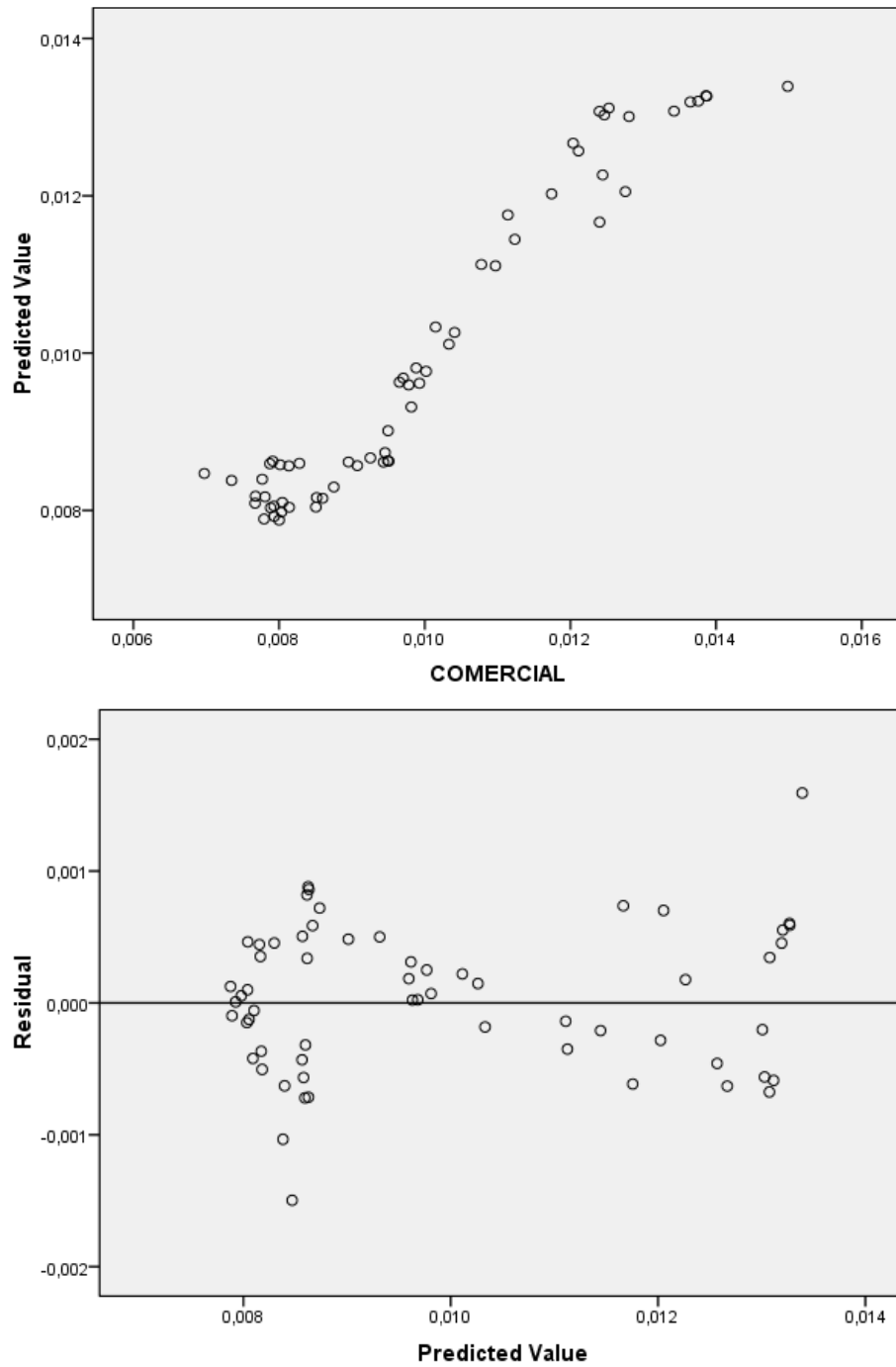
Training	Sum of Squares Error	1,708
	Relative Error	,074
	Stopping Rule Used	1 consecutive step (s) with no decrease in error ^a
	Training Time	0:00:00.005
Testing	Sum of Squares Error	,332
	Relative Error	,059

Dependent Variable: COMERCIAL

Predictor		Hidden Layer 1			Output Layer
		H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)	COMERCIAL
Input Layer	(Bias)	-,920	,270	-,280	
	IPC	-,060	,132	,395	
	RIESGO	-,115	-,487	,454	
	DÓLAR	,383	-,036	-,151	
	EURO	,160	-,137	-,039	
	TPM	-,416	,352	,198	
	IPEC	,298	,253	-,030	
	OCUPACIÓN	,017	-,338	,210	
	DESEMPLEO	,231	-,262	-,052	
	SALARIO	-,509	-,405	,435	
	IMACEC	,050	-,290	-,455	
	LIBOR90	-,263	-,420	-,345	
	LIBOR180	-,224	-,277	-,351	
	EURIBOR90	-,119	,333	,469	
	EURIBOR180	-,388	-,442	,270	
	TIPCAP90	,428	-,076	,018	
	TIPCAP360	-,123	-,438	-,209	
	TIPCOL30	,199	-,405	,072	
	TIPCOL90	-,076	-,181	,349	
	TIPCOL360	,015	,097	-,082	
TAB30	-,253	-,354	-,035		
TAB90	-,282	-,003	,078		
TAB180	-,164	,168	,162		
TAB360	,589	-,120	,378		
EXPORTACIONES	-,157	-,286	-,021		
IMPORTACIONES	-,064	-,225	-,398		
Hidden Layer 1	(Bias)				,469
	H(1:1)				1,331
	H(1:2)				,004
	H(1:3)				,194

Fuente: Elaboración Propia en SPSS

Gráfico 28: Valor Predictivo y Real de la Cartera Comercial



Dependent Variable: COMERCIAL

Fuente: Elaboración Propia en SPSS

Tabla 43: Cartera Consumo del Sistema Bancario en Redes Neuronales

Case Processing Summary

		N	Percent
Sample	Training	37	67,3%
	Testing	18	32,7%
Valid		55	100,0%
Excluded		0	
Total		55	

Model Summary

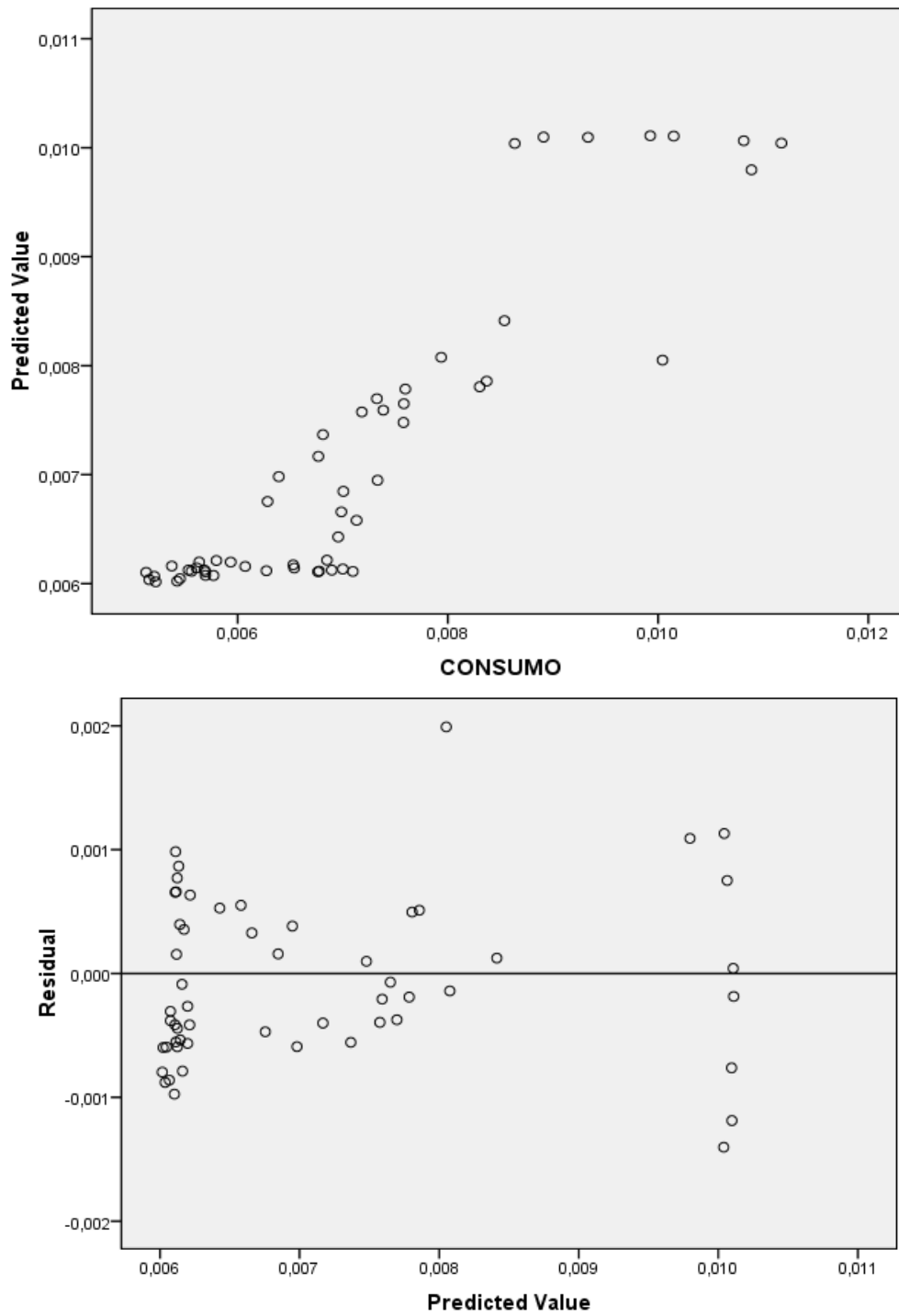
Training	Sum of Squares Error	3,829
	Relative Error	,213
	Stopping Rule Used	1 consecutive step (s) with no decrease in error ^a
	Training Time	0:00:00.023
Testing	Sum of Squares Error	4,591
	Relative Error	,183

Dependent Variable: CONSUMO

Parameter Estimates				
Predictor		Predicted		
		Hidden Layer 1		Output Layer
		H(1:1)	H(1:2)	CONSUMO
Input Layer	(Bias)	-,298	-,221	
	IPC	-,257	,438	
	RIESGO	-1,533	-,300	
	DOLAR	-,313	-,225	
	EURO	,219	,132	
	TPM	-,182	,491	
	IPEC	-,087	-,369	
	OCUPACION	,472	-,174	
	DESEMPLEO	,313	,012	
	SALARIO	-,534	,112	
	IMACEC	,471	-,206	
	LIBOR90	,407	,258	
	LIBOR180	,326	,213	
	EURIBOR90	,368	,126	
	EURIBOR180	,100	,416	
	TCAP90	-,378	-,209	
	TCAP360	-,089	-,311	
	TCOL30	-,073	,420	
	TCOL90	,147	-,253	
	TCOL360	-,054	,360	
TAB30	,413	-,130		
TAB90	-,276	-,134		
TAB180	-,202	-,246		
TAB360	,388	,158		
Hidden Layer 1	(Bias)			,578
	H(1:1)			-1,742
	H(1:2)			-,474

Fuente: Elaboración Propia en SPSS

Gráfico 29: Valor Predictivo y Real de la Cartera Consumo



Dependent Variable: CONSUMO

Fuente: Elaboración Propia en SPSS

Tabla 44: Cartera Vivienda del Sistema Bancario en Redes Neuronales

Case Processing Summary

		N	Percent
Sample	Training	43	70,5%
	Testing	18	29,5%
Valid		61	100,0%
Excluded		0	
Total		61	

Model Summary

Training	Sum of Squares Error	1,872
	Relative Error	,089
	Stopping Rule Used	1 consecutive step (s) with no decrease in error ^a
	Training Time	0:00:00.004
Testing	Sum of Squares Error	,681
	Relative Error	,155

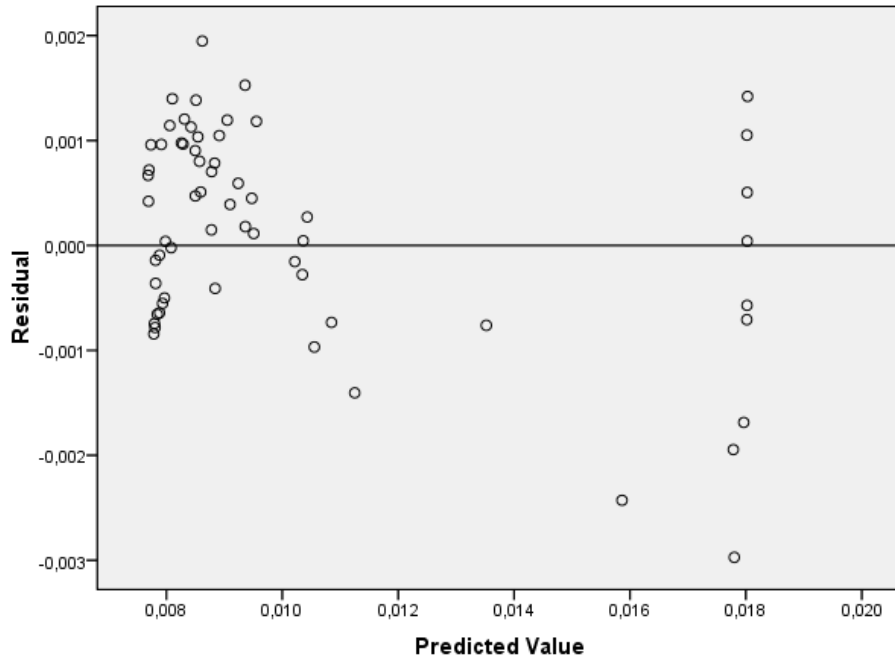
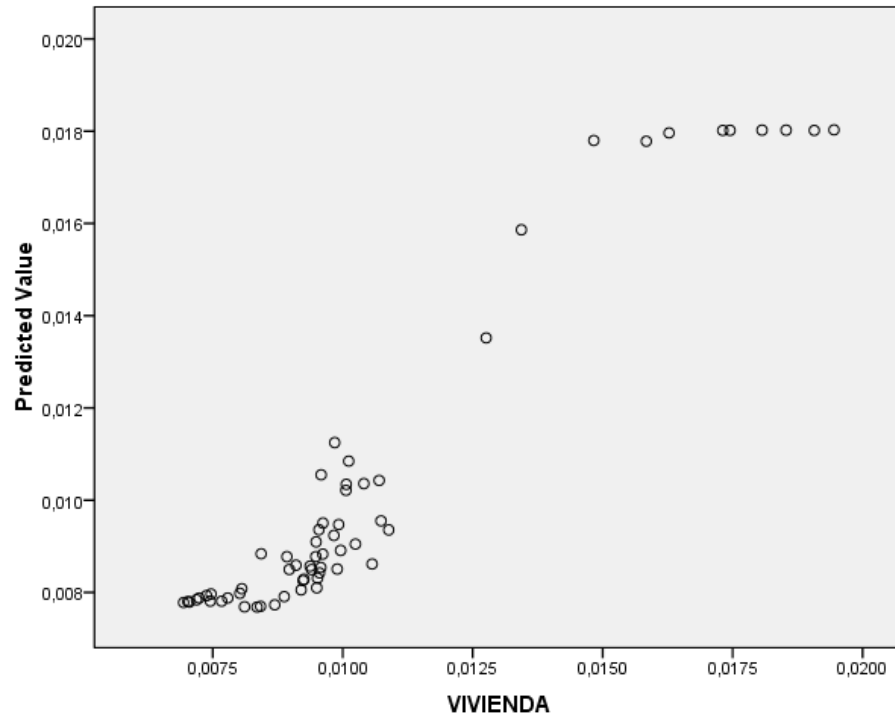
Dependent Variable: VIVIENDA

Parameter Estimates

Predictor		Predicted		
		Hidden Layer 1		Output Layer
		H(1:1)	H(1:2)	VIVIENDA
Input Layer	(Bias)	-,387	,419	
	IPC	,577	,389	
	RIESGO	,281	,361	
	DÓLAR	,117	,227	
	EURO	,302	-,472	
	TPM	,064	,082	
	IPEC	,102	,240	
	OCUPACIÓN	,355	,092	
	DESEMPLEO	,179	-,257	
	SALARIO	,407	-,374	
	IMACEC	,110	-,390	
	LIBOR90	-,012	,282	
	LIBOR180	,164	,271	
	EURIBOR90	,409	,108	
	EURIBOR180	-,331	,210	
	TIPCAP90	-,229	-,266	
	TIPCAP360	-,433	-,307	
	TIPCOL30	-,211	,453	
	TIPCOL90	-,358	,322	
	TIPCOL360	-,164	-,247	
TAB30	-,462	,490		
TAB90	,239	-,369		
TAB180	-,496	-,019		
TAB360	,291	,025		
Hidden Layer 1	(Bias)			,585
	H(1:1)			1,329
	H(1:2)			-,181

Fuente: Elaboración Propia en SPSS

Gráfico 30: Valor Predictivo y Real de la Cartera Vivienda



Dependent Variable: VIVIENDA

Fuente: *Elaboración Propia en SPSS*

10.9 Test de Chow (Estimación de la fecha de cambio estructural)

Este método se basa en el supuesto de conocerse la fecha de punto de quiebre y en virtud de tal supuesto se realiza la conocida prueba del cambio estructural. Esta prueba está basada en el contraste F de Fisher que se distribuye con k y $(n-2k)$ grados de libertad, y pretende mostrar si dicha variación fue suficientemente importante como para generar cambios en los coeficientes del modelo. Si el valor F-Chow es mayor que 6 se rechaza la hipótesis nula de estabilidad estructural, y en consecuencia, se divide la muestra total de tamaño “ n ” en las dos submuestras que determina el punto de corte de tamaños “ n_1 ” y “ n_2 ” respectivamente.

El estadístico F para el contraste de la hipótesis nula de ausencia de cambio estructural es:

$$F = \frac{\frac{SRR - (SR_1 + SR_2)}{k}}{\frac{SR_1 + SR_2}{n - 2k}} \rightarrow F_{(k, n-2k)}$$

SRR = Suma residual sin restringir

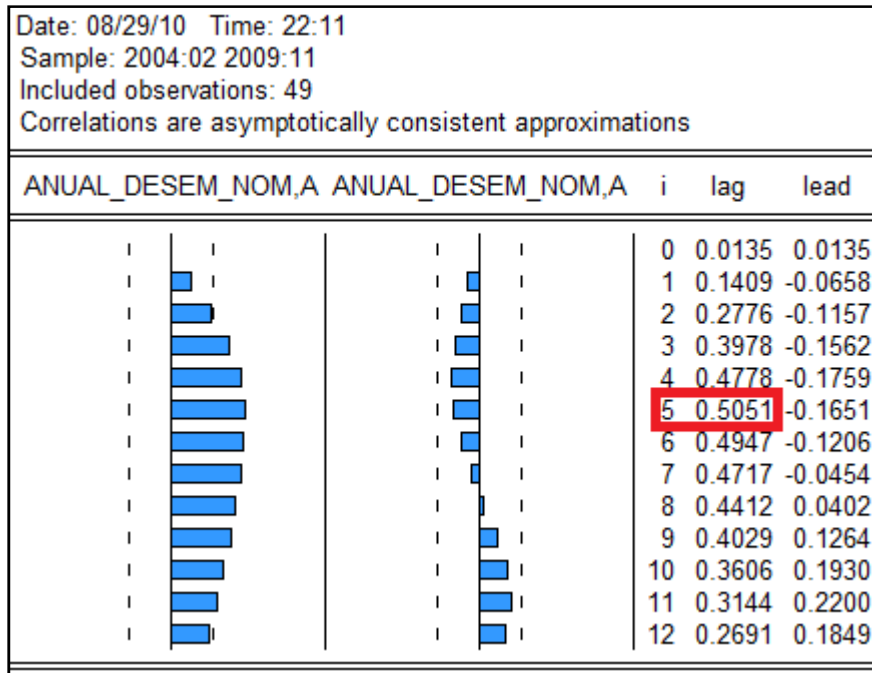
SR₁ = Suma residual muestra n1

SR₂ = Suma residual muestra n2

n = Tamaño de la muestra

k = Número de variables explicativas

Dibujo 10: Auto correlación del retorno entre el desempleo y la tasa de consumo



Fuente: Elaboración Propia en E-Views (Test de Granger)

10.10 Parámetros de Mínimos Cuadrados Ordinarios

Para obtener los valores de cada uno de los parámetros $\hat{\beta}_j$ que minimizan esta expresión se deben imponer las condiciones de primer orden (calcular la primera derivada e igualar a cero), obteniendo “k” ecuaciones del tipo:

$$\frac{\partial(S)}{\partial \hat{\beta}_j} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2 x_{2i} - \hat{\beta}_3 x_{3i} - \dots - \hat{\beta}_k x_{ki}) \cdot (-x_{ji}) = 0$$

En este sistema de ecuaciones las incógnitas son los parámetros $\hat{\beta}_j$ a estimar y los valores conocidos son los datos muestrales recogidos de las variables independientes X y de la dependiente Y.

Observadas una a una, para cada parámetro, las expresiones de las ecuaciones son:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n y_i x_{1i} &= \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_{1i} x_{1i} + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n x_{2i} x_{1i} + \hat{\beta}_3 \sum_{i=1}^n x_{3i} x_{1i} + \dots + \hat{\beta}_k \sum_{i=1}^n x_{ki} x_{1i} \\ \sum_{i=1}^n y_i x_{2i} &= \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_{1i} x_{2i} + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n x_{2i} x_{2i} + \hat{\beta}_3 \sum_{i=1}^n x_{3i} x_{2i} + \dots + \hat{\beta}_k \sum_{i=1}^n x_{ki} x_{2i} \\ \sum_{i=1}^n y_i x_{ki} &= \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_{1i} x_{ki} + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n x_{2i} x_{ki} + \hat{\beta}_3 \sum_{i=1}^n x_{3i} x_{ki} + \dots + \hat{\beta}_k \sum_{i=1}^n x_{ki} x_{ki} \end{aligned}$$

Estas ecuaciones pueden expresarse matricialmente como:

$$X'Y = X'X\hat{\beta}$$

De donde se obtiene despejando la expresión final matricial del vector de parámetros estimados $\hat{\beta}$:

$$\begin{aligned} X'Y &= X'X\hat{\beta} \\ (X'X)^{-1} X'Y &= (X'X)^{-1} X'X\hat{\beta} \\ \hat{\beta} &= (X'X)^{-1} X'Y \end{aligned}$$

En el caso particular de una variable, se tienen dos parámetros, es decir:

$$\hat{\beta} = (\hat{a}, \hat{b})$$

Entonces, el problema se reduce a:

$$\sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - y)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{a} - \hat{b}x_i)^2$$

$$\frac{\partial(S)}{\partial \hat{a}} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{a} - \hat{b}x_i) \quad \frac{\partial(S)}{\partial \hat{b}} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{a} - \hat{b}x_i)x_i$$

Al igualar las derivadas parciales a cero, y acomodando los términos, se tiene que:

$$(n\hat{a} + \hat{b}) \sum_{i=1}^n x_i = \sum_{i=1}^n y_i \quad \hat{a} \sum_{i=1}^n x_i + \hat{b} \sum_{i=1}^n x_i^2 = \sum_{i=1}^n x_i y_i$$

Finalmente,

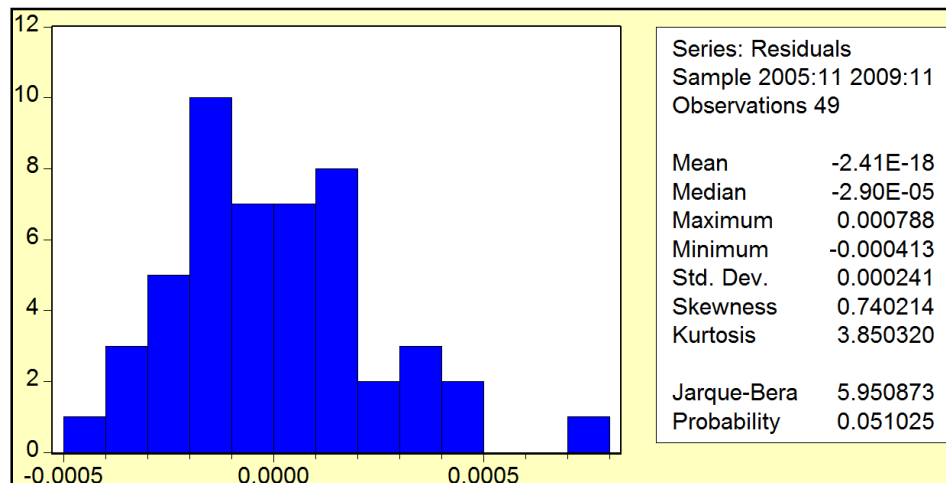
$$\hat{b} = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \left[\sum_{i=1}^n x_i \right] \left[\sum_{i=1}^n y_i \right]}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - \left[\sum_{i=1}^n x_i \right]^2} \quad \hat{a} = \frac{\sum_{i=1}^n y_i - \hat{b} \sum_{i=1}^n x_i}{n}$$

Una vez conocidos los parámetros, se reemplazan en la regresión lineal, y las variables macroeconómicas respectivas, para proyectar la tasa de no pago.

10.11 Validación supuestos de Mínimos Cuadrados Ordinarios

10.11.1 CARTERA COMERCIAL DEL SISTEMA BANCARIO

Dibujo 11: Test de Jarque Bera y White para cartera comercial

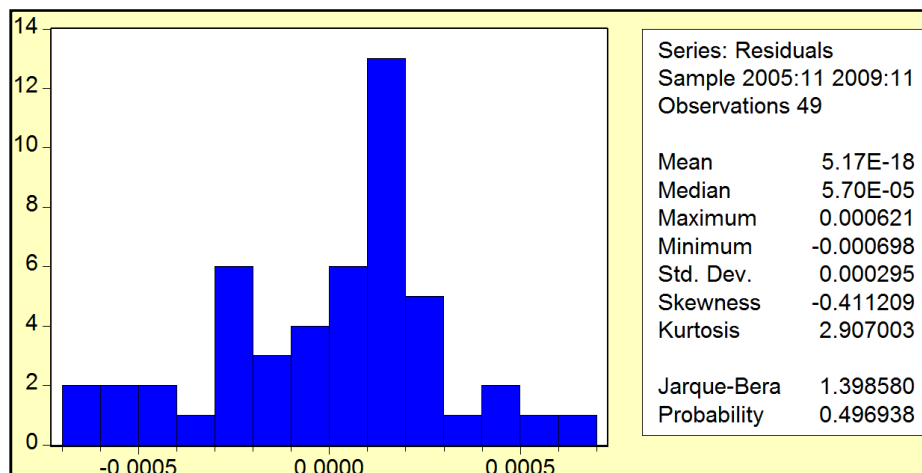


White Heteroskedasticity Test:			
F-statistic	1.195935	Probability	0.323452
Obs*R-squared	20.47117	Probability	0.306927

Fuente: Elaboración Propia en E-Views

10.11.2 CARTERA CONSUMO DEL SISTEMA BANCARIO

Dibujo 12: Test de Jarque Bera y White para cartera consumo

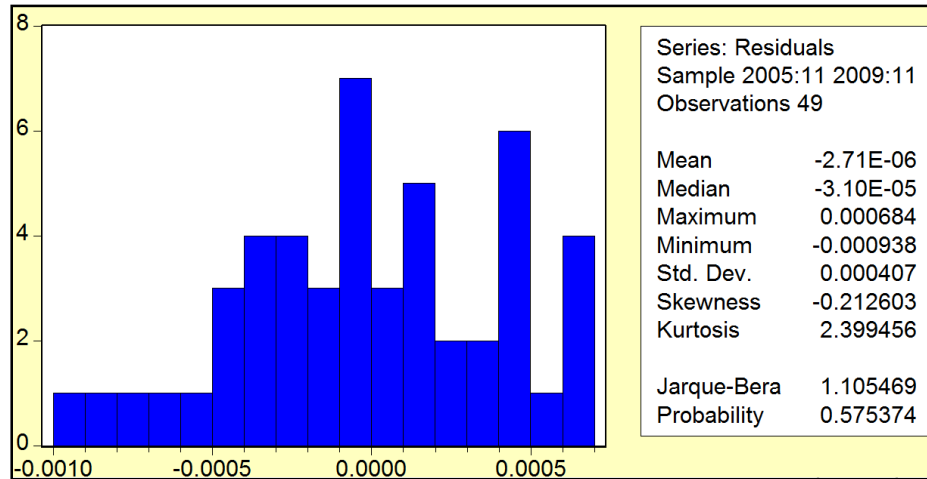


White Heteroskedasticity Test:			
F-statistic	1.173837	Probability	0.341749
Obs*R-squared	22.34718	Probability	0.321973

Fuente: Elaboración Propia en E-Views

10.11.3 CARTERA VIVIENDA DEL SISTEMA BANCARIO

Dibujo 13: Test de Jarque Bera y White para cartera vivienda



White Heteroskedasticity Test:			
F-statistic	3.221262	Probability	0.003874
Obs*R-squared	39.46993	Probability	0.057385

Fuente: Elaboración Propia en E-Views

10.12 Series No Estacionarias

El profesor Clive Granger, Premio Nobel de Economía en el año 2003, fue el primero en llamar la atención sobre la existencia de tendencias comunes en las series econométricas. Su estudio fue publicado el año 1987, en *"Co-integration and error-correction: Representation, estimation and testing"*. Destaca que la mayoría de las series económicas son no estacionarias por cuanto comparten tendencias estocásticas comunes.

Dentro de las características de estas series se pueden mencionar las siguientes:

- La mayoría de las series tienen una tendencia.
- Valor de la media cambia con el tiempo.
- Algunas series se mueven conjuntamente.
- La volatilidad de algunas series varían en el tiempo.
- Las auto correlaciones dependen del tiempo.

10.12.1 Test de Raíz Unitaria

Este test analiza el funcionamiento de los contrastes de raíz unitaria más frecuentemente utilizados (los estadísticos de Dickey-Fuller Aumentado) en presencia de valores outliers.

La interpretación de los resultados para Dickey-Fuller Aumentado (DFA) indica que, para los casos en el que el valor absoluto "*DFA Test Statistic*" es mayor al del valor crítico (nivel de significancia establecido), se rechazará la hipótesis nula de existencia de raíz unitaria (no estacionariedad) de la serie.

Se puede observar a continuación que los tests realizados a todas las variables muestran que el estadístico DFA es menor en valor absoluto que el valor crítico, por lo tanto, se acepta la hipótesis de no estacionariedad.

10.12.1.1 DESEMPLEO

ADF Test Statistic	-2.586775	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.2 DÓLAR

ADF Test Statistic	-2.414308	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.3 EURIBOR180

ADF Test Statistic	-1.319308	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.4 EURIBOR90

ADF Test Statistic	-1.227256	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.5 EURO

ADF Test Statistic	-1.729969	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.6 EXPORTACIÓN

ADF Test Statistic	-1.862678	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.7 IMACEC

ADF Test Statistic	-2.301853	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.8 IMPORTACIÓN

ADF Test Statistic	-1.715878	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.9 IPC

ADF Test Statistic	-1.162723	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.10IPEC

ADF Test Statistic	-2.275104	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.11LIBOR 180

ADF Test Statistic	-0.179476	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.12LIBOR 90

ADF Test Statistic	-0.237706	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.13OCUPACIÓN

ADF Test Statistic	-1.262955	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.14RIESGO

ADF Test Statistic	-1.827654	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.15TAB 180

ADF Test Statistic	-2.219511	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.16TAB 30

ADF Test Statistic	-1.940379	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.17TAB 360

ADF Test Statistic	-2.404139	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.18TAB 90

ADF Test Statistic	-1.992501	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.19TIPCAP360

ADF Test Statistic	-2.327270	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.20 TIPCAP90

ADF Test Statistic	-1.950237	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.21 TIPCOL30

ADF Test Statistic	-2.312875	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.22 TIPCOL90

ADF Test Statistic	-2.509440	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.23 TPM

ADF Test Statistic	-1.705257	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			

10.12.1.24 TIPCOL360

ADF Test Statistic	-2.131634	1% Critical Value*	-3.5457
		5% Critical Value	-2.9118
		10% Critical Value	-2.5932
*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.			