



UNIVERSIDAD DE
COSTA RICA

iICE

Instituto de Investigaciones en
Ciencias Económicas

Informe Final

**IDENTIFICACIÓN Y USO DE VARIABLES
PERTENECIENTES A LA ENCUESTA DE CONFIANZA
DEL CONSUMIDOR COMO INDICADORES
ADELANTADOS DE VARIABLES/AGREGADOS
MACROECONOMICOS CON ESPECIAL REFERENCIA
AL PIB TRIMESTRAL Y AL IMAE**

Alvaro Castro Quesada

2013

RESUMEN

El interés principal de este trabajo fue evaluar las series trimestrales del *icc* (índice de confianza del consumidor), del *iee* (índice de expectativas económicas) y del *icea* (índice de condiciones económicas actuales) como posibles indicadores adelantados -indicador simple o compuesto- del IMAE (indicador mensual de actividad económica), o, de sub-sectores del IMAE.

Dichas series emanan de la *Encuesta de Confianza del Consumidor* realizada trimestralmente por la Escuela de Estadística de la Universidad de Costa Rica.

En esta línea se identificaron dos sub-sectores del IMAE: el sector de **Transporte, Almacenamiento y Comunicaciones**, y el sector **Comercio**, como los más promisorios para emplear el *iee* como variable componente de un futuro indicador adelantado compuesto. (el *iee* exhibe mejor desempeño que el *icc*)

Resulta intuitivo que dichos sub-sectores, directamente relacionados con el consumo privado interno, sean los más promisorios cuando se emplea un indicador relacionado con las expectativas del consumidor.

En otra línea de análisis, debido a que se ha mencionado, por parte de analistas y tomadores de decisión, que la evolución del *icc* puede estar influenciada por variables extra-económicas (en particular se han señalado las noticias del entorno político como una fuente plausible de variación), se aplicó un Análisis de Factores en el contexto de series de tiempo con la intención de hacer un estudio de las influencias subyacentes a las variables de la encuesta.

Según el Análisis de Factores, el *icc* aparece relacionado más directamente con las expectativas de evolución en el corto plazo de variables socioeconómicas a nivel nacional y, en forma indirecta, con aspectos económicos/financieros del ámbito familiar. Se puede argumentar que ésta mayor exposición del *icc* a variables a nivel país en contraposición a variables relacionadas con las finanzas familiares hace plausible una influencia de variables extra-económicas.

INTRODUCCION y OBJETIVO

La Encuesta de Confianza del Consumidor es realizada por la Escuela de Estadística de la Universidad de Costa Rica desde septiembre del 2002 y se realiza con una periodicidad trimestral desde agosto del año 2005 (febrero, mayo, agosto, noviembre).

Las principales series trimestrales que se obtienen de dicha encuesta son:

- El *icc* o Índice de Confianza del Consumidor
- El *iee* o Índice de Expectativas Económicas
- El *icea* o Índice de Condiciones Económicas Actuales

La metodología del *icc* sigue muy de cerca la metodología del Indicador del Sentimiento del Consumidor de la Universidad de Michigan o ICS (Index of Consumer Sentiment). Por ejemplo, utiliza exactamente las mismas cinco preguntas¹, desagrega el índice general en los mismos dos subíndices: *icea* e *iee*, y utiliza tamaños de muestra telefónicas muy similares (<http://www.sca.isr.umich.edu/main.php>)

Para el caso de la Universidad de Michigan, el Index of Consumer Expectation o ICE (el equivalente al *iee*) es utilizado por la Oficina de Análisis Económico del Departamento Federal de Comercio como una de las variables de su Indicador Adelantado Compuesto² (Moylan 2010)

Este hecho ilustra que el empleo de un indicador simple (con una sola variable), especialmente como indicador adelantado de agregados macroeconómicos, ha sido sustituido por el empleo de un indicador compuesto de varias variables.

El uso de un Indicador Adelantado Compuesto está fundamentado en el hecho observado de que cada recesión es distinta, en el sentido de que es causada o iniciada por diferentes acontecimientos y/o eventos; por ejemplo: una recesión puede tener orígenes externos mientras que la siguiente recesión puede tener su origen en el mercado local. Por consiguiente, los sectores que reaccionen en forma temprana serán diferentes en cada recesión. Siendo así, es muy improbable que una sola variable sea útil como indicador adelantado.

Por lo general se busca incluir variables que reaccionen a distintos sectores de la economía. Es común incluir variables del sector real, del sector monetario, del sector externo, etc. Un promedio ponderado, en sentido amplio, de éstas variables se utiliza como índice adelantado.

Con la popularización de las Encuestas de Confianza (tanto dirigidas al consumidor como al empresario), se ha vuelto práctica común incluir también en el Indicador Adelantado Compuesto variables provenientes de dichas encuestas. De esta forma se busca incluir en el Indicador Adelantado Compuesto el cambio en las expectativas, tanto del consumidor como empresariales.

A la luz de todo esto, este trabajo tiene como objetivo hacer una evaluación preliminar del *icc* (alternativamente *iee*, *icea*) como variable componente de un futuro indicador adelantado compuesto del IMAE o de alguno de sus sub-sectores.

METODOLOGIA

Tratamiento de las Series de Datos

En un principio se consideró utilizar el PIB Trimestral como variable para operacionalizar el concepto de actividad económica, sin embargo, el número de observaciones de la Encuesta de Confianza del Consumidor no resultó suficiente (33 observaciones disponibles comprendiendo el período septiembre 2002 a febrero 2012: las primeras 6 semestrales y las siguientes 27 trimestrales).

Se optó entonces por mensualizar las series del *icc*, *iee* e *icea*. La mensualización se hizo mediante el paquete Temporal Disaggregation (tempdisagg) del software R. Específicamente, se utilizó el método Denton-Cholette.

Con datos mensuales el concepto de actividad económica se operacionalizó con la variable Índice Mensual de Actividad Económica (IMAE). Se utilizó la Tasa de Variación Media del IMAE. (La Oficina del Censo de Estados Unidos, en la documentación de sus programas X12-Arima y X13-Arima-Seats, no recomienda utilizar tasas de Variación Interanual, ver <http://www.census.gov/srd/www/sapaper/sapaperbytopic.html>)

Para evitar que factores estacionales y/o irregulares influyan en la relación del *icc* (alternativamente *iee*, *icea*) con el IMAE o con alguno de sus sub-sectores, se trabajó con el componente de Tendencia-Ciclo de cada serie.

En el caso de la Tasa de Variación Media del IMAE y de la Tasa de Variación Media de cada uno de sus sub-sectores, se empleó el componente Tendencia-Ciclo calculado por el Banco Central de Costa Rica.

En el caso del *icc* (alternativamente *iee*, *icea*) se obtuvo su Descomposición en Componentes (componente Tendencia-Ciclo, componente Estacional y componente Irregular) mediante el paquete Seasonal-Trend Decomposition (stl) del software R. Este paquete implementa el método no paramétrico LOESS (Cleveland W. S., Devlin S. J., 1988)

Así entonces: se evaluó el componente Tendencia-Ciclo del *icc* (alternativamente *iee*, *icea*) como indicador adelantado del componente Tendencia-Ciclo de la Tasa de Variación Media del IMAE o, del componente Tendencia-Ciclo de la Tasa de Variación Media de alguno de los sub-sectores del IMAE.

Evaluación de las series *icc*, *iee* e *icea*

Stock y Watson (Stock J., Watson M. 1999) propusieron una metodología para pronosticar la inflación con base en una gran cantidad de indicadores económicos. La metodología de evaluación de indicadores es la siguiente:

- a-** Estimación del *modelo base*: estimar un modelo autoregresivo, $AR(p)$, de la variable a predecir, en nuestro caso, la serie Tendencia-Ciclo de la Tasa de Variación Media del IMAE y de cada uno de sus sub-sectores.
- b-** El orden del modelo, o número de rezagos, p , viene dado por el valor que optimice algún criterio de información³. Por lo general se utilizan el criterio de información de Akaike (AIC) o el criterio de información de Schwarz (BIC), también conocido como criterio de información bayesiano.
- c-** La capacidad predictiva de dicho modelo base autoregresivo se evalúa mediante la raíz del error cuadrático medio. Para esto se divide la muestra total y se proyectan los dos últimos años de la muestra.
- d-** Estimación de los *modelos ampliados*: al modelo base autoregresivo se le agrega la variable que se quiere probar, en nuestro caso el *icc* (alternativamente *iee*, *icea*) Dicha variable entra también en forma rezagada, es decir como componente autoregresivo.
- e-** La capacidad predictiva de dicho modelo autoregresivo ampliado se evalúa también mediante la raíz del error cuadrático medio.
- f-** Se observa si la raíz del error cuadrático medio del modelo ampliado (punto d) es menor que la del modelo base original (punto a), en cuyo caso la variable agregada es un predictor adecuado.

La longitud - aún mensualizada - de la serie del *icc* (alternativamente *iee*, *icea*) no resultó suficiente para poder dividir la muestra en una submuestra de entrenamiento y una submuestra de predicción. Adicionalmente, la presencia de un solo punto de giro⁴ en el periodo que abarca la serie, impide también realizar dicha partición. Lo anterior no permite emplear el criterio del error cuadrático medio.

Se optó, entonces, por utilizar la muestra completa – sin particiones – y emplear el criterio de disminución en el AIC y/o BIC (se es consciente que conceptualmente el AIC y/o BIC no son sustitutos del MSE, por el hecho, sobradamente conocido, que un buen ajuste no implica necesariamente una buena predicción)

La metodología, arriba reseñada, se aplicó también a la relación del *icc* con cada sub-sector del IMAE.

Adicionalmente, todo el conjunto de estimaciones se replicó empleando el *icea* y empleando el *iee*.

Para las estimaciones y la selección automática del número de rezagos se usó la función `ar.mle()` del paquete `stats`. También se utilizó el paquete `dynamic linear models` (`dynlm`), ambos del software R.

RESULTADOS

Los resultados de las corridas se observan en los cuadros No. 1 al No. 5.

Comparación del Modelo Base con los Modelos Ampliados e Identificación de sub-sectores del IMAE

El cuadro No. 1 contiene las variaciones relativas en el AIC y en el BIC cuando se pasa del modelo base con solo un componente AR de la serie objetivo (IMAE o algún sub-sector) a un modelo ampliado con un componente AR del *icc* (alternativamente con un componente AR del *icea* o con un componente AR del *iee*)

El cuadro permite identificar, con base en los mayores porcentajes de disminución del AIC y/o BIC al pasar del modelo base al modelo ampliado, los sub-sectores más promisorios.

Es así como se identifican el sub-sector de **Transporte, Almacenamiento y Comunicaciones** y el sub-sector **Comercio** como los más indicados para emplear el *iee* como componente de un Indicador Adelantado Compuesto de dichos sectores.

En efecto: como se puede constatar en el Cuadro No. 1, para el sub-sector **Transporte, Almacenamiento y Comunicaciones** la adición del componente AR de *iee* reduce AIC y BIC en 23% y 13% respectivamente. En el sub-sector **Comercio** las correspondientes reducciones son de 12% y 9%

Siendo difícil de establecer en forma rigurosa, resulta intuitivo que el sub-sector de **Transporte, Almacenamiento y Comunicaciones** y el sub-sector **Comercio**, sectores directamente relacionados con el consumo privado interno, presenten los mayores porcentajes de disminución del AIC y/o BIC cuando se adiciona un componente AR de variables relacionadas con las expectativas del consumidor.

Se anota también que en Costa Rica, como típica economía abierta pequeña, el consumo privado interno es un componente con menos peso relativo que en otras economías (i.e. la economía estadounidense) y por consiguiente el mayor impacto de las expectativas del consumidor local se ve limitado a sub-sectores internos de la actividad económica.

Finalmente, el mejor desempeño relativo del *iee* sobre el *icc* recuerda el caso del Indicador de Michigan donde la Oficina de Análisis Económico del Departamento Federal de Comercio de Estados Unidos incluye el Index of Consumer Expectation en su Indicador Adelantado Compuesto.

Coeficientes y Estadísticos de Diagnóstico

Los cuadros No. 2 al No. 5 contienen el detalle de estadísticos de ajuste y estadísticos de diagnóstico: incluyen los valores de los coeficientes autoregresivos, el r^2 , el r^2 ajustado, los p-value de las pruebas de Box-Ljung y Box-Pierce, y una indicación de presencia de valor extremo y/o influyente.

El Cuadro No. 2 presenta los estadísticos de ajuste y de diagnóstico para el modelo base, mientras que los cuadros No. 3 al No. 5 corresponden a los resultados de los modelos ampliados con la adición del componente AR del *icc*, *icea* e *iee* respectivamente.

Todos los modelos estimados resultan adecuados en el sentido que las pruebas de Box-Ljung y Box-Pierce no rechazan la hipótesis nula de independencia de los errores. Sin embargo,

todos los modelos estimados presentan presencia de valor extremo/influencial, precisamente en el punto de giro. Por tanto, la adición de un componente AR del índice (*icc,icea,iee*) al modelo AR de la serie objetivo (IMAE o algún sub-sector), aunque mejora el ajuste, no es suficiente para lograr un buen ajuste del punto de giro.

A manera de ejemplo, se presentan los gráficos de diagnóstico (ver Gráficos de Diagnóstico) para el sub-sector **Transporte,Almacenamiento y Comunicaciones**, donde se evidencia la presencia de valor extremo/influencial en el punto de giro.

Es pertinente mencionar que el buen ajuste de los puntos de giro sigue siendo un reto incluso para las oficinas gubernamentales que cuentan con sistemas bien establecidos de Indicadores Adelantados Compuestos. Este tema tomó especial relevancia con la última recesión de los países industrializados declarada en el tercer cuatrimestre del 2008 (las críticas a los Indicadores Adelantados arrancan con Koopmans (Koopmans 1947), una referencia más reciente es el estudio de Koenig y Emery (Koenig E., Emery K. 1993))

Cambio Estructural

Dada la presencia de valor extremo/influencial en el punto de giro, tanto para el sub-sector de **Transporte,Almacenamiento y Comunicaciones** como para el sub-sector **Comercio**, se aplicó una prueba de estabilidad estructural de los parámetros: la prueba supF o generalización de Andrews de la F de Chow (Andrews 1993, Andrews DWK, Ploberger W. 1994).

Para realizar dicha prueba se utilizó el paquete Structural Change (strucchange) del software R.

Los resultados para el sub-sector de **Transporte,Almacenamiento y Comunicaciones** se presentan en el recuadro No. 1 y los resultados para el sub-sector **Comercio** se presentan en el recuadro No. 2. En ambos casos se rechaza la hipótesis nula de estabilidad estructural de los parámetros sobre el periodo completo de la serie.

Estos resultados abren un espacio para en un futuro, con series de datos más extensas, aplicar algún modelo del tipo Markov Switching iniciados por Hamilton (Hamilton 1989)

Otra alternativa de seguimiento a este estudio es ajustar un modelo de variables de estado (tan en boga hoy en día). En R las opciones más prácticas para ello son la función StructTS del paquete stats, y el paquete dlm.

Motivos para realizar un Análisis de Factores

Se ha mencionado, por parte de analistas y tomadores de decisión, que la evolución del *icc* puede estar influenciada por variables extra-económicas; en particular, se han señalado las noticias del entorno político como una fuente plausible de variación.

Con la intención de hacer un estudio de las influencias subyacentes a las variables medidas en la encuesta, se aplicó un Análisis de Factores.

En el contexto de series de tiempo la técnica más conocida es la llamada *Análisis de Factores Dinámico*. Esta técnica hace uso de Variables de Estado para modelar la dinámica de los factores no observables subyacentes a las variables medidas. Esto requiere conocimiento e información adicional sobre dichos factores, o en su defecto, postular algún tipo de hipótesis acerca de la dinámica de los factores.

Otra técnica para la aplicación del Análisis de Factores en un contexto de series de tiempo, es la propuesta por Gilbert y Meijer (Gilbert P. D., Meijer E., 2005), la cual no precisa especificar ningún patrón dinámico de los factores no observables. Se eligió esta última técnica y su implementación se llevó a cabo mediante el paquete Time Series Factor Analysis (tsfa), del software R.

Se trabajó las siguientes 17 series trimestrales de la Encuesta de Confianza del Consumidor:

icc

Tasas de interés serán mayores prox 12m (**in1mayores**)

Precios serán mayores prox 12m (**in2mayores**)

Ingreso familiar crecerá más que los precios (**in3mayor**)

Espera que ingreso familiar sea mayor que año pasado (**in4mayor**)

Política económica gob actual es buena (**gb1bueno**)

Desempleo aumentará en prox 12 m (**gb2mayor**)

Pobreza será mayor prox 12 m (**gb3mayor**)

Buenos tiempos para comprar casa (**bd1buenos**)

Buenos tiempos para comprar carro (**bd5buenos**)

Hogar tiene capacidad de gastos discrecionales (**gasdis**)

Puede comprar muebles (**gd1r**)

Puede comprar vehículo (**gd2r**)

Puede realizar viaje de placer (**gd3r**)

Puede comprar casa (**gd4r**)

Pueden comprar microcomputadora (**gd5r**)

Pueden comprar terreno (**gr6r**)

Intuición del Análisis de Factores y Pasos para su realización

El Análisis Factorial es un método de estadística multivariable cuyo objetivo es la reducción de datos. Busca explicar un conjunto numeroso de variables en términos de un número menor de factores no observables. Más específicamente, busca explicar las correlaciones entre un conjunto numeroso de variables en términos de un número menor de factores no observables.

Tuvo su origen en la psicología cuantitativa y en la actualidad es aplicado en gran variedad de campos.

Se acostumbra clasificar el análisis factorial en dos tipos: exploratorio y confirmatorio.

El análisis factorial confirmatorio trata de determinar si el número de factores obtenidos y sus *cargas* se corresponden con los que cabría esperar a la luz de una teoría previa y bien definida acerca de los datos. El análisis factorial confirmatorio se puede considerar un modelo particular de la clase de Modelos de Ecuaciones Estructurales (SEM).

El análisis factorial exploratorio se usa para tratar de descubrir una posible estructura interna subyacente en un número relativamente grande de variables. Las *cargas* de los distintos factores se utilizan para intuir la relación de éstos con las distintas variables. Es el tipo de análisis factorial más común.

A continuación se introduce el análisis factorial exploratorio en términos muy intuitivos.

Es intuitivo pensar que: "si dos variables tienen un factor en común, la correlación entre ellas se deba -en parte- a dicho factor"

También es intuitivo esperar que: "entre más las variables dependan del factor, más dicho factor explicará la correlación entre ellas"

Esto motiva a expresar cada variable como una suma ponderada de dos términos: el factor y un término de error.

Siguiendo con el ejemplo, supóngase ahora que ambas variables comparten no uno sino dos factores en común. Ahora cada variable se expresaría como la suma ponderada de tres términos: un término para cada factor y el término de error.

Es inmediato llegar al caso de N variables compartiendo K factores en común: cada variable expresada como la combinación lineal de los K factores y el término de error.

En el tanto K sea "considerablemente menor" que N , se logra el objetivo de reducción de datos.

Hemos llegado así a un sistema $N \times K$, sin embargo a este sistema no se le puede aplicar ningún método de regresión pues los factores son No observables.

Ahora bien, las N variables sí son observables y se puede calcular el coeficiente de correlación entre cada par; recordando que "entre más las variables dependan del factor, más dicho factor explicará la correlación entre ellas" resulta natural que el análisis factorial inicie con el cálculo de la matriz de correlación, y que haga uso de los métodos de descomposición de matrices con que cuenta el álgebra lineal para descomponer dicha matriz: pues si se logra una descomposición simple se habrá obtenido una reducción de datos.

A continuación se describen -muy someramente- los pasos o tareas específicas que por lo general se siguen para completar un análisis de factores exploratorio.

En cada uno de los pasos el analista dispone de varias alternativas para realizar la misma tarea y la metodología no proporciona reglas claras –ni se ha logrado un consenso- para escoger entre una u otra alternativa. Por ejemplo existen varios métodos para determinar el número de factores.

Esta característica del análisis de factores exploratorio ha sido criticada debido a la discrecionalidad en que, necesariamente, incurre el analista. Por otra parte, también se argumenta que el éxito y popularidad del análisis se debe precisamente a esta flexibilidad.

Pasos para realizar Análisis Factorial

1. Generar la matriz de correlación entre todas las variables involucradas

2. Determinar el número de factores a extraer

El método más común es obtener los valores propios de la matriz de correlación. Se decide extraer tantos factores como valores propios mayores a uno se obtengan.

3. Extraer los factores

El método más común es realizar un análisis de Componentes Principales de la matriz de correlación (Componentes Principales es un método de descomposición de matrices)

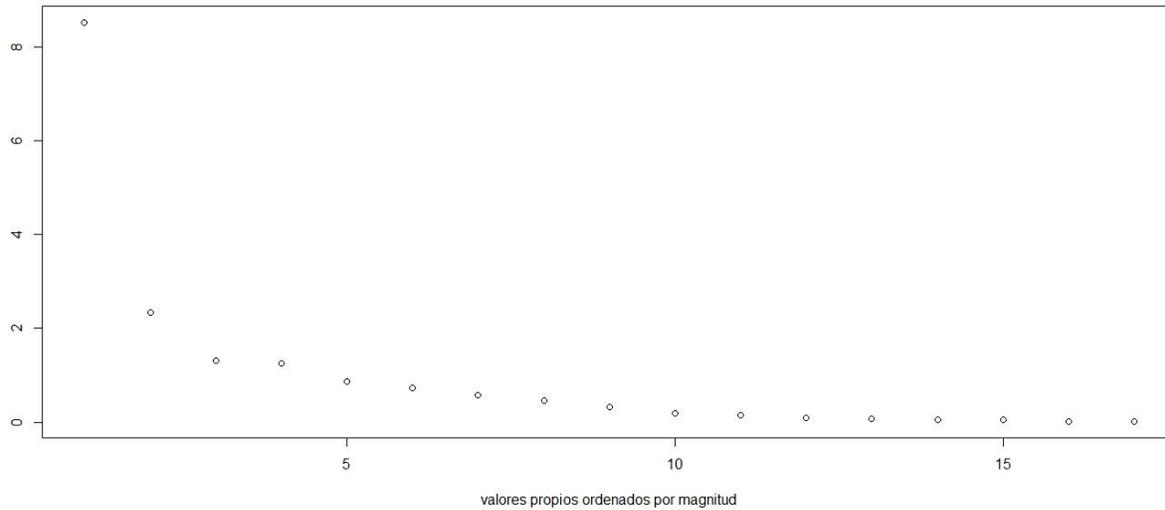
4. Se rotan los factores para mejorar su interpretabilidad

Los factores se interpretan según su asociación –cargas- a variables específicas pero si un factor no está claramente asociado a unas pocas variables es de difícil interpretación. Con las rotaciones se busca que el patrón de asociación del factor sea más definido, es decir: claramente asociado a unas variables.

Determinación del número de factores

Las series se trabajaron en sus primeras diferencias, por lo que el análisis inició con la extracción de los valores propios de la matriz de correlación de las primeras diferencias de las variables involucradas, las cuales fueron listadas con anterioridad.

Valores Propios de la matriz de correlación de las primeras diferencias de las series



Cuadro No. 7: Valores Propios de la matriz de correlación de las primeras diferencias

Eigenvalues	% explicación	acumulado
8.53350776	50.2%	50.2%
2.34751524	13.8%	64.0%
1.31808781	7.8%	71.8%
1.25841037	7.4%	79.2%
0.86979088	5.1%	84.3%
0.73715879	4.3%	88.6%
0.56680775	3.3%	91.9%
0.44893079	2.6%	94.6%
0.32212389	1.9%	96.5%
0.17718398	1.0%	97.5%
0.14270243	0.8%	98.4%
0.08515676	0.5%	98.9%
0.07163671	0.4%	99.3%
0.04973518	0.3%	99.6%
0.04096012	0.2%	99.8%
0.01968903	0.1%	99.9%
0.01060252	0.1%	100.0%

Siguiendo el criterio de incluir en el análisis todos los valores propios mayores a 1, el análisis se corrió con cuatro factores. El cuadro No. 7 permite constatar que con cuatro factores se explica el 79% de la variancia. Se observa también que el primer factor explica el 50%, y los dos primeros factores explican un 64% de la variancia.

Como se verá más adelante, el primer factor, el factor dominante que por si solo explica la mitad de la variación en la encuesta, se relaciona con aspectos económicos del ámbito familiar, lo cual resulta consistente pues se trata de una encuesta de confianza del consumidor.

Interpretación de Factores

El cuadro No. 8 muestra las cargas factoriales estandarizadas luego de aplicar una rotación oblicua, y se destacan –en negrita– las mayores cargas factoriales de cada factor.

Cuadro No. 8: Cargas Factoriales Estandarizadas

Código	Nombre	Factor 1	Factor 2	Factor 3	Factor 4
<i>icc</i>	Indice Confianza del Consumidor	0.011600594	0.758465537	0.15338814	0.325754461
in1mayores	Tasas de interés serán mayores prox 12m	-0.033345033	-0.170133514	0.01104388	-0.676174320
in2mayores	Precios serán mayores prox 12m	0.223055316	-0.041061587	0.09416049	-0.785886397
in3mayor	Ingreso familiar crecerá más que los precios	0.455007140	0.139100940	-0.01456539	0.004237909
in4mayor	Espera que ingreso familiar sea mayor que año pasado	0.046256505	0.272658536	-0.31103156	0.225360903
gb1bueno	Política económica gob actual es buena	0.383273954	0.038299320	0.43066706	0.605140205
gb2mayor	Desempleo aumentará en prox 12 m	0.007695668	-0.935695111	0.21278412	0.126471613
gb3mayor	Pobreza será mayor				

	prox 12 m	-0.047863135	-0.964907725	-0.13720790	-0.012739630
bd1buenos	Buenos tiempos para				
	comprar casa	0.195724656	0.290032669	0.20277630	0.410700489
bd5buenos	Buenos tiempos para				
	comprar carro	0.269664345	-0.005806707	-0.08444789	0.719897950
gasdis	Hogar tiene capacidad				
	de gastos discrecionales	0.624763978	0.071784227	-0.55356106	0.142736411
gd1r	Puede comprar				
	muebles	0.607084547	0.107690569	-0.52417812	0.030547559
gd2r	Puede comprar vehículo	0.755279105	0.091836682	-0.12625956	0.131580365
gd3r	Puede realizar viaje de				
	placer	0.652331631	-0.112816983	-0.14427200	0.249386027
gd4r	Puede comprar casa	1.050216066	-0.011782457	0.17630397	-0.160284573
gd5r	Pueden comprar				
	microcomputadora	0.297906633	0.086268999	-0.41425643	0.370840313
gd6r	Pueden comprar terreno	0.984480334	0.081912110	0.01941365	-0.069507837

La distribución de las mayores cargas en cada factor, tanto de signo positivo como negativo, permite observar con cuáles variables está más “asociado” y de esta manera darle una interpretación.

Es así como se constata que:

- El primer factor tiene relación con aspectos económicos del ámbito familiar

En efecto, en dicho factor las mayores cargas -todas positivas- son en las siguientes variables: Ingreso familiar crecerá más que los precios (**in3mayor**), Hogar tiene capacidad de gastos discrecionales (**gasdis**), Puede comprar Muebles (**gd1r**), Puede comprar vehículo (**gd2r**), Puede realizar viaje de placer (**gd3r**), Puede comprar casa (**gd4r**), Pueden comprar terreno (**gd6r**).

Es decir, variables relacionadas con la expectativa de crecimiento real del ingreso familiar y relacionadas con la capacidad familiar de realizar cierto tipo de gastos importantes.

- El segundo factor tiene relación con la expectativa de evolución en el corto plazo de variables socio-económicas del país.

Este factor tiene relación negativa con las variables Desempleo aumentará en prox 12 meses (**gb2mayor**) y Pobreza será mayor prox 12 meses (**gb3mayor**), y relación positiva con el *icc*.

Interpretación factorial del *icc*

Específicamente con relación al *icc*, se observa que tiene su carga factorial mayoritariamente en el segundo factor, un factor relacionado con la expectativa de evolución de corto plazo de variables a nivel nacional, y además, no exhibe carga factorial en el primer factor, relacionado con aspectos a nivel familiar.

Al considerar estos resultados hay que tener presente que los factores finalmente obtenidos se correlacionan entre sí, pues se usó una rotación no ortogonal (oblicua). La correlación estimada entre estos dos factores es de 0.397 (la matriz completa de correlación entre factores se presenta más adelante)

Esta correlación entre factores permite que el *icc* se relacione en forma indirecta – a través de la correlación entre el primer y segundo factor- con aspectos económicos del ámbito familiar

- El cuarto factor tiene relación con las expectativas que afectan la compra de casa y/o carro.

Las variables que tienen mayores cargas factoriales positivas son: Política económica gob actual es buena (**gb1bueno**), Buenos tiempos para comprar casa (**bd1buenos**) y Buenos tiempos para comprar carro (**bd5buenos**). Y las variables con mayores cargas factoriales negativas son: Tasas de interés serán mayores prox 12meses (**in1mayores**) y Precios serán mayores prox 12meses (**in2mayores**). Este factor está mayoritariamente relacionado con las expectativas sobre las condiciones económico/financieras (precios y tasas de interés) que afectan la compra de casa y/o carro.

Casa y carro, los principales bienes durables de una economía familiar, destacan en la conformación de este factor.

- el tercer factor presenta una distribución de cargas factoriales menos clara, especialmente en sus signos. Por otra parte, resalta el hecho que los estimados del coeficiente de correlación de este factor con cualquiera de los otros tres factores son negativos. Tal y como se aprecia en la matriz de correlación entre factores que se presenta en el Cuadro No. 9.

Cuadro No. 9 : matriz de correlación Phi de factores

	[,1]	[,2]	[,3]	[,4]
[1,]	1.0000000	0.3971906	-0.1788222	0.3895763
[2,]	0.3971906	1.0000000	-0.1558579	0.4883971
[3,]	-0.1788222	-0.1558579	1.0000000	-0.1367091
[4,]	0.3895763	0.4883971	-0.1367091	1.0000000

Finalmente, el cuadro No. 10 presenta las Comunalidades para cada serie (la comunalidad de una variable se puede interpretar como una aproximación al porcentaje de la variable que es explicado por los factores).

Para efectos de este estudio hay que resaltar la comunalidad de aproximadamente 91% de la serie del **icc**.

Cuadro No. 10: Comunalidades de cada variable

Código	Nombre	Comunalidad
icc		90.6%
in1mayores		62.5%
in2mayores		57.9%
in3mayor		28.2%
in4mayor		35.3%
gb1bueno		78.0%
gb2mayor		87.0%
gb3mayor		95.7%
bd1buenos		50.1%
bd5buenos		76.9%
Gasdis		99.5%
gd1r		86.1%
gd2r		79.9%
gd3r		60.0%
gd4r		96.3%
gd5r		64.0%
gd6r		97.9%

La conclusión a resaltar es que el **icc** aparece relacionado más directamente con las expectativas de evolución de corto plazo de variables socio-económicas a nivel nacional y solo en forma indirecta – a través de la correlación entre el primer y segundo factor- se relaciona con aspectos económicos del ámbito familiar.

Se puede argumentar que ésta mayor exposición del **icc** a variables macro en contraposición a variables micro/familiares hace más plausible una influencia de variables extra-económicas.

Finalmente en lo que a la Encuesta de Confianza del Consumidor se refiere, el que el primer factor sea del ámbito de las finanzas familiares, que el segundo factor sea relacionado con las condiciones socio-económicas nacionales y que ambos factores estén correlacionados, son resultados que apuntan a la conveniencia de estudiar en forma más formal (¿ un Modelo de Ecuaciones Estructurales SEM ?) la dinámica subyacente a las variables de la encuesta.

NOTAS

1. Preguntas del ICS

Q1 "We are interested in how people are getting along financially these days. Would you say that you (and your family living there) are better off or worse off financially than you were a year ago?"

Q2 "Now looking ahead--do you think that a year from now you (and your family living there) will be better off financially, or worse off, or just about the same as now?"

Q3 "Now turning to business conditions in the country as a whole--do you think that during the next twelve months we'll have good times financially, or bad times, or what?"

Q4 "Looking ahead, which would you say is more likely--that in the country as a whole we'll have continuous good times during the next five years or so, or that we will have periods of widespread unemployment or depression, or what?"

Q5 "About the big things people buy for their homes--such as furniture, a refrigerator, stove, television, and things like that. Generally speaking, do you think now is a good or bad time for people to buy major household items?"

2.

es importante distinguir el uso estadístico del indicador de la Universidad de Michigan (y para nuestros efectos, el uso del *icc* y el *iee*) como insumo de un Indicador Adelantado Compuesto, del uso periodístico y de las interpretaciones/pronósticos por parte de analistas y tomadores de decisiones, cuando los resultados son divulgados por los medios de prensa.

3.

El análisis ARIMA clásico, sugerido por los mismos Box y Jenkins, se resume en los siguientes pasos:

- Se asume que la gran mayoría de series de tiempo que se observan son generadas - generadas de forma exacta, o de forma aproximada- por un proceso débilmente estacionario de tipo AR, MA o ARMA.
- Si el proceso no fuera débilmente estacionario, se aplican diferencias sucesivas a la serie (y otras transformaciones si vienen al caso)
- Se calculan las ACF y PACF
- Con la inspección visual de las ACF y PACF se inicia la Etapa de Identificación

- Etapa de Estimación (mediante mínimos cuadrados recursivos o máxima verosimilitud)
- Etapa de Diagnóstico (pruebas de Box-Ljung y Box-Pierce en los residuos)

Sin embargo se ha vuelto muy popular, debido a las facilidades de cómputo de la actualidad, escoger el modelo ARIMA (escoger los parámetros p , d , q del proceso $ARIMA(p,d,q)$) haciendo uso de los llamados Criterios de Información. Es decir, la Etapa de Identificación es sustituida por el uso de Criterios de Información.

Con tales criterios se reduce el grado de subjetividad implícito en la comparación visual entre, por un lado, la ACF y PACF teóricas, y por otro, la ACF y la PACF empíricas.

Los criterios de información más comúnmente empleados son: el Criterio de Información de Akaike AIC, el Criterio de Información Bayesiano BIC, y el Criterio de Información de Akaike corregido AICc.

Todos estos criterios son criterios penalizados: penalizan si se agrega un parámetro adicional al modelo. El BIC se diferencia del AIC en la forma en que penaliza la inclusión de un parámetro adicional al modelo.

Existe cierta controversia sobre cuál criterio es más apropiado, pero se ha observado -aunque no es un resultado formal- que por lo general el modelo que minimiza el AIC suele también minimizar el BIC, por lo que el tema no es de particular importancia en las aplicaciones. Formalmente lo que se ha establecido es que ambos criterios son asintóticamente equivalentes, lo cual, con todo y ser un resultado teórico interesante, no es de relevancia en contextos aplicados con muestras pequeñas.

Precisamente se ha modificado el AIC para que incorpore una corrección para muestras finitas, a tal coeficiente se le denota AICc. El AICc penaliza en mayor medida que el AIC la inclusión de un parámetro adicional al modelo.

4.

En este trabajo de carácter exploratorio y con series de datos cortas, no se usó una definición formal de ciclo ni de punto de giro. La metodología de la OECD provee pautas al respecto (OECD, Abril 2012)

REFERENCIAS

Andrews DWK, Tests for parameter instability and structural change with unknown change point, *Econometrica*, 61, 821-856, 1993

Andrews DWK, Ploberger W., Optimal tests when a nuisance parameter is present only under the alternative, *Econometrica*, 60 (4), 953-966

Cleveland, William S.; Devlin, Susan J. Locally-Weighted Regression: An Approach to Regression Analysis by Local Fitting, *Journal of the American Statistical Association* 83 (403): 596–610, 1988.

Gilbert P. D., Meijer E., Time Series Factor Analysis with an Application to Measuring Money, University of Groningen, Research School SOM Research Report 05F10, Nov. 2005

J. D. Hamilton, A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle, *Econometrica*, Vol. 57, No. 2., pp. 357-384, 1989.

<http://www.census.gov/srd/www/sapaper/sapaperbytopic.html>

<http://www.sca.isr.umich.edu/main.php>

Koenig E., Emery K., Why the composite index of leading indicators doesn't lead, Federal Reserve Bank of Dallas, Research Paper No. 9318, May 1993.

Koopmans T.C., Measurement without theory, *The Review of Economic Statistics*, Vol XXIX (August, 1947)

Moylan C. E., Cyclical Indicators for the United States, Third International Seminar on Early Warning and Business Cycle Indicators, Moscow Russian Federation, November 17-19, 2010

OECD System of Composite Leading Indicators, April, 2012

Pedersen, M. Un indicador líder compuesto para la actividad económica en Chile, *Revista Monetaria*, vol. XXXII, No. 2 abril-junio, CEMLA, 2009.

Stock, James and Mark W. Watson. "Forecasting Inflation," *Journal of Monetary Economics*, 1999, v44 (2,Oct), 293-335.

Yabuta Yoriko, New tools for tracking the Mexican Business Cycle, Third International Seminar on Early Warning and Business Cycle Indicators, Moscow Russian Federation, November 17-19, 2010

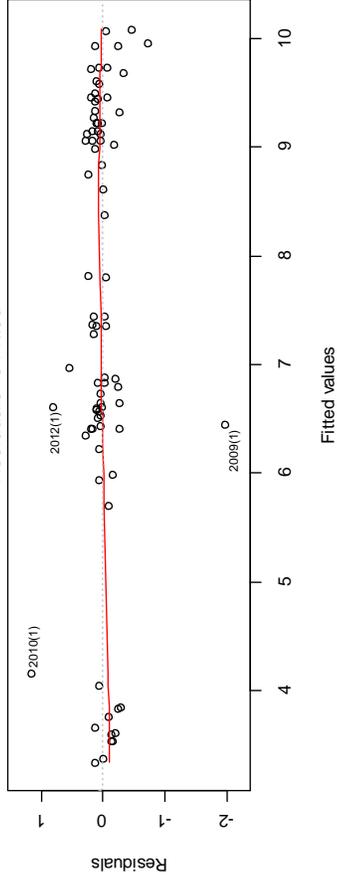
Cuadro No. 1 : Variación en AIC y BIC al introducir componentes AR de icc, iceda e icedb

AR de la serie												
	IMAE	Manufatura Minas	Agricultura	Transporte	Otr Ser Empr	Electy Agua	Construcción	Comercio	Finan/Seguros Hoteles	Inter Finan Ind		
AIC	273.1029	417.5064	453.2659	249.3607	80.61116	169.852	190.9765	324.7275	251.4093	174.1329	201.2426	173.4605
BIC	280.3231	424.7266	460.4861	258.9385	90.18896	188.6024	198.1966	334.3053	258.6295	181.3531	219.9931	180.6806
AR de la serie + AR de ICC												
	IMAE	Manufatura Minas	Agricultura	Transporte	Otr Ser Empr	Electy Agua	Construcción	Comercio	Finan/Seguros Hoteles	Inter Finan Ind		
AIC	261.1161	408.034	453.2589	246.7392	65.30869	166.5105	188.4347	325.1054	226.5814	170.0101	196.6701	173.4151
BIC	275.4828	422.4007	467.6255	263.5003	82.06983	192.2923	202.8014	341.8665	240.9481	184.3768	222.4519	187.7818
% Variación												
AIC	-4.39	-2.27	0.00	-1.05	-18.98	-1.97	-1.33	0.12	-9.88	-2.37	-2.27	-0.03
BIC	-1.73	-0.55	1.55	1.76	-9.00	1.96	2.32	2.26	-6.84	1.67	1.12	3.93
AR de la serie + AR de ICEA												
	IMAE	Manufatura Minas	Agricultura	Transporte	Otr Ser Empr	Electy Agua	Construcción	Comercio	Finan/Seguros Hoteles	Inter Finan Ind		
AIC	266.6623	412.648	452.9807	244.7602	71.87214	170.4966	190.276	327.5007	237.2201	172.1944	196.0461	172.6748
BIC	281.029	427.0147	467.3474	261.5213	88.63328	196.2785	204.6427	344.2618	251.5868	186.5611	221.8279	187.0415
% Variación												
AIC	-2.36	-1.16	-0.06	-1.84	-10.84	0.38	-0.37	0.85	-5.64	-1.11	-2.58	-0.45
BIC	0.25	0.54	1.49	1.00	-1.72	4.07	3.25	2.98	-2.72	2.87	0.83	3.52
AR de la serie + AR de IEE												
	IMAE	Manufatura Minas	Agricultura	Transporte	Otr Ser Empr	Electy Agua	Construcción	Comercio	Finan/Seguros Hoteles	Inter Finan Ind		
AIC	258.5939	405.8754	452.9747	247.0785	61.83503	165.3002	187.3952	324.6652	221.7391	170.212	194.5045	173.9306
BIC	272.9606	420.2421	467.3414	263.8396	78.59617	191.082	201.7619	341.4263	236.1058	184.5787	220.2863	188.2973
% Variación												
AIC	-5.31	-2.79	-0.06	-0.92	-23.29	-2.68	-1.88	-0.02	-11.80	-2.25	-3.35	0.27
BIC	-2.63	-1.06	1.49	1.89	-12.85	1.31	1.80	2.13	-8.71	1.78	0.13	4.22

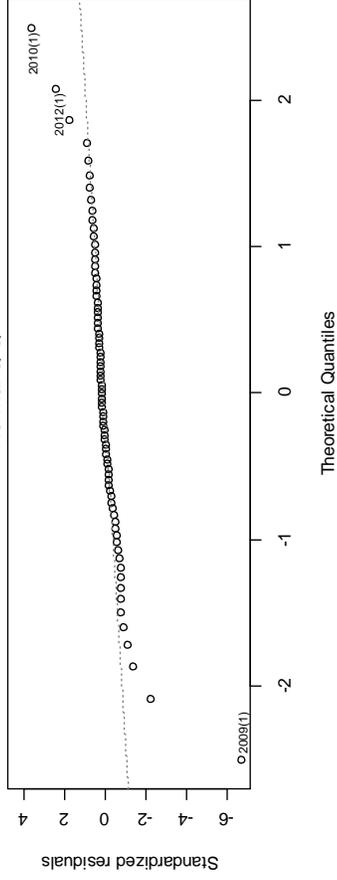
Cuadro No. 3 AR de la serie + AR del icc

AR de la serie + AR de ICC		AR de la serie + AR del icc															
AR de la serie		IMAE Manufactura		Minas		Agricultura		Transporte		Otr Ser Empr Electy Agua		Construcción		Comercio Finan/Seguros		Hoteles Inter Finan Ind	
orden		2	2	2	3	3	3	3	2	2	3	2	2	2	2	7	2
coef 1	1.0265	1.0201	1.1235	1.03028	1.10395	1.001731	1.0633	1.18609	1.03608	1.1391	1.03107	1.1897					
coef 2	-0.1271	-0.1412	-0.17	-0.01542	-0.16134	0.001916	-0.1406	-0.08979	-0.11721	-0.1534	-0.02858	-0.2161					
coef 3			-0.07878	0.02001	-0.051185			-0.11661									
coef 4					-0.008911												
coef 5					-0.012264												
coef 6					0.00121												
coef 7					-0.109281												
+																	
AR de ICC		3		3		3		3		3		3		3		3	
orden																	
coef 1	-1.3602	-2.6868	1.4575	0.19981	-0.61103	0.398758	-0.3658	-1.38997	-2.24443	-0.8892	-0.80224	-0.4036					
coef 2	3.0928	6.2795	-2.4698	0.03243	1.33168	-0.5306	0.9268	3.04205	4.66056	1.7289	1.83562	0.6822					
coef 3	-1.7225	-3.5829	1.0118	-0.22891	-0.71511	0.185997	-0.5565	-1.64964	-2.41063	-0.8378	-1.03281	-0.2754					
coef 4																	
coef 5																	
R2	0.9665	0.9147	0.9374	0.968	0.9981	0.9981	0.9659	0.9828	0.9635	0.9941	0.9682	0.9933					
R2 adj	0.9643	0.9091	0.9333	0.9655	0.998	0.9978	0.9636	0.9815	0.9611	0.9937	0.9635	0.9929					
p-values																	
Box-Pierce	0.8254	0.8244	0.8252	0.9455	0.6438	0.996	0.8635	0.8516	0.5724	0.9581	0.9851	0.9353					
Box-Ljung	0.8222	0.8212	0.822	0.9445	0.6377	0.996	0.861	0.8488	0.5653	0.9573	0.9848	0.9341					
AIC	261.1161	408.034	453.2589	246.7392	65.30869	166.5105	188.4347	325.1054	226.5814	170.0101	196.6701	173.4151					
BIC	275.4828	422.4007	467.6255	263.5003	82.06983	192.2923	202.8014	341.8665	240.9481	184.3768	222.4519	187.7818					
V. Extremos	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI					

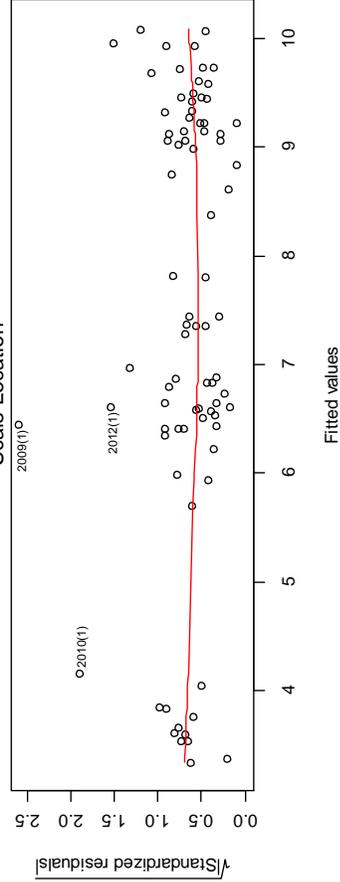
Gráficos de Diagnóstico AR(Transporte) + AR(iee)
Residuals vs Fitted



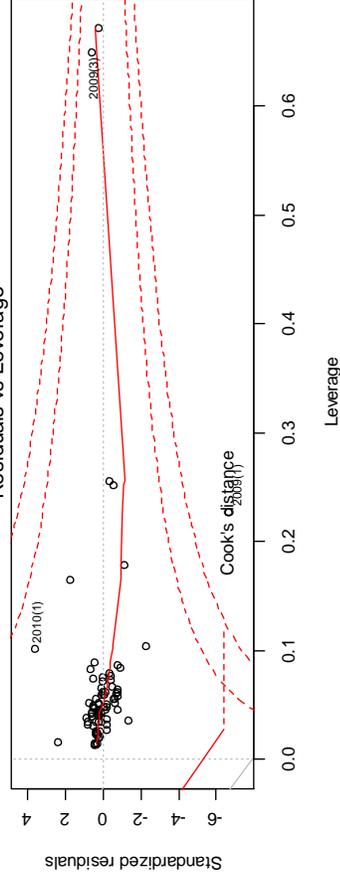
Gráficos de Diagnóstico AR(Transporte) + AR(iee)
Normal Q-Q



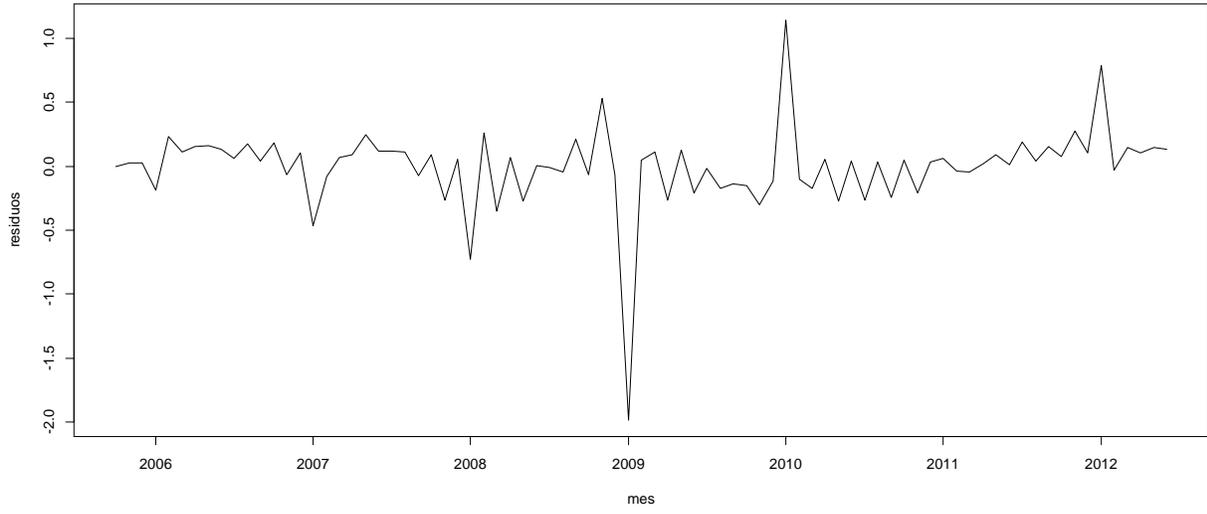
Gráficos de Diagnóstico AR(Transporte) + AR(iee)
Scale-Location



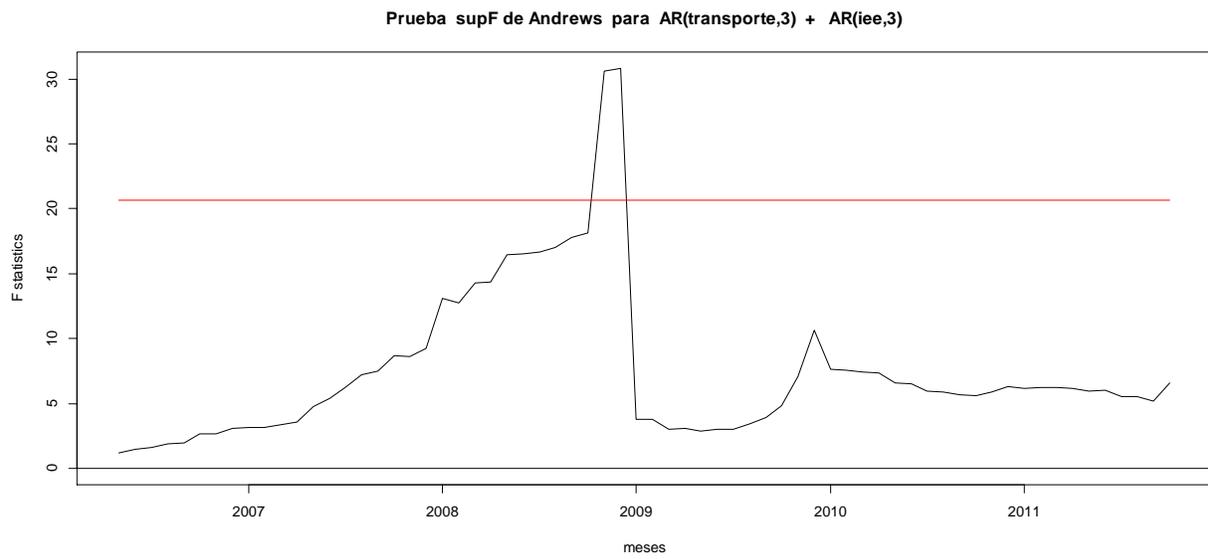
Gráficos de Diagnóstico AR(Transporte) + AR(iee)
Residuals vs Leverage



Cuadro No.6 Gráficos de Diagnóstico AR(Transporte) + AR(iee)



Recuadro No.1 Prueba de Cambio Estructural para el modelo del sector Transporte

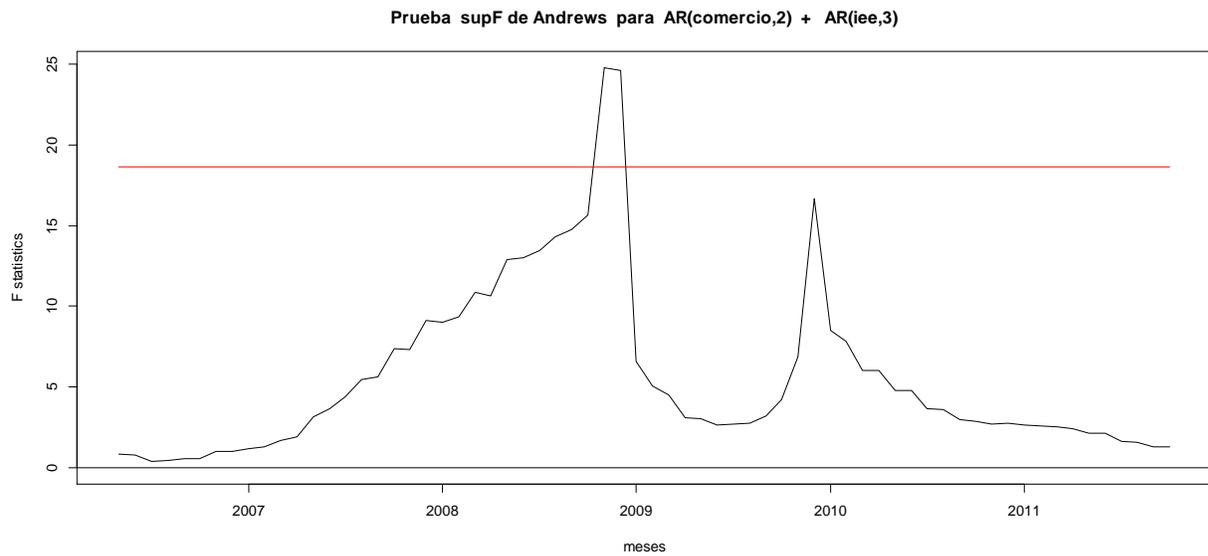


supF test

data: model_transporte_strchange2

sup.F = 30.8352, p-value = 0.0009316

Recuadro No.2 Prueba de Cambio Estructural para el modelo del sector Comercio



supF test

data: model_comercio_strchange2

sup.F = 24.7874, p-value = 0.004503

