

DIAGNÓSTICO E IDENTIFICACIÓN DE ESCALONES ESTACIONALES EN EL AJUSTE DE INDICADORES DE COYUNTURA ECONÓMICA

Mònica Gasulla i Ramon - Idescat

Los métodos para el ajuste estacional de indicadores que actualmente recomienda el Espacio Estadístico Europeo se basan en modelos de regresión con perturbaciones ARIMA (regARIMA). Y tanto si se usan los filtros ad-hoc de X13-ARIMA como las técnicas de extracción de señales de SEATS, la correcta identificación de valores atípicos constituye una etapa crítica de todo el procedimiento.

En el proceso de modelización manual que el Instituto de Estadística de Catalunya (Idescat) está llevando a cabo con los indicadores más relevantes de la coyuntura económica en Catalunya, se ha constatado, a partir del año 2011, un cambio importante en la estructura estacional de las series que va más allá de la fluctuación estocástica que pueden proporcionar este tipo de modelos.

Con el asesoramiento del Centro Europeo de Excelencia para el Ajuste Estacional y mediante el programa JDemetra+ recientemente oficializado por Eurostat para la desestacionalización de indicadores, se ha procedido al diagnóstico, implementación y evaluación de escalones estacionales (Seasonal Level Shift) en algunas de las series analizadas.

Se presentan los resultados obtenidos con el grupo de series del Índice de Producción Industrial (IPI) y del Índice de Actividad del Sector Servicios (IASS) para Catalunya.

1. INTRODUCCIÓN

El ajuste estacional constituye un proceso fundamental para la interpretación de indicadores orientado a la toma de decisiones. Las fluctuaciones estacionales y efectos de calendario enmascaran a menudo la evolución de las series a corto y largo plazo, impidiendo obtener una clara comprensión del fenómeno subyacente que se está analizando. Es, pues, importante, eliminar o filtrar de las series estas fluctuaciones típicas que se producen, año tras año, a raíz del cambio de estaciones, variaciones en el número de días laborables de cada mes, etc.

Los métodos de ajuste estacional tienen un doble impacto en la producción de estadísticas oficiales:

- Como producto final en la evaluación de la coyuntura económica.
- Como producto intermedio en la obtención de macromagnitudes como el PIB o para ser utilizados como inputs en modelos más o menos complejos de generación de escenarios económicos.

Estos impactos motivan la necesidad de valorar profundamente la elección del método de ajuste. Hasta la fecha, aunque hayan surgido numerosas propuestas, tan sólo 2 familias metodológicas han sido avaladas y adoptadas por la mayoría de institutos de estadística oficial y agencias supranacionales:

- Los métodos basados en modelos (ABM), desarrollados e impulsados por A. Maravall a través de los programas TRAMO y SEATS del Banco de España (Gómez y Maravall, 1996). Su potencia reside en la capacidad de generar un filtro “a medida” para cada serie; por contra, esta característica requiere un entorno teórico y computacional bastante complejo.
- Los métodos basados en filtros empíricos de medias móviles, impulsados y desarrollados en los programas X11-ARIMA y X12-ARIMA del US Census Bureau (Findley et al, 1998). Estos métodos asignan un filtro predeterminado a partir de ciertas características básicas de las series. Se trata de un método robusto y más simple, pero su naturaleza heurística presenta algunas limitaciones en el tratamiento y, sobretodo, en el diagnóstico del ajuste. Las últimas versiones han incorporado una interfaz con SEATS para ampliar sus capacidades.

El Idescat desarrolla sus productos de ajuste estacional bajo el paradigma ABM principalmente por dos razones:

- La disponibilidad de un sólido marco teórico que facilita la interpretación de los resultados y su comunicación a los usuarios.
- La armonización metodológica con el Instituto Nacional de Estadística (INE) y Eurostat que garantiza un cierto grado de coherencia y comparabilidad con los resultados a nivel estatal y europeo.

2

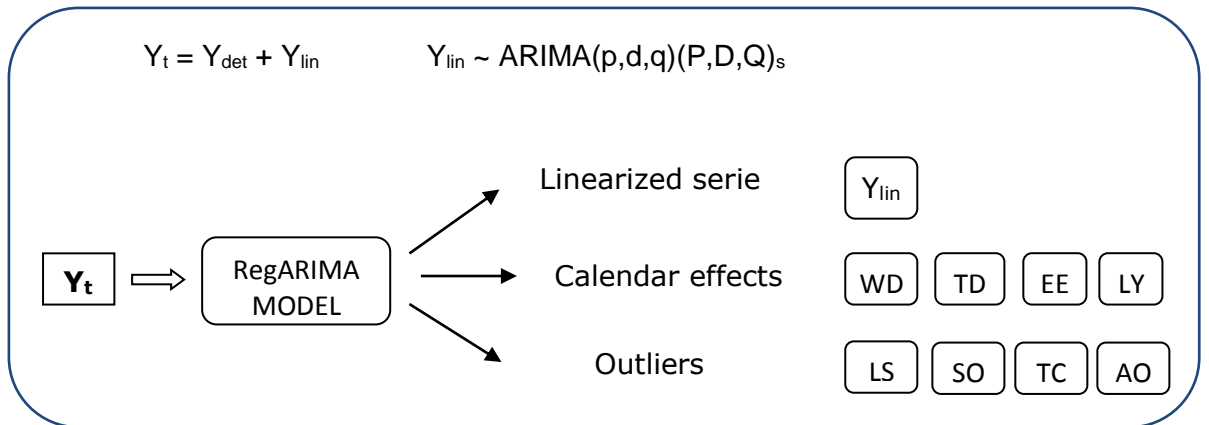
Además, las ventajas de adoptar el uso del ajuste basado en modelos no sólo radican en la formulación clara y precisa de las hipótesis, sino también en la capacidad que tiene, gracias a su flexibilidad, de adaptarse y representar de forma adecuada la evolución de un rango numeroso de series con patrones que pueden llegar a ser muy diferentes. Por otra parte, siempre es razonable pensar que un modelo que proporcione un buen ajuste de las series tiene también más posibilidades de proporcionar previsiones satisfactorias.

2. EL AJUSTE BASADO EN MODELOS (ABM)

El ajuste estacional basado en modelos combina la estimación regARIMA con las técnicas de extracción de señales para obtener una descomposición del indicador original en una serie que contiene las fluctuaciones estacionales y otra serie que recoge su evolución a medio-largo plazo, así como las perturbaciones o irregularidades a corto plazo. A esta última serie se la denomina “serie desestacionalizada” y su proceso de elaboración consta, en líneas generales, de 3 etapas:

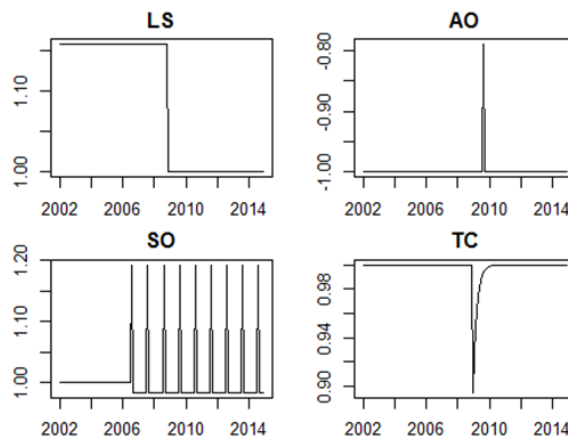
A. ESTIMACIÓN regARIMA

Estimación por máxima verosimilitud de un modelo de regresión con perturbaciones ARIMA (regARIMA o ARIMAx) que descompone la serie en una componente determinista (efectos de calendario y outliers o intervenciones) y una componente estocástica ARIMA estacional, denominada “serie linealizada”:



Los efectos de calendario que se incluyen comúnmente son los días laborables (WD) o bien días de comercio (TD), la Semana Santa (EE) y el año bisiesto (LY). Respecto los valores atípicos, estos son los 4 tipos habilitados actualmente por los paquetes de ajuste estacional:

- Cambio de nivel, escalón o “Level Shift” (LS): cambio brusco permanente en la tendencia de la serie.
- Outlier aditivo o impulso, “Aditive Outlier” (AO): perturbación puntual del nivel que afecta a un único período.
- Outlier estacional, escalón estacional, “Seasonal Outlier” o “Seasonal Level Shift” (SO o SLS): cambio de nivel que afecta de forma permanente a un período del año.
- Cambio transitorio, “Transitory Change” (TC): cambio brusco de tendencia que revierte al cabo de unos períodos.



Esta fase del proceso se ejecuta con el programa TRAMO (Time series Regression with ARIMA noise, Missing values and Outliers). Los programas TRAMO y SEATS se encuentran publicados en la web del Banco de España (http://www.bde.es/bde/es/secciones/servicios/Profesionales/Programas_estadi/Programas.html).

B. DESCOMPOSICIÓN DE LA SERIE LINEALIZADA

Mediante técnicas de extracción de señales, se estima un modelo de componentes no observables (UC) que genera, a partir la serie linealizada, 3 series ARIMA incorrelacionadas:

$$Y_{lin} = p_t + s_t + i_t$$

$$p_t \sim \text{ARIMA}(p_{pt}, d_{pt}, q_{pt})$$

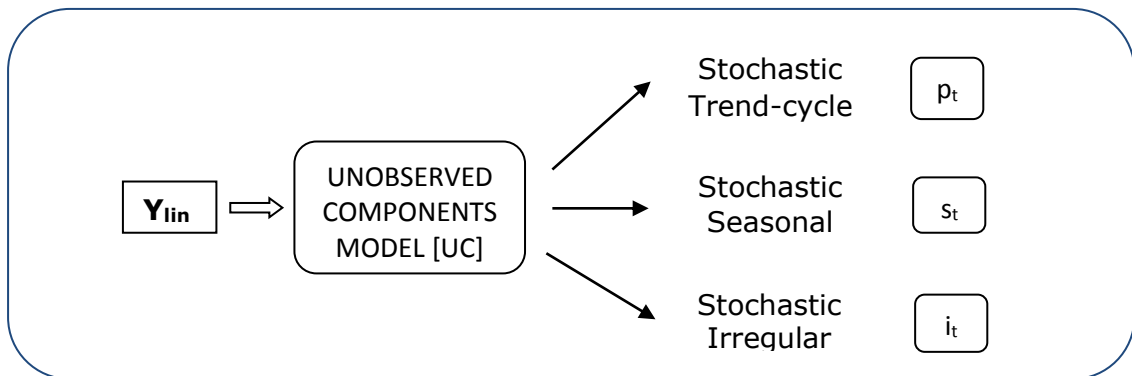
Componente ciclo-tendencia, asociado a frecuencias bajas.

$$s_t \sim \text{ARIMA}(p_{st}, d_{st}, q_{st})$$

Componente estacional.

$$i_t \sim \text{ARIMA}(p_{it}, d_{it}, q_{it})$$

Componente irregular: suele ser ruido blanco ($p=d=q=0$), pero ocasionalmente también contiene ciclos asociados a altas frecuencias no estacionales que se agrupan en una componente adicional denominada “transitoria”.



La serie estocástica desestacionalizada se obtiene como suma de las componentes estocásticas ciclo-tendencia e irregular, o bien restando la componente estocástica estacional de la serie linealizada:

$$sa_t = p_t + i_t = Y_{lin} - s_t$$

Para salvar el obstáculo derivado de la falta de unicidad de la descomposición, se elige aquella que proporciona una componente irregular de varianza máxima (descomposición canónica). El estimador mínimo-cuadrático de cada componente se obtiene mediante el filtro de Wiener-Kolmogorov (Gómez y Maravall, 2001).

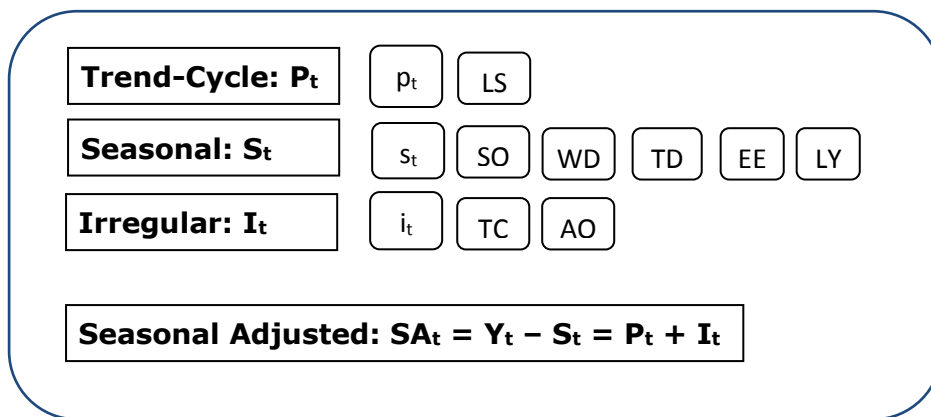
Una componente estocástica estacional estable, de varianza reducida, proporcionará un ajuste estacional de calidad.

C. GENERACIÓN DE LA DESCOMPOSICIÓN FINAL

En esta etapa es necesario combinar las componentes deterministas y estocásticas para obtener la descomposición final de la serie original:

- Suma de los efectos de calendario y de los outliers estacionales (SO) con la componente estacional.
- Suma de los efectos de tipo escalón (LS) con la componente ciclo-tendencia.
- Suma de los efectos de los outliers de tipo transitorio (TC) y aditivo (AO) con la componente irregular.

La serie desestacionalizada se obtiene restando la componente estacional a la serie original.



Las etapas B y C se ejecutan en SEATS (Signal Extraction in ARIMA Time Series). Cuando se observa un comportamiento heterocedástico de la serie, es conveniente llevar a cabo una transformación logarítmica antes de iniciar el proceso. El modelo resultante sigue entonces un esquema multiplicativo:

$$Y_t = P_t \cdot S_t \cdot I_t$$

3. CICLO DE PRODUCCIÓN DE INDICADORES DESESTACIONALIZADOS.

En el marco de las últimas recomendaciones europeas (Eurostat, 2015), Idescat ha decidido adoptar la revisión parcial concurrente en su ciclo de producción:

- Los modelos regARIMA de cada indicador se revisan una vez al año.
- Posteriormente, cada vez que se incorpora un nuevo dato bruto de la serie, el nuevo indicador desestacionalizado se obtiene mediante la estimación de los parámetros del

modelo establecido, añadiendo únicamente los nuevos outliers que puedan detectarse en los últimos períodos.

Es, por tanto, sumamente importante para el proceso determinar de forma óptima el esquema aditivo o log-aditivo de la descomposición, el número de parámetros ARIMA, el tipo de regresores de calendario y los outliers que alteran la estacionariedad de la serie. Un modelo mal especificado inducirá una fuerte revisión de resultados cuando se pueda corregir al cabo de un año.

Por otra parte, aunque es mejor sobreestimar el número de outliers que subestimarlos, hay 2 motivos para ser cuidadosos y evitar que sean continuamente introducidos y posteriormente eliminados del modelo en futuras revisiones:

- Tienen un gran impacto en el modelo ARIMA de la serie linealizada y, por tanto, en la descomposición final. El objetivo de este trabajo es evaluar estos impactos en el caso de los outliers estacionales.
- Tanto los escalones regulares como los estacionales se suelen interpretar como un cambio significativo del patrón ciclo-tendencia y estacional de la serie, respectivamente. Anunciar cambios continuos en este tipo de outliers puede generar desconfianza o reticencias por parte de los usuarios que los interpretan en clave estructural.

4. HERRAMIENTAS DE SOFTWARE.

Tradicionalmente se ha usado TRAMO-SEATS y sus versiones para Windows (TSW+) en las 3 fases del ajuste. Las interfaces con SAS y MATLAB, principalmente, han facilitado su integración en los entornos de producción de estadísticas oficiales a gran escala. En diciembre de 2014 se publicó también la interfaz con R, facilitando así la implementación íntegra de todos los procesos de producción asociados al ajuste estacional y de calendario sin tener que adquirir licencias de software propietario.

Sin embargo, desde el año 2014, Idescat está evaluando la potente interfaz gráfica de JDemetra+ para migrar todos sus procesos de ajuste estacional y de calendario a este entorno totalmente adaptado a las recomendaciones del ESS.

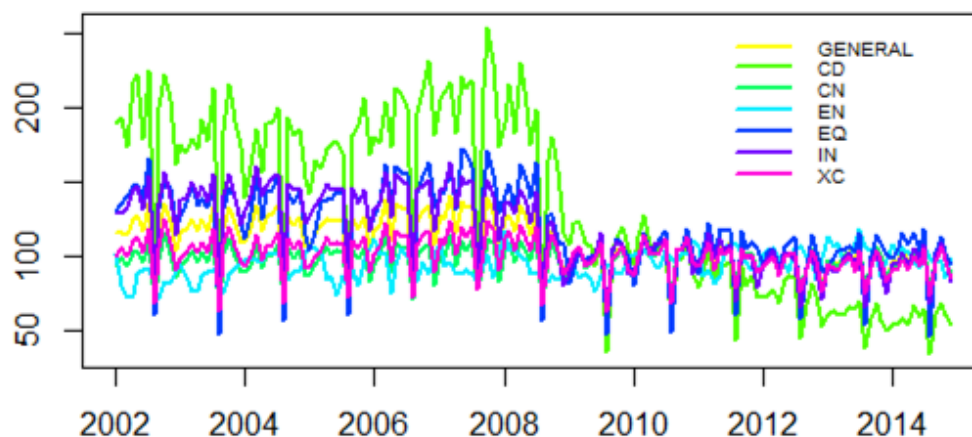
JDemetra+, recientemente oficializada por Eurostat, integra en una única plataforma los métodos de TRAMO-SEATS y X12-ARIMA. Su desarrollo lo lleva a cabo el Banco Nacional de Bélgica, en colaboración con el US Census Bureau y el Banco de España. Además de disponer de una interfaz con R, su estructura permite escalar el programa con una serie de complementos de desagregación temporal, estimación de modelos factoriales dinámicos para el nowcasting y otros procesos avanzados de series temporales. Finalmente, su arquitectura de

código abierto en Java posibilita también la integración de módulos que puedan desarrollar sus usuarios para satisfacer cualquier necesidad particular.

Las ventajas de este software especializado aconsejan su aplicación para el tratamiento de ajuste estacional de las series de coyuntura económica. Precisamente este el objeto de los próximos apartados en los que se presentan los resultados de la modelización de las series del IPI y del IASS de Catalunya hasta diciembre de 2014. Este ejercicio permite evaluar los impactos que produce la inclusión u omisión de outliers estacionales en las series históricas y en las generadas a lo largo del año 2015, simulando así un ciclo completo de producción anual. Los resultados que se presentan se han generado con la interfaz gráfica de JDemetra+, mientras que las simulaciones se han llevado a cabo mediante su interfaz con R.

5. AJUSTE ESTACIONAL DEL ÍNDICE GENERAL DE PRODUCCIÓN INDUSTRIAL PARA CATALUNYA (IPI).

Los indicadores de Producción Industrial para Catalunya se publican desde el año 2002. Su índice general se obtiene como ponderación de sus componentes de CONSUMO, EQUIPAMIENTOS, PRODUCTOS INTERMEDIOS y ENERGÍA:



La primera inspección visual revela la presencia de una estacionalidad muy marcada y un cambio de nivel agudo alrededor del año 2008 en todas las series del grupo. La heterocedasticidad de las series también resulta muy visible, con amplitudes estacionales muy reducidas en los niveles más bajos de la serie.

A. MODELIZACIÓN ESTANDAR

Centrando la atención en el índice general, a continuación se detallan los resultados de la modelización automática que ejecuta JDemetra+ para la especificación TRAMO-SEATS. Se han aceptado los parámetros por defecto, modificando tan sólo los regresores del calendario, donde se han especificado los derivados del calendario de festivos de Catalunya.

GENERAL ► base

Pre-processing (Tramo)

Summary

Estimation span: [1-2002 - 12-2014]
156 observations
Series has been log-transformed
Trading days effects (2 variables)
Easter [6] detected

Decomposition (Seats)

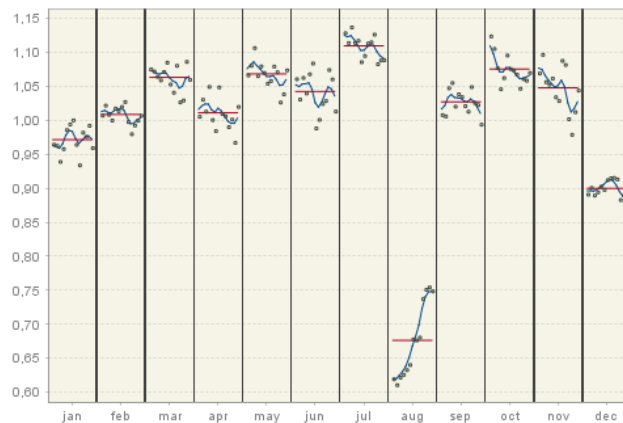
sa. Innovation variance: 0,48585
trend. Innovation variance: 0,05518
seasonal. Innovation variance: 0,11698
transitory. Innovation variance: 0,00000
irregular. Innovation variance: 0,19772

Diagnostics

summary

Good

Aunque el ajuste parece satisfactorio, la varianza de las innovaciones del modelo ARIMA de la componente estacional es bastante alta y el gráfico SI ratio muestra una componente irregular excesiva para el mes de agosto:



El modelo estimado es un modelo ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ con un parámetro MA estacional -0,3737 correspondiente a una estacionalidad poco estable. El parámetro también sufre fuertes cambios cuando se estima en sucesivos períodos de 8 años, variando de forma creciente en el rango [-0.61,-0.26]. Esta variación señala un aumento de la inestabilidad de la componente estacional a lo largo del tiempo, que se puede confirmar con los diagnósticos de ventanas deslizantes:

Tests for seasonality

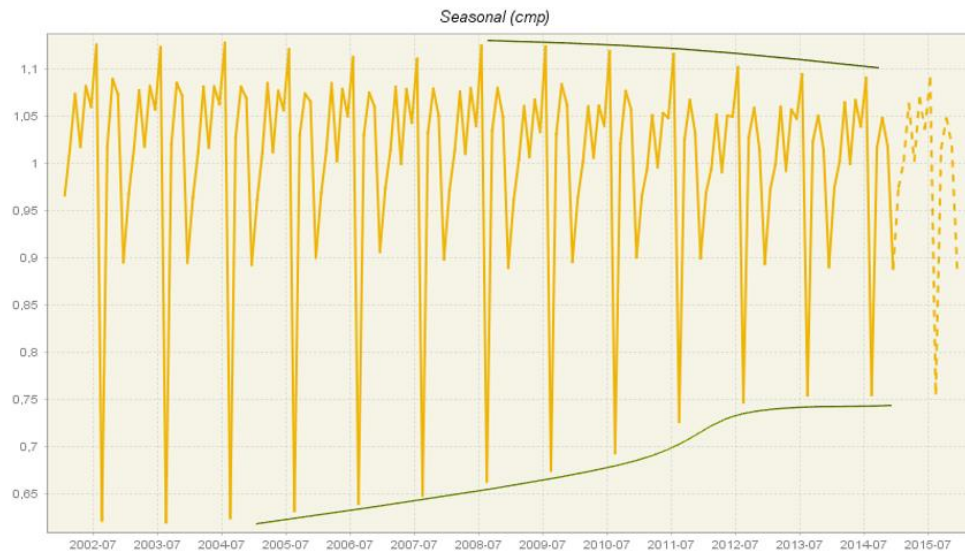
	Span 1	Span 2	Span 3	Span 4
Stable seas.	406,3	223,6	187,7	182,6
Kruskal-Wallis	88,2	85,6	85,6	85,5
Moving seas.	4,4	2,8	3,0	4,1
Identifiable seas.	YES	YES	YES	YES

Sliding spans summary

Time spans

Span 1: from 1-2004 to 12-2011
Span 2: from 1-2005 to 12-2012
Span 3: from 1-2006 to 12-2013
Span 4: from 1-2007 to 12-2014

La inspección visual de la componente estacional también refuerza los diagnósticos de inestabilidad cuando se comparan los factores estacionales del inicio de la serie con los del final:



Todos los diagnósticos relativos a los residuos del modelo regARIMA son excelentes, a excepción de la linealidad, donde todos los tests de Box-Pierce y Ljung-Box de los cuadrados de los residuos son significativos. La falta de linealidad puede ser atribuible a la presencia de outliers no detectados, que también podría explicar la significación de algún coeficiente de las funciones de autocorrelación:

4 - Linearity tests

Ljung-Box and Box-Pierce tests on square residuals:

Lag	Autocorrelation	Standard deviation	Ljung-Box test	P-Value	Box-Pierce test	P-Value
1	0,2594	0,0836				
2	0,1913	0,0836				
3	0,1803	0,0836	20,0237	0,0000	19,5059	0,0000
4	0,0443	0,0836	20,3159	0,0000	19,7860	0,0001
5	-0,0592	0,0836	20,8432	0,0001	20,2878	0,0001
6	-0,1008	0,0836	22,3809	0,0002	21,7407	0,0002
7	-0,0358	0,0836	22,5764	0,0004	21,9240	0,0005
8	-0,0219	0,0836	22,6502	0,0009	21,9927	0,0012
9	0,0477	0,0836	23,0023	0,0017	22,3182	0,0022
10	0,0723	0,0836	23,8168	0,0025	23,0653	0,0033
11	0,1742	0,0836	28,5840	0,0008	27,4051	0,0012
12	0,2096	0,0836	35,5385	0,0001	33,6881	0,0002
13	-0,0249	0,0836	35,6376	0,0002	33,7770	0,0004
14	0,0439	0,0836	35,9480	0,0003	34,0531	0,0007
15	0,0404	0,0836	36,2131	0,0005	34,2871	0,0011
16	-0,1041	0,0836	37,9827	0,0005	35,8370	0,0011
17	0,0785	0,0836	38,9980	0,0006	36,7193	0,0014
18	-0,0538	0,0836	39,4783	0,0009	37,1334	0,0020
19	-0,1084	0,0836	41,4417	0,0008	38,8124	0,0019
20	-0,0889	0,0836	42,7739	0,0009	39,9425	0,0021
21	-0,0118	0,0836	42,7976	0,0014	39,9624	0,0033
22	0,0185	0,0836	42,8565	0,0021	40,0115	0,0050
23	0,0115	0,0836	42,8792	0,0033	40,0304	0,0074
24	0,0324	0,0836	43,0624	0,0046	40,1807	0,0103

Respecto al modelo de componentes no observables, cabe destacar la falta de coherencia entre las funciones de autocorrelación de los modelos derivados de la descomposición canónica, los estimadores teóricos y los estimadores empíricos de la componente estacional:

Seasonal

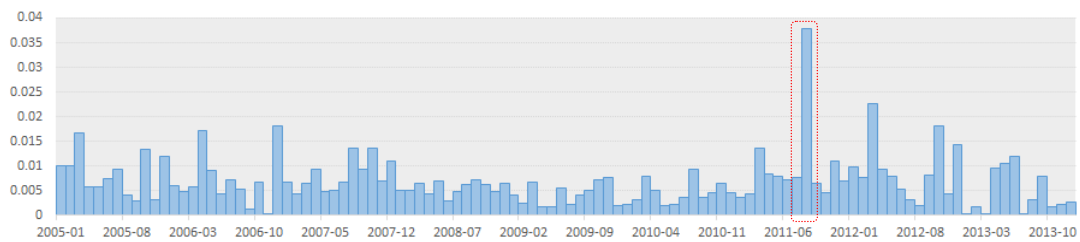
Lag	Component	Estimator	Estimate	P-Value
1	0,9333	0,8118	0,7405	0,0156
2	0,8006	0,4782	0,4264	0,3246
3	0,6359	0,0992	0,1316	0,6280
4	0,4653	-0,2477	-0,0568	0,0213
5	0,3076	-0,5080	-0,1885	0,0019
6	0,1751	-0,6486	-0,2768	0,0007
7	0,0746	-0,6569	-0,3246	0,0004
8	0,0083	-0,5393	-0,3536	0,0553
9	-0,0260	-0,3198	-0,3593	0,7683
10	-0,0335	-0,0390	-0,2889	0,1390
11	-0,0218	0,2468	-0,1264	0,0359
12	0,0000	0,4656	0,1019	0,0230

Retomando las ventanas deslizantes, éstas reflejan un cambio abrupto de los factores estacionales del mes de agosto para el año 2011:

Breakdowns of unstable factors and Average Maximum Percent Differences across spans

Period	Breakdowns	Average
January	0	0,5
February	0	0,5
March	0	1,0
April	0	0,8
May	0	0,6
June	0	0,6
July	0	0,5
August	1	0,9
September	0	0,6
October	0	0,8
November	0	0,5
December	0	0,9

Year	Breakdowns	Average
2005	0	0,8
2006	0	0,7
2007	0	0,8
2008	0	0,6
2009	0	0,4
2010	0	0,5
2011	1	1,0
2012	0	0,9
2013	0	0,4



Por último, también se producen revisiones muy fuertes para agosto-2011 cuando se ajustan progresivamente los últimos años de la serie:



Según los diagnósticos principales, puede ser factible atribuir estos cambios de estacionalidad a la naturaleza estocástica de las fluctuaciones de los modelos estimados y aceptar la propuesta de descomposición inducida por el modelo ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂. Cabe preguntarse, pero, si es posible atribuir las fluctuaciones a un efecto determinista correspondiente a un cambio en la estructura en el patrón estacional de la serie.

B. MODELIZACIÓN CON OUTLIERS ESTACIONALES

Se va a repetir el proceso de modelización, pero esta vez activando la casilla correspondiente a la detección de escalones estacionales que tanto TRAMO como JDemetra+ desactivan por defecto. Se produce un cambio de modelo y la detección de 3 escalones estacionales:

Outliers

	Coefficients	T-Stat	P[T > t]
SO (8-2011)	0,1469	13,29	0,0000
SO (8-2005)	0,0566	4,69	0,0000
SO (11-2011)	-0,0407	-3,95	0,0001

OUTLIERS	
Is enabled	<input checked="" type="checkbox"/>
Use default critical value	<input checked="" type="checkbox"/>
Critical value	3,5
Detection span	All
Additive	<input checked="" type="checkbox"/>
Level shift	<input checked="" type="checkbox"/>
Transitory change	<input checked="" type="checkbox"/>
Seasonal outlier	<input checked="" type="checkbox"/>
EML estimation	<input type="checkbox"/>
TC rate	0,7

Para evaluar el efecto que produce en los resultados un único outlier estacional, se ha fijado en el modelo el regresor correspondiente al t-valor más alto, el escalón estacional con inicio en el mes de agosto de 2011.

Al ejecutar de nuevo el proceso de ajuste se observa un cambio de modelo y la inclusión de un escalón regular en octubre de 2008 no detectado en el modelo estándar:

Pre-processing (Tramo)

Summary

Estimation span: [1-2002 - 12-2014]
 156 observations
 Series has been log-transformed
 Trading days effects (2 variables)
 Easter [6] detected
 1 pre-specified outlier
 1 detected outlier

Decomposition (Seats)

sa. Innovation variance: 0,77161
 trend. Innovation variance: 0,05877
 seasonal. Innovation variance: 0,02594
 transitory. Innovation variance: 0,06757
 irregular. Innovation variance: 0,20645

Diagnostics

summary
 Good

Arima model

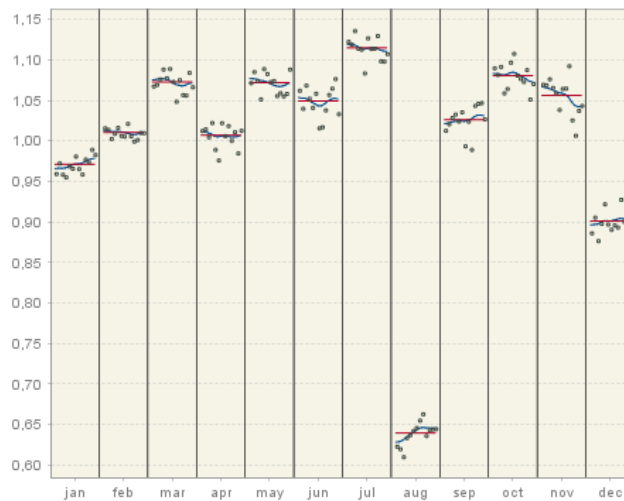
[(2,1,0)(0,1,1)].

	Coefficients	T-Stat	P[T > t]
Phi(1)	0,4393	5,50	0,0000
Phi(2)	0,3687	4,62	0,0000
BTheta(1)	-0,7439	-11,94	0,0000

Outliers

	Coefficients	T-Stat	P[T > t]
LS (10-2008)	-0,1003	-4,80	0,0000

La varianza de las perturbaciones de la componente estacional ha experimentado una reducción notable, cambio que se puede comprobar también en el diagrama SI ratio:



Respecto el modelo ARIMA ajustado, se ha observado una reducción importante del BIC, de la varianza residual y, sobretodo del parámetro MA estacional (de -0.3737 a -0.7439), aportando a la descomposición posterior una estacionalidad más estable.

Los residuos reflejan también una mejora respecto los supuestos de linealidad e independencia del modelo:

4 - Linearity tests

Ljung-Box and Box-Pierce tests on square residuals:

Lag	Autocorrelation	Standard deviation	Ljung-Box test	P-Value	Box-Pierce test	P-Value
1	-0,0781	0,0836				
2	-0,1357	0,0836				
3	0,0359	0,0836				
4	0,1025	0,0836	5,3565	0,0206	5,1920	0,0227
5	-0,0010	0,0836	5,3567	0,0687	5,1922	0,0746
6	-0,0367	0,0836	5,5600	0,1351	5,3843	0,1457
7	0,1546	0,0836	9,2056	0,0562	8,8036	0,0662
8	-0,0254	0,0836	9,3050	0,0975	8,8961	0,1133
9	-0,0440	0,0836	9,6041	0,1423	9,1725	0,1641
10	0,0327	0,0836	9,7705	0,2020	9,3251	0,2301
11	0,0671	0,0836	10,4785	0,2330	9,9696	0,2672
12	-0,0076	0,0836	10,4876	0,3125	9,9779	0,3523
13	0,0699	0,0836	11,2668	0,3371	10,6765	0,3833
14	0,1825	0,0836	16,6213	0,1196	15,4401	0,1632
15	-0,0075	0,0836	16,6305	0,1640	15,4483	0,2178
16	-0,0347	0,0836	16,8267	0,2073	15,6201	0,2703
17	-0,0049	0,0836	16,8306	0,2653	15,6235	0,3369
18	0,0258	0,0836	16,9410	0,3224	15,7187	0,4010
19	-0,0170	0,0836	16,9891	0,3863	15,7598	0,4698
20	-0,1200	0,0836	19,4165	0,3052	17,8189	0,4003
21	0,0646	0,0836	20,1252	0,3258	18,4152	0,4286
22	-0,0667	0,0836	20,8874	0,3431	19,0512	0,4536
23	0,0206	0,0836	20,9606	0,3995	19,1118	0,5146
24	0,0109	0,0836	20,9813	0,4601	19,1288	0,5769

La coherencia de la descomposición canónica, el estimador teórico y el estimador empírico de la componente estacional ya no presenta ningún problema:

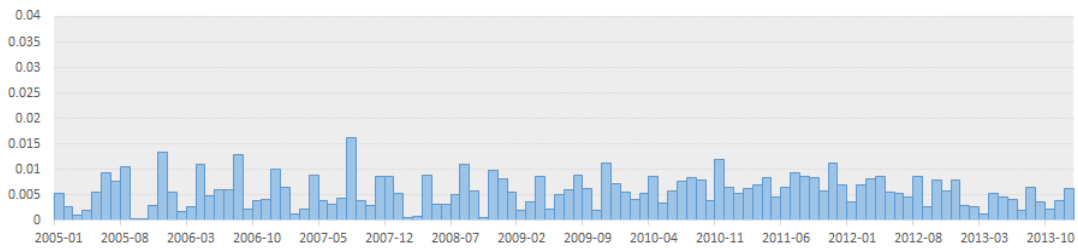
Seasonal

Lag	Component	Estimator	Estimate	P-Value
1	0,8910	0,6902	0,6052	0,3469
2	0,7377	0,3010	0,1393	0,1612
3	0,6038	0,0027	-0,1191	0,0756
4	0,4342	-0,3292	-0,2971	0,7200
5	0,2721	-0,5734	-0,4334	0,3116
6	0,1490	-0,6598	-0,4597	0,2584
7	0,0540	-0,6226	-0,3966	0,0891
8	-0,0101	-0,4360	-0,2206	0,0178
9	-0,0393	-0,1496	-0,0761	0,5044
10	-0,0419	0,1318	0,1191	0,9413
11	-0,0263	0,4940	0,4657	0,8610
12	0,0000	0,7954	0,7234	0,4262

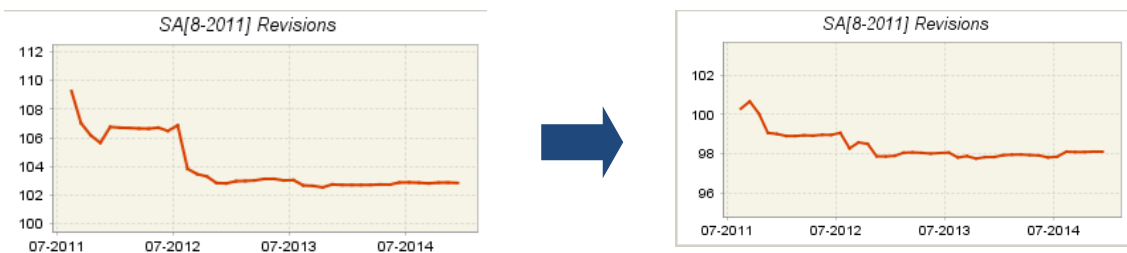
Los diagnósticos basados en ventanas deslizantes tampoco presentan problema alguno:

Tests for seasonality

	Span 1	Span 2	Span 3	Span 4
Stable seas.	513,5	443,3	413,8	444,6
Kruskal-Wallis	87,7	86,5	86,4	86,2
Moving seas.	1,8	0,5	0,4	0,6
Identifiable seas.	YES	YES	YES	YES

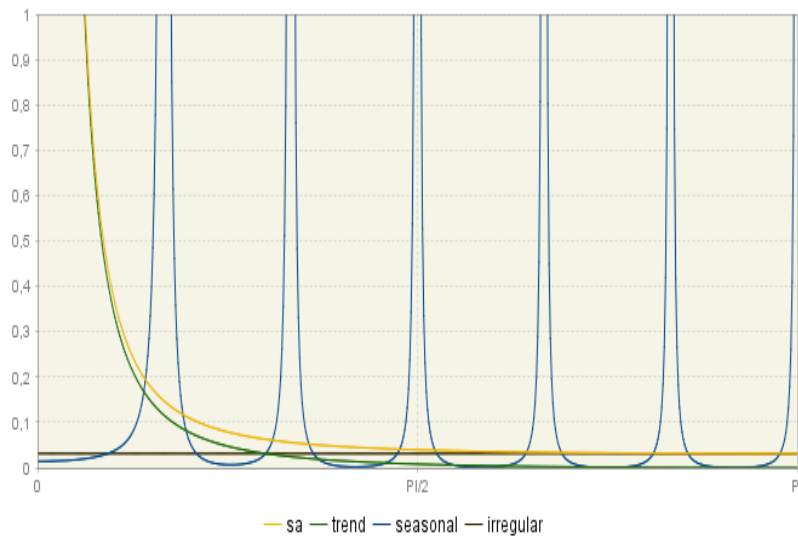


Finalmente, se observa una reducción notable del historial de revisiones de agosto 2011:

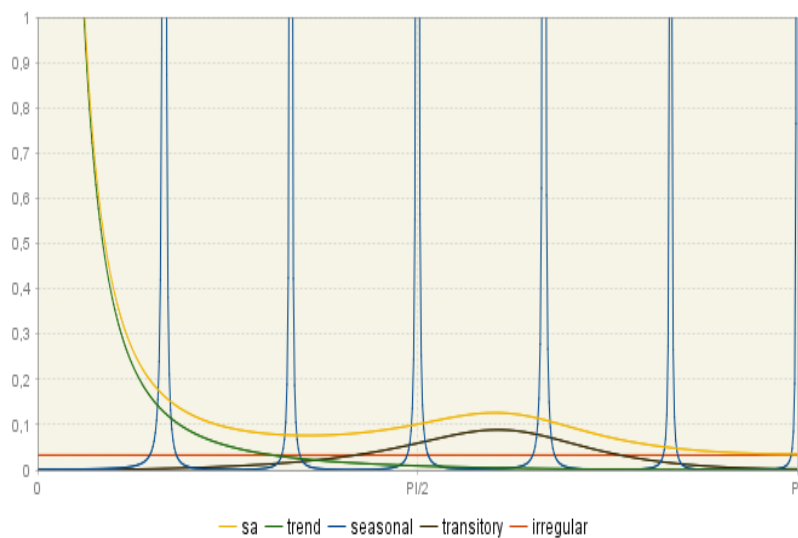


En el dominio de frecuencias (Koopmans, 1995), los cambios que se han producido se pueden analizar, por ejemplo, con los espectros de las componentes teóricas estocásticas:

SIN ESCALÓN ESTACIONAL



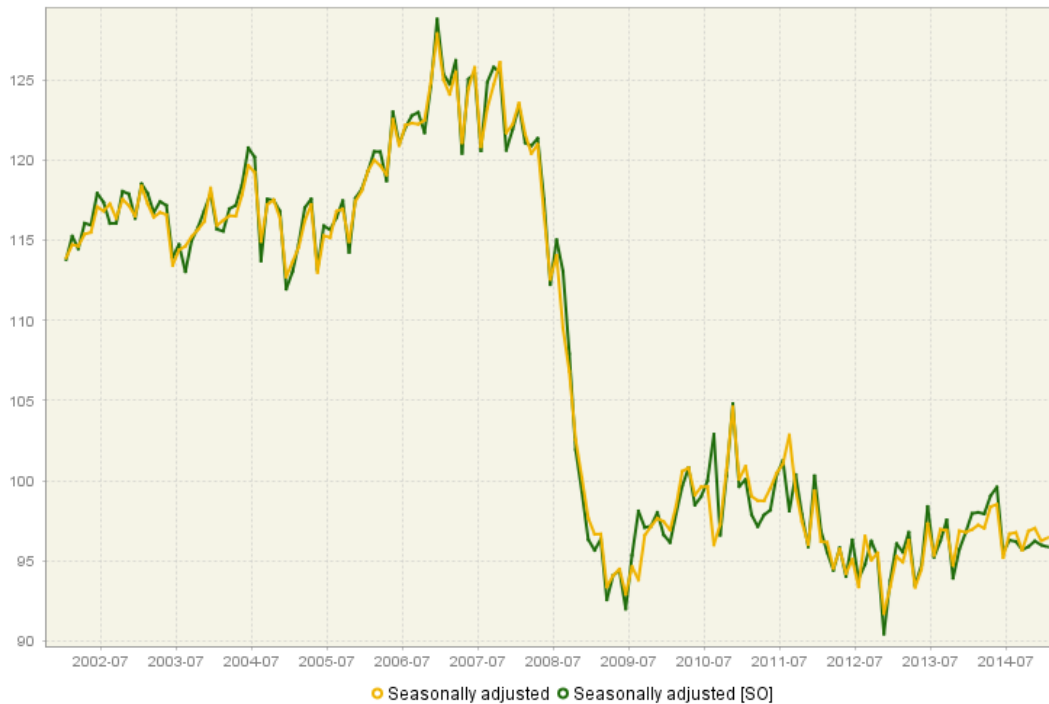
CON ESCALÓN ESTACIONAL



Mientras que la componente ciclo-tendencia no presenta apenas ningún cambio, la componente estacional experimenta una fuerte reducción de su rango de frecuencias. La varianza estacional parece haber sido “absorbida” por la componente irregular en menor medida, y, sobre todo por una nueva componente de tipo transitorio que alcanza su pico en las frecuencias situadas entre el tercer y cuarto armónico correspondientes a ciclos con períodos de entre 4 y 6 meses. Por tanto, la serie estocástica desestacionalizada, formada por las componentes ciclo-tendencia, irregular y transitoria, experimenta un aumento de su varianza.

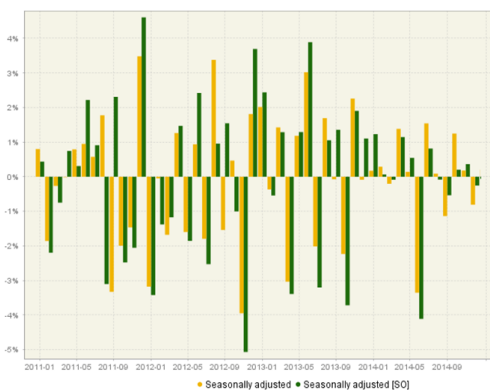
C. EFECTOS EN LAS SERIES AJUSTADAS.

Los resultados del ajuste se pueden ilustrar en el gráfico adjunto, el cual muestra la serie desestacionalizada hasta diciembre de 2014 con el procedimiento estándar (anaranjado) y la obtenida con la inclusión de un outlier estacional (verde):

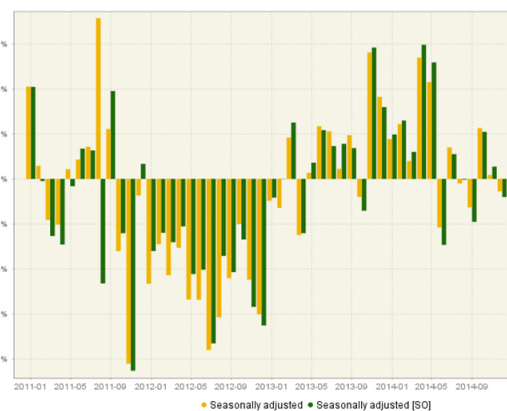


A pesar de que una primera observación del gráfico anterior no reflejase cambios sustanciales, si se amplía el análisis desde la perspectiva de las tasas de variación intermensual e interanual se aprecian notables diferencias entre ambas series:

TASAS INTERMENSUALES



TASAS INTERANUALES



DIFERENCIAS ABSOLUTAS

GENERAL

Min. :-0.0567564
 1st Qu. :-0.0069888
 Median : 0.0005194
 Mean :-0.0001215
 3rd Qu. : 0.0069672
 Max. : 0.0646370

16,13 % de cambios de signo

DIFERENCIAS ABSOLUTAS

GENERAL

Min. :-0.02927204
 1st Qu. :-0.00526712
 Median : 0.00044375
 Mean :-0.00006466
 3rd Qu. : 0.00472903
 Max. : 0.10215831

6,25 % de cambios de signo

La magnitud de las diferencias absolutas registradas puede llegar al 6.5% en el caso de las variaciones intermensuales y del 10% en las interanuales. El resto de series del grupo, a excepción de la producción de Energía, presentan el mismo cambio estructural, aunque no siempre tiene lugar en el mismo año en que las registra el índice general:

INDICADOR IPI	POSICIÓN SO	CAMBIOS SIGNO TIM*	CAMBIOS SIGNO TIA*
GENERAL	Agosto 2011	16,13%	6,25%
CONSUMO DURADERO	Agosto 2010	14,19%	3,47%
CONSUMO NO DURADERO	Agosto 2011	15,48%	6,25%
ENERGÍA	-	-	-
EQUIPAMIENTOS	Agosto 2006	12,90%	0,69%
BIENES INTERMEDIOS	Agosto 2010	10,32%	2,78%
BIENES DE CONSUMO	Agosto 2011	20,00%	7,64%

*TIM= Tasas intermensuales; TIA=Tasas interanuales

En el marco de la revisión parcial concurrente, la producción de los indicadores ajustados a lo largo del año 2015 presentaría la siguiente evolución:



6. AJUSTE ESTACIONAL DEL ÍNDICE DE ACTIVIDAD DEL SECTOR SERVICIOS (IASS) PARA CATALUNYA.

Tras llevar a cabo el mismo análisis para los indicadores del grupo IASS publicados desde 2005, y siguiendo las mismas etapas descritas para el IPI en el apartado anterior, se han detectado rupturas del patrón estacional del mes de agosto en sus 3 series:

INDICADOR IASS	POSICIÓN SO	CAMBIOS SIGNO TIM*	CAMBIOS SIGNO TIA*
GENERAL	Agosto 2012	18,49%	4,63%
COMERCIO	Agosto 2012	13,44%	0,93%
OTROS	Agosto 2012	9,24%	1,85%

*TIM= Tasas intermensuales; TIA=Tasas interanuales

A diferencia de la producción industrial, los escalones estacionales se producen con posterioridad a 2011 y ocurren los tres el mismo año. Las diferencias absolutas entre las tasas intermensuales e interanuales entre el modelo estándar y el modelo con outliers estacionales no son tan altas como las registradas en el IPI, alcanzando un máximo del 5% y 5,6% respectivamente (índice general):

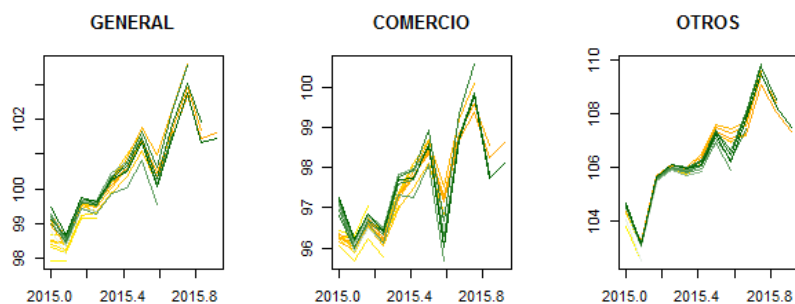
TASAS INTERMENSUALES IASS
(Índice general)

Min. :-0.04525394
1st Qu. :-0.00474769
Median : 0.00032969
Mean :-0.00000247
3rd Qu. : 0.00483630
Max. : 0.04976412

TASAS INTERANUALES IASS
(Índice general)

Min. :-0.03653666
1st Qu. :-0.00606882
Median :-0.00019322
Mean :-0.00005407
3rd Qu. : 0.00591138
Max. : 0.05557563

La producción de indicadores desestacionalizados a lo largo del año 2015 en el proceso de revisión parcial concurrente no presentaría tantas diferencias en su evolución como las observadas en el caso de la producción industrial:



7. CONCLUSIONES.

El análisis realizado en el marco de este trabajo permite extraer algunas conclusiones y aprendizajes sobre el ajuste estacional de las series de coyuntura económica.

En este sentido, cabe destacar, entre otros aspectos, que la omisión de outliers estacionales puede tener un gran impacto en las series desestacionalizadas, que se refleja en los cambios de signo y las magnitudes de sus tasas de crecimiento intermensuales e interanuales. En algunos casos, estos cambios pueden desvirtuar el diagnóstico realizado de la evolución de la variable económica objeto de análisis. Además, su no identificación puede ocultar la presencia de otro tipo de outliers y efectos que conduzcan a la obtención de sesgos que igualmente alteren la interpretación económica de las series.

Conviene destacar la aportación operativa de nuevas herramientas como JDemetra+. Este software, oficializado por Eurostat para la desestacionalización de indicadores, se ha mostrado como un instrumento potente y de fácil uso que, combinado con las ya conocidas características de R, constituye una plataforma idónea para establecer los entornos de desarrollo y producción de indicadores ajustados temporalmente.

En vista de estos primeros resultados de la implementación de estas innovaciones metodológicas, el Idescat va a extender estos análisis al resto de indicadores de coyuntura económica de forma progresiva para garantizar un ajuste estacional de calidad y plenamente acorde con las orientaciones europeas.

REFERENCIAS

Arbués, I. (2015) Seasonal and calendar adjustment at statistical offices, Vol. 31, No 3, pp 264-282, Boletín de Estadística e Investigación Operativa.

Eurostat (2015), Ess Guidelines on Seasonal Adjustment, Eurostat Methodologies and Working Papers, European Commission.

Findley, D. F., Monsell C. M., Bell, W. R., Otto, M. C., and Chen, B. (1998). New Capabilities and Methods of the X-12-ARIMA Seasonal Adjustment Program. Journal of Business and Economic Statistics 16.

Gómez, V., and Maravall, A. (1996). Programs TRAMO (Time Series Regression with ARIMA Noise, Missing Observations, and Outliers) and SEATS (Signal Extraction in ARIMA Time Series). Instructions for the User, BDE Working Paper 9628.

Gómez, V., Maravall, A. (2001), Seasonal Adjustment and Signal Extraction in Economic Time Series, A Course in Advanced Time Series Analysis, Peña, D., Tiao, G. C., and Tsay, R. S. (eds.), Wiley and Sons, New York, 202-246.

Kaiser, R. and Maravall, A. (1999), Seasonal Outliers in Time Series. Documento de Trabajo 9915, Banco de España.

Kaiser R., Maravall A. (2000), An Application of TRAMO-SEATS: Changes in Seasonality and Current Trend-cycle Assessment, Banco de España Working Papers, Banco de España, Madrid.

Koopmans, L. K. (1995) The spectral analysis of time series, New York: Academic Press.

Maravall, A. (2003), A Class of Diagnostics in the ARIMA-model-based Decomposition of a Time Series in Seasonal Adjustment, pp 23-36, European Central Bank.

Maravall, A. (2007). An Application of Program TSW to a Set of Macroeconomic Time Series, mimeo, Banco de España, 136 pp.

Maravall, A., and Cañete, P. D. (2011), "Applying and Interpreting Model-Based Seasonal Adjustment. The Euro-Area Industrial Production Series," Banco de España.

ENLACES DE INTERÉS

European Commission - Collaboration in Research and Methodology for Official Statistics – Seasonal Adjustment

https://ec.europa.eu/eurostat/cros/content/seasonal-adjustment_en

Nota de oficialización JDemetra+

<http://ec.europa.eu/eurostat/web/ess/-/jdemetra-officially-recommended-as-software-for-the-seasonal-adjustment-of-official-statistics>

Repositorio JDemetra+ en Github

<https://github.com/jdemetra/jdemetra-app/releases>

Manual y documentación JDemetra+

https://ec.europa.eu/eurostat/cros/content/documentation_en

Interfaz R/JDemetra+

<https://github.com/nbbird/jdemetra-R>