Trabajo No 3 de Estadística III, 3009137

Modelos de Componentes versus Modelos ARIMA-SARIMA

Fecha de entrega: 24 de noviembre de 2023, desde las 00:00 horas hasta las 6:00 horas

Índice

1. Características del Trabajo **2**

2. Puntos a desarrollar **2**

3. Los grupos para el Trabajo y Asignaciones **6**

A. Ejecución del test HEGY **8**

B. Cómo aplicar en R diferencias regulares y estacionales a una serie de tiempo **8**

C. Ajuste, pronóstico de un SARIMA(p,d,q) $\times$ (P,D,Q)[12] sin deriva, con todos los parámetros, y exportación a Excel **9**

C.1. En el caso aditivo . . . 9

C.2. En el caso multiplicativo . . . 10

D. Ajuste, pronóstico de un SARIMA(p,d,q) $\times$ (P,D,Q)[12] sin deriva, con algunos de los parámetros fijos en cero, y exportación a Excel **10**

D.1. En el caso aditivo . . . 10

D.2. En el caso multiplicativo . . . 11

E. AIC, BIC, precisión de pronósticos puntuales, amplitud media y cobertura de los I.P **11**

F. Gráficas de la función armasubsets **12**

G. Ejemplos de identificación con armasubsets(). Ajuste y pronóstico del SARIMA resultante de período $s = 12$ **27**

H. Cómo manejar en R y en Word un formato apropiado para las gráficas del armasubsets **30**

I. Tabla a presentar en el análisis descriptivo **33**

J. Tabla para la identificación del modelo SARIMA con ACF y PACF muestrales de $W_t = \nabla^d \nabla_{12}^D Y_t$ (serie aditiva) ó $W_t = \nabla^d \nabla_{12}^D \log(Y_t)$, con los primeros n=113 datos **33**

K. Tabla a presentar en la evaluación de supuestos **34**

1. Características del Trabajo

Este Trabajo es una continuación de los Trabajos No's 1 y 2. Consiste en ajustar modelos SARIMA a la serie asignada con la misma estrategia de validación cruzada considerando el mismo tamaño n con los cuales ajustó en los Trabajos 1 y 2 y comparar su ajuste y sus pronósticos con los que fueron obtenidos con los mejores modelos de cada trabajo, incluyendo los ajustes locales implementados en el trabajo 1.

2. Puntos a desarrollar

La presentación de la solución de los puntos a desarrollar y que se enuncian a continuación, deberá acomodarse al formato y al contenido de Secciones descrito en la plantilla de los trabajos del curso (descargar de moodle el archivo *PlantillaTrabajosv04.docx*), ***máximo número de páginas, 15. Para el desarrollo de los siguientes puntos deberá trabajar sobre la serie recortada con la misma longitud usada en trabajos previos, es decir, con los primeros $n = 113$ datos (enero-2013 a mayo-2022).*** ***Esta vez no se desarrollará una introducción.***

1. Análisis descriptivo y test HEGY de raíces unitarias estacionales, usando los primeros $n = 113$ datos.

   a) Describa brevemente los patrones de la serie: tendencia, estacionalidad, presencia de ciclos y la varianza; explique por qué se puede o no considerar la tendencia y la estacionalidad como de tipo global.

   b) Si la serie es de varianza constante, presente y analice las siguientes gráficas

   - de la serie recortada y su ACF muestral,
   - de su primera diferencia regular ∇Y_t y su ACF muestral,
   - de su primera diferencia estacional $\nabla_{12} Y_t$ y su ACF muestral,
   - de la serie diferenciada por tendencia y estacionalidad (o sea $\nabla\nabla_{12} Y_t$) y su ACF muestral.

   Para las ACFs use $m = 36$. El objetivo de estos análisis es mostrar que es necesario y suficiente los órdenes de diferencias regular y estacional dados en la Tabla 1, para llegar a un proceso estacionario (aunque tenemos problemas con la mayor variabilidad en los periodos afectados por la intervención a causa del COVID). Para ello, ***los items 1), 2) y 3) que se enuncian a continuación, debe resolverlos de manera sintética, diligenciando y presentando la Tabla que se muestra en el Apéndice I de esta guía***, esta Tabla también se ha disponibilizado en archivo Tabla_analisisdescriptivoyresiduostrabajo3.docx. En cada una de las series (la serie y sus diferencias arriba citadas) debe analizar y concluir en términos de estacionariedad o no estacionariedad, tanto de la estructura regular como de la estructura estacional, evaluando si:

   1) ¿Media es constante? Recuerde que la media de un proceso puede cambiar en el tiempo no sólo por tendencia sino también por patrones periódicos exactos o casi exactos, por lo tanto, el hecho de que el nivel de una serie es estable (es decir la tendencia es una recta de pendiente cero), no implica que la media es estable ya que puede aún tener cambio en el tiempo por patrón estacional periódico exacto o casi exacto.
   2) ¿Varianza es constante?
   3) ¿El proceso es ergódico? Aquí debe evaluar la ACF separando las conclusiones sobre la parte regular (la cual se inspecciona en $k = 1, 2, 3, 4, 5, 6$) de la parte estacional (la cual se inspecciona en $k = 12, 24, 36$). Por tanto, puede pasar que la parte regular del proceso es ergódica pero no la estacional, o viceversa.

   Nota 1: Con relación a la PACF, en el punto 2a) de identificación sólo presente y analice la gráfica correspondiente a la serie filtrada con el filtro $\nabla^d \nabla_{12}^D$, con d, D según indica la Tabla 1 y use también $m = 36$. Además, en su análisis se debe evaluar por separado los patrones de la parte regular y de la estacional, como se indicó previamente, estableciendo claramente si hay patrón corte o cola. Patrones cola deben describirse especificando su tipo y patrones corte deben describirse indicando en cuáles k es no nulo.

   Nota 2: *Si la serie es multiplicativa, en lugar de trabajar en la escala original, considere a $\log(Y_t)$ para resolver este punto y los siguientes.*

Nota 3: Ver Apéndice B para diferencias y ACFs pedidas en esta sección.

c) Test HEGY: Evalúe este test sobre la serie recortada, o sobre su logaritmo si es el caso (***ver en el Apéndice A de esta guía cómo correr este test*** y la teoría sobre este test en el material publicado en moodle).

   1) Plantee claramente el modelo AR (de orden $p = \infty$, ¿para cuál variable?) y el modelo de regresión (¿para cuál variable?, ¿cuáles son las variables explicatorias y sus coeficientes de regresión?) asociado a este test.
   2) Reporte y analice los resultados conforme a las hipótesis que se prueban, criterios de rechazo y las conclusiones en cada prueba que se realiza dentro del test HEGY y responda a la cuestión ¿conviene diferenciar a la serie (o su logaritmo, si es el caso) tanto con filtro diferencia regular como con el filtro estacional de periodo $s = 12$?

Nota 4: Si la serie (o su logaritmo, si es el caso) tiene una posible raíz unitaria en su parte regular, la prueba para detectarla está incluida en el test HEGY (la primera prueba). En caso de detectar la raíz unitaria regular y cualquiera de las raíces unitarias estacionales, este test dice que sería necesario diferenciar a la serie en forma regular y estacional, ***pero la decisión final de aplicar esta diferencia mixta debe tener en cuenta también el análisis realizado en el literal anterior.***

2. Identificación de modelos SARIMA(p,d,q) × (P,D,Q)[12]: Sobre la serie (o para su logaritmo natural, si es el caso) recortada a los primeros $n = 113$ datos y filtrada con el filtro $\nabla^d \nabla_{12}^D$, con los órdenes d, D indicados en Tabla 1, se usarán las funciones `acf - pacf` y `armasubsets` para identificar modelos arma estacionales estacionarios de media cero y luego, se dará la ecuación del modelo ARIMA estacional identificado para la serie (o para su logaritmo natural, si es el caso). Si $d = D = 1$, los modelos van sin deriva ya que en R sólo es posible incluirla cuando se usa únicamente uno de los dos tipos de diferencias, es decir, si $d = 0$, $D \neq 0$, o bien, si $d \neq 0$, $D = 0$. Por otro lado, se usará la función `auto.arima` directamente sin aplicar diferencias sobre la serie (o sobre su logaritmo natural, si es el caso) recortada a $n = 113$ datos; estos modelos pueden resultar con uno de los dos órdenes d ó D con valor cero y podrían incluir una deriva δ; concluya sobre la conveniencia de esos modelos y para todos ellos dé sus ecuaciones.

   a) Examen de la ACF y la PACF (use $m = 36$) de la serie recortada (o de su logaritmo, según sea el caso) pero diferenciada con el filtro $\nabla^d \nabla_{12}^D$, con d, D según indique Tabla 1. Chequee si el modelo que identifican es o no igual al modelo que se les asigna en la Tabla 1 bajo el nombre de modelo 1 (lea bien las observaciones o notas al final de la Tabla 1). Recuerde que para sustentar, se debe mostrar análisis de ACF y PACF parte regular (sólo inspeccione patrones en $k = 1, 2, 3, 4, 5, 6$) y de la ACF y PACF parte estacional (sólo inspeccione en $k = 12, 24, 36$), indicando claramente donde haya patrón cola qué tipo de cola, y donde haya patrón de corte, en cuáles k es no nulo estadísticamente. Recuerde que si alguna de las dos estructuras, regular o estacional, es tipo AR o tipo MA, debe explicar claramente cuál es el orden y por qué. ***Para hacer esto con precisión y de forma sintética, deberán diligenciar y presentar la Tabla que se muestra en el Apéndice J de esta guía.***

   b) La función `auto.arima()` de la librería `forecast`, aplicada a la serie recortada sin diferenciarla (o sobre su logaritmo, según sea el caso), usando todas las combinaciones posibles de los argumentos `ic` y `seasonal.test`:

```
auto.arima(yt,ic="aic",seasonal.test="ocsb")
auto.arima(yt,ic="aic",seasonal.test="ch")
auto.arima(yt,ic="aic",seasonal.test="seas")
auto.arima(yt,ic="bic",seasonal.test="ocsb")
auto.arima(yt,ic="bic",seasonal.test="ch")
auto.arima(yt,ic="bic",seasonal.test="seas")
```

   donde `yt` corresponde a la serie recortada para el ajuste con validación cruzada. *En el informe debe mostrar un print-screen de la consola R donde se vea la ejecución de estas seis líneas y el respectivo resultado.* Recuerde que si la serie es multiplicativa debe realizar lo anterior sobre $\log(Y_t)$ recortada a $n = 113$ datos. Tenga en cuenta que uno de los modelos resultantes debe coincidir con el que aparece en la Tabla 1 bajo el nombre de modelo 2. Aunque sólo trabajarán los modelos que se les propone en la Tabla 1, en esta sección debe presentar las ecuaciones de todos los modelos resultantes con `auto.arima` y además deberá concluir si estos modelos son candidatos apropiados o no, pues algunos dan $D = 0$ ó $d = 0$, con o sin deriva.

Nota 5: *Asegúrese que cuenta con la librería* `uroot`*, la cual es necesaria para que pueda usarse el argumento* `ch` *en la función* `auto.arima`.

c) La función `armasubsets()` de la librería `TSA` usando criterio BIC y argumento `ar.method='ols'`, o argumento `ar.method='ml'` (ver la Tabla 1, columnas modelos 3 y 4), sobre la serie recortada (o de su logaritmo, según sea el caso) diferenciada con el filtro $\nabla^d \nabla_{12}^D$, con d, D según indica Tabla 1. Obtenga las figuras correspondientes fijando los argumentos `nar` y `nma`, según lo que se indica en la Tabla 1 para identificar los modelos 3 y 4, respectivamente, y use el renglón que también se indica en esta tabla, para cada uno de los dos tableros pedidos. ***Además, si en la Tabla 1 se indica agregar algún parámetro, dé primero la ecuación antes de modificar y luego la ecuación ingresando los términos correspondientes.*** Recuerde también que en los modelos identificados con esta función algunos coeficientes deben ser fijados en cero. Verifique que las dos figuras que obtienen son las mismas que aparecen para cada serie en el Apéndice F de este documento (los modelos tienen que ser tomados de las figuras que se les está mostrando en esta guía y que deberían ser las mismas que ud. obtiene cuando use su propio programa R).

Repase en diapositivas de clase sobre procesos estocasticos estacionales, cómo se usa esta función para identificar Modelos ARMA(p,q)(P,Q)[12], construya la Tabla 3 que se muestra en el Apéndice F de esta guía, para describir cuáles parámetros son identificados en cada celda parte AR, parte MA, luego construya los polinomios y finalmente la ecuación completa del proceso ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)[12]. Ver además en el Apéndice G de esta guía, ejemplos que muestran la identificación de un SARIMA y cómo se realiza su ajuste y pronóstico (allí se ilustra con una serie mensual multiplicativa). En el Apéndice H vea una instrucción sobre cómo generar y editar las gráficas de estos tableros con un formato apropiado para incluirlas en documento de Word. Vea además Apéndice D.

Nota 6: Para cada modelo escriba en esta sección sólo la ecuación teórica para Y_t (o para $\log(Y_t)$ cuando sea el caso) en la forma $\phi_p(B)\Phi_P(B^{12})\nabla_{12}^D\nabla^d Y_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^{12})E_t$ (modelo sin deriva) o bien $\phi_p(B)\Phi_P(B^{12})\nabla_{12}^D\nabla^d Y_t = \delta + \theta_q(B)\Theta_Q(B^{12})E_t$ (modelo con deriva) con sus respectivos supuestos, pero escribiendo por extensión cada polinomio y diferencia. Por ejemplo, si se identifica para una serie mensual Y_t un modelo ARIMA(2,1,3)(2,1,2)[12] con todos sus parámetros (OJO: no es posible incluir una deriva al usar las dos diferencias), escribir

$$\begin{aligned}(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2)(1-\Phi_1 B^{12}-\Phi_2 B^{24})(1-B)(1-B^{12})Y_t =\\ (1+\theta_1 B+\theta_2 B^2+\theta_3 B^3)(1+\Theta_1 B^{12}+\Theta_2 B^{24})E_t,\ \text{con } \{E_t\}_{t\in\mathbb{Z}^+} \text{ un RB} \sim N(0,\sigma^2).\end{aligned} \quad (1)$$

Recuerde que si la serie es multiplicativa, en lugar de Y_t, la ecuación del modelo se dá directamente sobre $\log(Y_t)$.

3. Ajuste de modelos con validación cruzada: Sólo considere los cuatro modelos que se le indica en la Tabla 1. Ajuste cada modelo usando la función `Arima()`, use el método 'ML' (argumento method='ML') si en la Tabla 1 no se indica método de ajuste, en caso contrario, usar el método que sea especificado, y construya la tabla de parámetros ajustados con la función R `coeftest()` de la librería `lmtest` (***Ver Apéndices C y D***). Como las ecuaciones finales a las que se llegaría despejando a Y_t en los casos aditivos, o a $\log(Y_t)$ en los casos multiplicativos, exigen la multiplicación de polinomios AR con las diferencias, y entre los polinomios MA, implicando muchas operaciones algebraicas cuyos resultados conducen a expresiones matemáticas muy extensas, deje la ecuación teórica como se le indicó en el numeral anterior y no dé ecuación ajustada (o sea, no escriba ecuaciones para $\widehat{Y}_t$). Evalúe la significancia para todos los parámetros; ***tenga en cuenta que tal como está dada la programación R ejemplificada en este trabajo, usando la función*** `coeftest()` ***sin especificar grados de libertad, los estadísticos de prueba debe denotarlos por*** $Z_0 \overset{aprox}{\sim} N(0,1)$ ***y los valores P corresponden a*** $P(|Z| > |Z_0|)$. Compare la calidad de ajuste tanto por las gráficas de la serie ajustada en su escala original, como por las medidas AIC y BIC calculadas usando $\exp(C_n^*(p))$ (ver Apéndice E). Tenga en

cuenta que para modelos ajustados sobre logaritmo de la serie también es necesario aplicar el factor de corrección por transformación lognormal al traer valores ajustados a la escala original, es decir, $\widehat{Y}_t \approx \exp\left(\widehat{\log(Y_t)}\right) \times \exp(\hat{\sigma}^2/2)$.

Recuerde: Como las ecuaciones ajustadas son expresiones algebraicas muy extensas, no reporte estas ecuaciones.

4. Análisis de residuales y validación de supuestos: Para los cuatro modelos propuestos, presente los gráficos de residuales, así como las ACF, PACF estimadas y los tests de Ljung-Box, obtenidos con los residuos de ajuste $\widehat{E}_t$ y usando $m = 36$. Examine los residuos en cada modelo y evalúe el supuesto de ruido blanco y test de normalidad sobre E_t. ***Recuerde que la normalidad se prueba sólo si no se detectan autocorrelaciones ni autocorrelaciones parciales que se consideren estadísticamente distintas de cero,*** y se hace mediante la gráfica de probabilidad normal y test Shapiro-Wilk. También tenga en cuenta que debe definir la ACF y PACF en términos de los errores E_t, mientras que la ecuación de la ACF estimada se construye usando los residuos $\widehat{E}_t$, $\widehat{E}_{t+k}$. Para todos los tests, formule claramente las hipótesis H_0, H_1, estadísticos de prueba con su distribución, criterio de decisión y ***presente las conclusiones de manera sintética, diligenciando la tabla que se muestra en el Apéndice K de esta guía,*** la cual también se encuentra disponible en el archivo Tabla_analisisdescriptivoyresiduostrabajo3.docx.

5. Pronósticos para la validación cruzada y mejor modelo SARIMA: Para los cuatro modelos propuestos en la Tabla 1 presente los resultados y análisis de pronósticos: Tablas de pronósticos puntuales y por intervalos, sus medidas de precisión, interpretación de pronósticos y de las medidas de precisión, gráfico comparativo de los pronósticos. Tenga en cuenta que para modelos ajustados sobre logaritmo de la serie también es necesario aplicar el factor de corrección por transformación lognormal al traer valores pronosticados a la escala original, es decir, $\widehat{Y}_{113}(L) \approx \exp\left(\widehat{\log(Y_{113}(L))}\right) \times \exp(\hat{\sigma}^2/2)$, y así mismo los límites de los I.P calculados inicialmente en la escala transformada, también deben traerse a la escala de los datos exponenciando y multiplicando por factor de corrección.

   Sobre la ecuación de pronóstico tenga en cuenta que: Como son algebraicamente muy extensas, no reporte estas ecuaciones.

6. Conclusiones finales: Compare los modelos obtenidos a lo largo del semestre: Mejor modelo de regresión global del trabajo 1, mejor modelo de regresión global con errores ARMA en el trabajo 2, mejor modelo SARIMA del trabajo 3 y el mejor de los modelos locales (el ajustado por descomposición & loess o el ajustado por suavizamiento exponencial Holt-Winters). ***Para ello, presente únicamente lo siguiente,***

   - Dé las ecuaciones teóricas de cada uno de estos modelos (puede organizarlas en una tabla como se ha ilustrado en documentos de ejemplos de clase),
   - Una gráfica comparativa de los pronósticos puntuales,
   - Tabla reportando solo las medidas ajuste, de cobertura y amplitud media de los pronósticos por intervalos y las medidas de precisión de pronósticos puntuales MAE, MAPE y RMSE, todo esto en la escala original de los datos,
   - Comparación resumida de los resultados de la validación de supuestos: ¿los errores de ajuste provienen de un proceso de ruido blanco con distribución normal? No muestre gráficos de residuos ni ACFs, ni PACFs, sino un resumen en una tabla indicando las conclusiones sobre validez de supuesto "error de ajuste ruido blanco" (sí o no) y sobre supuesto "error de ajuste distribuye normal" (sí, no, No aplica (NA)), en cada modelo.
   - Conclusión final: Dé una recomendación respecto a cómo se debe modelar esta serie para construir pronósticos, teniendo en cuenta toda la información con relación a validez de supuestos, calidad de ajuste y de pronósticos y sobre todo cómo es el comportamiento de la serie en el tiempo vs. cómo cada modelo representa sus patrones ¿Cuál tipo de modelación se aproxima mejor a la dinámica de la serie en el tiempo?

Nota 7:

- De nuevo, recuerde que para el caso con series transformadas por logaritmo natural, debe calcular ajustes y pronósticos en la escala original, es decir, $\hat{Y}_t$ y $\hat{Y}_{113}(L)$, respectivamente, y para ello se exponencian los valores hallados en escala logarítmica y se multiplican por el factor de corrección $\exp(\hat{\sigma}^2/2)$, esto es, $\widehat{Y}_t = \exp\left(\widehat{\log Y_t}\right) \times \exp\left(\hat{\sigma}^2/2\right)$ y $\widehat{Y}_{113}(L) = \exp\left(\widehat{\log Y_{113}(L)}\right) \times \exp\left(\hat{\sigma}^2/2\right)$, donde $\hat{\sigma}^2$ es la estimación de la varianza del ruido blanco del modelo. Sin embargo, la validación de supuestos se realiza usando los residuales del modelo en escala logarítmica.

- Todas las ACFs y PACFs deben realizarse con $m = 36$. Así mismo el test Ljung-Box debe fijarse con máximo $m = 36$. Además, Sólo en la ACF y PACF usada en la identificación sobre $\nabla^d\nabla_{12}^D Y_t$, con d, D según indique la Tabla 1, en los casos aditivos ó sobre $\nabla^d\nabla_{12}^D \log(Y_t)$ en los casos multiplicativos, coloque líneas de referencia en múltiplos de $s = 12$, por ejemplo, como se ilustra a continuación, donde difdD12 representa a un objeto R que guardó una serie mensual diferencia apropiadamente por tendencia y/o estacionalidad:

```
win.graph(width=4,height=3.5)
acf(as.numeric(difdD12),ci.type="ma",lag.max=36,lwd=3,main="",cex.lab=0.8,cex.axis=0.6)
title(main="ACF difdD12",cex.main=1)
abline(v=c(12,24,36),lty=2,col=2)

win.graph(width=4,height=3.5)
pacf(as.numeric(difdD12),lag.max=36,lwd=3,main="",cex.lab=0.8,cex.axis=0.6)
title(main="PACF difdD12",cex.main=1)
abline(v=c(12,24,36),lty=2,col=2)
```

3. Los grupos para el Trabajo y Asignaciones

Se mantienen los grupos y asignación de los datos. Para los modelos a trabajar, Ver Tabla 1.

Tabla 1: Modelos SARIMA a ajustar

			modelo 1 (a)	**modelo 2 (b)**	**modelo 3 (a)**	**modelo 4 (a)**
serie	$\log(Y_t)$	**Difer.**	**ACF-PACF o sustituto**	**auto.arima**	**armasubsets 1 (c)**	**armasubsets 2 (c)**
Datos1	sí	d=D=1	ARIMA(2,1,1)(0,1,1)[12]*	ARIMA(1,0,4)(0,1,1)[12] con deriva	18x18, método 'ols', renglón 4	24x24, método 'ols', renglón 2 y agregar Φ_1
Datos2	sí	d=D=1	ARIMA(2,1,1)(0,1,1)[12]*	ARIMA(2,0,4)(1,1,2)[12] con deriva	12x12, método 'ols', renglón 1	18x18, método 'ols', renglón 6
Datos3**	sí	d=D=1	ARIMA(3,1,0)(0,1,1)[12]	ARIMA(1,0,0)(2,1,0)[12] con deriva	12x12, método 'ols', renglón 3	18x18, método 'ols', renglón 4
Datos4	sí	d=D=1	ARIMA(7,1,0)(0,1,1)[12]*	ARIMA(1,0,0)(2,1,0)[12] con deriva	12x12, método 'ols', renglón 1	24x24, método 'ols', renglón 1
Datos5***	sí	d=D=1	ARIMA(5,1,0)(0,1,1)[12]	ARIMA(1,0,0)(2,1,0)[12] con deriva	12x12, método 'ml', renglón 1, agregar θ_6 y usar en Arima() el argumento method='CSS'	18x18, método 'ml', renglón 6, y usar en Arima() el argumento method='CSS'
Datos6++	sí	d=D=1	ARIMA(4,1,0)(0,1,1)[12]	ARIMA(1,0,0)(2,1,0)[12] con deriva	12x12, método 'ols' renglón 4, y usar en Arima() el argumento method='CSS'	armasubsets 24x24, método 'ml', renglón 5 y usar en Arima() el argumento method='CSS'
Datos7	sí	d=D=1	ARIMA(2,1,3)(0,1,1)[12]*	ARIMA(3,0,0)(0,1,1)[12] sin deriva	12x12, método 'ml', renglón 1	armasubsets 12x12, metodo 'ml', renglón 5 y agregar a Θ_2
Datos8	no	d=D=1	ARIMA(2,1,9)(0,1,1)[12] *	ARIMA(1,0,0)(2,1,0)[12] sin deriva	12x12, método 'ols', renglón 4 y usar en Arima() argumento method='CSS-ML'	18x18, método 'ols', renglón 1 y agregar θ_{10}
Datos9**	sí	d=D=1	ARIMA(0,1,3)(0,1,1)[12]	ARIMA(1,0,2)(0,1,1)[12] con deriva	12x12, método 'ols', renglón 1	24x24, método 'ols', renglón 4 y agregar ϕ_3
Datos10	sí	d=D=1	ARIMA(0,1,1)(1,1,1)[12]*	ARIMA(3,0,0)(2,1,0)[12] con deriva	12x12, método 'ml', renglón 1	18x18, metodo 'ols', renglon 3 y agregar θ_2

Tabla 1 (continuación)

serie	$\log(Y_t)$	Difer.	modelo 1 (a) ACF-PACF o sustituto	modelo 2 (b) auto.arima	modelo 3 (a) armasubsets 1 (c)	modelo 4 (a) armasubsets 2 (c)
Datos11	sí	d=D=1	ARIMA(2,1,2)(1,1,1)[12]*	ARIMA(2,1,0)(0,1,1)[12]	12x12, método 'ols', renglón 2 y agregar ϕ_5, ϕ_7	24x24, método 'ols', renglón 1 y agregar ϕ_2, θ_1
Datos12	sí	d=D=1	ARIMA(0,1,1)(1,1,1)[12] *	ARIMA(0,1,1)(0,1,1)[12]	12x12, método 'ols', renglón 2 y agregar ϕ_1, ϕ_9	12x12, método 'ols', renglón 6 y agregar ϕ_1
Datos13	no	d=D=1	ARIMA(2,1,9)(0,1,1)[12] *	ARIMA(1,0,0)(0,1,1)[12] con deriva	12x12, método 'ols', renglón 2	18x18,método 'ols', renglón 5
Datos14	si	d=D=1	ARIMA(2,1,2)(0,1,1)[1]*	ARIMA(1,0,1)(0,1,2)[12] con deriva	12x12, método 'ols', renglón 1. Para estimar el modelo usar en Arima() argumentos method='CSS-ML', optim.method='Nelder'	24x24, método 'ols', renglón 4
Datos16	si	d=D=1	ARIMA(2,1,2)(0,1,1)[1]*	ARIMA(0,0,2)(0,1,1)[12] con deriva	12x12, método 'ols', renglón 2	24x24, método 'ols', renglón 1
Datos17	sí	d=D=1	ARIMA(5,1,0)(0,1,1)[12]*	ARIMA(1,0,0)(0,1,1)[12] con deriva	12x12, método 'ols', renglón 1	18x18, método 'ols', renglón 5 y agregar ϕ_5
Datos18	sí	d=D=1	ARIMA(7,1,0)(0,1,1)[12]*	ARIMA(1,0,0)(0,1,1)[12] con deriva	12x12, método 'ols', renglón 3, usar en Arima() los argumentos method='ML', optim.method='Nelder'	24x24, método 'ols', renglón 1
Datos19	no	d=D=1	ARIMA(1,1,1)(0,1,1)[12]*	ARIMA(1,0,1)(2,1,0)[12] con deriva	12x12, método 'ols', renglón 2, y agregar θ_2, θ_5	18x18, método 'ols', renglón 6 y agregar ϕ_1
Datos20	sí	d=D=1	ARIMA(4,1,0)(0,1,1)[12]	ARIMA(1,0,0)(2,1,0)[12] con deriva	12x12, método 'ols', renglón 2	tablero 18x18, método 'ols', renglón 1 y agregar ϕ_3
Datos22	no	d=D=1	ARIMA(6,1,3)(0,1,1)[12]*	ARIMA(1,0,0)(0,1,1)[12] sin deriva	18x18, método 'ols', renglón 2 y agregar θ_{10}	24x24 metodo 'ols', renglón 1 y usar en Arima() el argumento method='CSS-ML'
Datos23	no	d=D=1	ARIMA(0,1,3)(0,1,1)[12]	ARIMA(1,0,2)(0,1,1)[12] con deriva	12x12, método 'ols', renglón 1	armasubsets 24x24 método 'ml', renglón 1 y agregar θ_1
Datos24	no	d=D=1	ARIMA(0,1,1)(0,1,1)[12]	ARIMA(3,0,0)(2,1,0)[12] con deriva	armasubsets 18x18, método 'ols', renglón 4 y agregar θ_1	18x18, método 'ols', renglón 6, usar en Arima() los argumentos method='ML', optim.method='Nelder'
Datos27	no	d=D=1	ARIMA(2,1,2)(0,1,1)[12]*	ARIMA(1,0,0)(0,1,1)[12] sin deriva	tablero 12x12, método 'ols', renglón 4	18x18, método 'ols', renglón 1 y agregar θ_2

(a) Para la identificación con estos métodos se trabaja sobre la serie (su logaritmo natural en el caso multiplicativo), recortada a n observaciones y filtrada con el filtro $\nabla^d \nabla_{12}^D$, con d y D según se indica en esta tabla.
(b) Verifique que este modelo resulta con auto.arima por alguno de los criterios 'aic', ó 'bic' combinado con alguno de los tests de raíces unitarias estacionales: 'ch', 'ocsb' ó 'seas', sobre la serie (su logaritmo en el caso multiplicativo) con sólo los primeros n datos.
(c) Método 'ols' significa que en la función `armasubsets` debe usar el argumento ar.method='ols', y método 'ml' significa que debe usar el argumento ar.method='ml'. Verifique que los tableros resultantes con esta función coinciden con los del Apéndice F.
***** No resultan directamente de ACF-PACF, son modelos propuestos basados en varios ensayos.
**En estas series el test Hegy debe correrse con argumento mode='signf' en lugar de mode='aic'. Ver Apéndice A.

***Al evaluar normalidad, tanto por gráfico de probabilidad como por Shapiro-Wilk, en el modelo 3 hacerlo sobre residuals(modelo3)[-c(1:23)] y en el modelo 4 sobre residuals(modelo4)[-c(1:34)]

++Al evaluar normalidad, tanto por gráfico de probabilidad como por Shapiro-Wilk, en el modelo 3 hacerlo sobre residuals(modelo3)[-c(1:23)] y en el modelo 4 sobre residuals(modelo4)[-c(1:36)]

Nota: A menos que se indique otro método de ajuste con la función `Arima`, los modelos se estiman usando argumento method='ML' (esto no tiene que ver con argumentos de la función `armasubsets`).

Referencias

[1] Bowerman, B. L, O'Connell, R. T y Koehler, A. B. (2009) *Pronósticos, Series de Tiempo y Regresión. Un Enfoque Aplicado. 4 ed.* CENGAGE Learning

[2] Chatfield, C. (2019) *The Analysis of Time Series. An Introduction with R, Seventh edition.* CRC Press-USA.

[3] Diebold, F. (2001) *Elementos de Pronósticos*. International Thomson Editores, México.

[4] Cryer, J. D. and Chan, K-S. (2008) *Time Series Analysis With Applications in R*. Springer.

[5] González, N. G. (2013) *Notas de Clase Estadística III 3009137*. Escuela de Estadística, Universidad Nacional de Colombia Sede Medellín.

[6] Shumway, R. H. and Stoffer, D. S. (2017) *Time Series Analysis and Its Applications. With R Examples*. Fourth ed. Springer

APÉNDICE

A. Ejecución del test HEGY

Actualmente en la la librería `pdR` está disponible la función R `HEGY.test`, úsela con argumento Pmax=12 (tanto en el caso mensual como en el trimestral) así:

1. Para aplicar el test a la serie recortada Y_t, si ésta es de componentes aditivas (la lectura de datos, frecuencia, fechas y número de periodos dejados para validación cruzada, deben ser como corresponda a la serie asignada, adapte según su caso):

```
#Lectura de los datos
#Este es un ejemplo, adapte lo que sea necesario según sus datos
datos=read.table(file.choose(),header=T,skip=7,sep=';',dec=",",colClasses=c(rep("NULL",10),"numeric",rep("NULL",2)))
datos=ts(datos,freq=12,start=c(2005,1))
#Defina longitud serie recortada
n=length(datos)-12 #En este ejemplo se recortan 12 datos
t=1:n
#Serie recortada
yt=ts(datos[t],freq=12,start=c(2005,1))
#Test Hegy sobre serie recortada
library(pdR)
HEGY.test(wts=yt,itsd=c(0,0,c(0)),selectlags=list(mode="aic", Pmax=12))$stats
```

2. Para aplicar test sobre $\log(Y_t)$, si la serie es de componentes multiplicativas, entonces seguir el siguiente ejemplo de programación (la lectura de datos, frecuencia, fechas y número de periodos dejados para validación cruzada, deben ser como corresponda a la serie asignada, adapte según su caso):

```
#Lectura de los datos
#Este es un ejemplo, adapte lo que sea necesario según sus datos
datos=read.table(file.choose(),header=T,skip=7,sep=';',dec=",",colClasses=c(rep("NULL",10),"numeric",rep("NULL",2)))
datos=ts(datos,freq=12,start=c(2005,1))
#defina longitud serie recortada
n=length(datos)-12 #en este ejemplo se recortan 12 datos
t=1:n
#Serie recortada
yt=ts(datos[t],freq=12,start=c(2005,1))
#Test Hegy sobre log de serie recortada
library(pdR)
HEGY.test(wts=log(yt),itsd=c(0,0,c(0)),selectlags=list(mode="aic", Pmax=12))$stats
```

B. Cómo aplicar en R diferencias regulares y estacionales a una serie de tiempo

Tenga en cuenta que en R la función `diff()` es la que permite generar series diferenciadas tanto regular como estacionalmente, así (se supone que `Yt` es un objeto serie de tiempo, para su caso, la serie recortada para el ajuste y s tomando el valor de 12 en el caso mensual y 4 en el trimestral):

- $\nabla^d Y_t$: `diff(Yt,difference=d)`
- ∇Y_t: `diff(Yt)`

- $\nabla_{12}^{D} Yt$: `diff(Yt,lag=12,difference=D)`
- $\nabla_{12} Y_t$: `diff(Yt,lag=12)`
- $\nabla^{d}\nabla_{12}^{D} Y_t = \nabla_{12}^{D}\nabla^{d} Y_t$: `diff(diff(Yt,lag=12,difference=D),difference=d)`

Por ejemplo si $d = D = 1$ y $s = 12$, es decir, queremos obtener a $\nabla\nabla_{12}Y_t$, basta lo siguiente `difdD12=diff(diff(Yt,lag=12))` o bien, `difdD12=diff(diff(Yt),lag=12)`.

Recuerde que si la serie es multiplicativa, lo anterior debe realizarse sobre el logaritmo natural de los primeros $n = 113$ datos observados. Tenga en cuenta también que en el punto 1 de análisis descriptivo se construyen solo las ACFs para la serie (o su logaritmo en el caso multiplicativo) y para sus diferencias, y en el punto 2a) de identificación con ACF-PACF de la serie (o de su logaritmo según sea el caso) debidamente diferenciada con filtro $\nabla^{d}\nabla_{12}^{D}$, con d, D según Tabla 1, construya además la PACF. En todas estas gráficas tenga la precaución de usar la función `as.numeric()` sobre los objetos al hacer uso de las funciones R `acf` o `pacf`.Ver el siguiente código R, use $m = 36$. En el siguiente ejemplo se supone que la serie es aditiva y que el objeto `difd1` es su diferencia regular, `difD12` es su diferencia estacional de periodo 12 y `difdD12` es su diferencia mixta con periodo estacional $s = 12$, pero recuerde que para identificación con ACF-PACF debe tomar los órdenes d, D cómo se le indican en la Tabla 1:

```
win.graph(width=4,height=3.5)
acf(as.numeric(Yt),ci.type="ma",lag.max=36,lwd=3,main="",cex.lab=0.8,cex.axis=0.6)
title(main="ACF Yt",cex.main=1)

win.graph(width=4,height=3.5)
acf(as.numeric(difd1),ci.type="ma",lag.max=36,lwd=3,main="",cex.lab=0.8,cex.axis=0.6)
title(main="ACF diferencia regular",cex.main=1)

win.graph(width=4,height=3.5)
acf(as.numeric(difdD12),ci.type="ma",lag.max=36,lwd=3,main="",cex.lab=0.8,cex.axis=0.6)
title(main="ACF diferencia regular y estacional (d=D=1)",cex.main=1)
abline(v=seq(12,36,by=12),lty=2,col=2)

win.graph(width=4,height=3.5)
pacf(as.numeric(difdD12),lag.max=36,lwd=3,main="",cex.lab=0.8,cex.axis=0.6)
title(main="ACF diferencia regular y estacional (d=D=1)",cex.main=1)
abline(v=seq(12,36,by=12),lty=2,col=2)
```

Nota 8: De nuevo, recuerde que para las series con componentes multiplicativas debe trabajar sobre $\log(Y_t)$, en lugar de Y_t.

C. Ajuste, pronóstico de un SARIMA(p,d,q)×(P,D,Q)[12] sin deriva, con todos los parámetros, y exportación a Excel

C.1. En el caso aditivo

Para el ajuste se usa la función `Arima()` especificando con el argumento `order=c(p,d,q)` el orden p, d, q para la parte regular y con el argumento `seasonal=list(order=c(P,D,Q))` el orden P, D, Q para la parte estacional. Por ejemplo, para ajustar y pronosticar sobre Y_t un SARIMA(6,1,1) × (1,1,2)[12] sin deriva, asumiendo que Y_t ya tiene formato de serie de tiempo con frecuencia $s = 12$ y teniendo en cuenta que la fecha de inicio de pronósticos deben ser igual al de los datos dejados para la validación cruzada en los pronósticos ex-post, representados por objeto `ytnuevo` en este ejemplo **(ojo, los valores P son bajo la distribución $N(0, 1)$, es decir $P(|Z| > |Z_0|)$, con $Z \sim N(0, 1)$),**

```
modelo1=Arima(yt,order=c(6,1,1),seasonal=list(order=c(1,1,2)),method="ML")
coeftest(modelo) #Tabla de parámetros estimados; valores P bajo la N(0,1)
ythat1=modelo1$fitted #Serie estimada

#Creando  archivo .csv  con tabla de parámetros estimados del modelo 1 (ajuste ruta y nombre de archivo .csv como sea necesario)
write.csv2(coeftest(modelo1),file="C:/Users/Nelfi_Gonzalez/Documents/trabajo3/tablamodelo1trabajo3.csv",row.names = TRUE)
```

```
#Tabla pronósticos y los I.P; reemplace h1 por la longitud de pronósticos ex-post a realizar
predmod1=ts(as.data.frame(forecast(modelo1,h=h1,level=95)),freq=frequency(ytnuevo),start=start(ytnuevo))
predmod1
ytpron1=predmod1[,1] #Pronóstico puntual

#Creando archivo.csv con tabla de los pronósticos puntuales y sus I.P (ajuste ruta y nombre de archivo .csv como sea necesario)
write.csv2(predmod1,file="C:/Users/Nelfi_Gonzalez/Documents/trabajo3/pronosticosmodelo1trabajo3.csv",
          row.names = paste(trunc(time(predmod1)),cycle(predmod1),sep="/"))
```

C.2. En el caso multiplicativo

Suponiendo que el modelo SARIMA(6,1,1) $\times$ (1,1,2)[12] sin deriva fuera para $\log(Y_t)$, su ajuste y pronóstico sería como se muestra a continuación. De nuevo, el objeto `ytnuevo` corresponde a los datos dejados para la validación cruzada en los pronósticos ex-post.

```
modelo1=Arima(log(yt),order=c(6,1,1),seasonal=list(order=c(1,1,2)),method="ML")
coeftest(modelo) #Tabla de parámetros estimados; valores P bajo la N(0,1)
ythat1=exp(modelo1$fitted)*exp(modelo1$sigma2/2) #serie ajustada

#Creando  archivo .csv  con tabla de parámetros estimados del modelo 1 (ajuste ruta y nombre de archivo .csv como sea necesario)
write.csv2(coeftest(modelo1),file="C:/Users/Nelfi_Gonzalez/Documents/trabajo3/tablamodelo1trabajo3.csv",row.names = TRUE)

#Tabla pronósticos y los I.P; reemplace h1 por la longitud de pronósticos ex-post a realizar
predmod1=ts(exp(as.data.frame(forecast(modelo1,h=h1,level=95)))*exp(modelo1$sigma2/2),freq=frequency(ytnuevo),start=start(ytnuevo))
predmod1
ytpron1=predmod1[,1] #Pronóstico puntual

#Creando archivo.csv con tabla de los pronósticos puntuales y sus I.P (ajuste ruta y nombre de archivo .csv como sea necesario)
write.csv2(predmod1,file="C:/Users/Nelfi_Gonzalez/Documents/trabajo3/pronosticosmodelo1trabajo3.csv",
          row.names = paste(trunc(time(predmod1)),cycle(predmod1),sep="/"))
```

D. Ajuste, pronóstico de un SARIMA(p,d,q) $\times$ (P,D,Q)[12] sin deriva, con algunos de los parámetros fijos en cero, y exportación a Excel

Además de los descrito en C, se debe usar el argumento `fixed=`, donde con un vector de longitud $p+q+P+Q$, se indica con NA ó 0 cuáles coeficientes deben estimarse y cuáles fijarse en cero, respectivamente, en el siguiente orden: los primeros p valores para los ϕ_j, $j=1,2,\ldots,p$; los siguientes q valores para los θ_i, $i=1,2,\ldots,q$; los siguientes P valores para los Φ_k, $k=1,2,\ldots,P$ y los últimos Q valores para los Θ_l, $l=1,2,\ldots,Q$. Por ejemplo, para ajustar sin deriva y pronosticar un SARIMA(9,1,3) $\times$ (1,1,2)[12], con $\phi_j \neq 0$, para $j=2,3,9$, $\theta_i \neq 0$, para $i=1,3$, $\Phi_1 \neq 0$ (obviamente) y $\Theta_l \neq 0$ para $l=2$, y asumiendo que Y_t ya tiene formato de serie de tiempo con frecuencia $s=12$; se supone además que previamente ud. ha creado objeto R `ytnuevo` correspondiendo a la serie de tiempo de los últimos h datos observados y dejados para la validación cruzada con pronósticos ex - post.

D.1. En el caso aditivo

Si el modelo descrito fuera para Y_t, se procede como se muestra a continuación

```
modelo4=Arima(yt,order=c(9,1,3),seasonal=list(order=c(1,1,2)),fixed=c(0,NA,NA,rep(0,5),NA,NA,0,NA,NA,0,NA),method="ML")
coeftest(modelo4) #Tabla de parámetros estimados; valores P bajo N(0,1)
ythat4=modelo4$fitted #Serie estimada

#Creando archivo .csv con tabla de parámetros estimados del modelo 4 (ajuste ruta y nombre de archivo .csv como sea necesario)
write.csv2(coeftest(modelo4),file="C:/Users/Nelfi_Gonzalez/Documents/trabajo3/tablamodelo4trabajo3.csv",row.names = TRUE)

#Tabla pronósticos y los I.P; cambie h1 por la longitud de los pronósticos ex-post a realizar
predmod4=ts(as.data.frame(forecast(modelo4,h=h1,level=95)),freq=frequency(ytnuevo),start=start(ytnuevo));predmod4
ytpron4=predmod4[,1] #Pronóstico puntual

#Creando archivo.csv con tabla de los pronósticos puntuales y sus I.P (ajuste ruta y nombre de archivo .csv como sea necesario)
write.csv2(predmod4,file="C:/Users/Nelfi_Gonzalez/Documents/trabajo3/pronosticosmodelo4trabajo3.csv",
           row.names = paste(trunc(time(predmod4)),cycle(predmod4),sep="/"))
```

D.2. En el caso multiplicativo

Si el modelo descrito fuera para $\log(Y_t)$, se procede como se muestra a continuación

```
modelo4=Arima(log(yt),order=c(9,1,3),seasonal=list(order=c(1,1,2)),fixed=c(0,NA,NA,rep(0,5),NA,NA,0,NA,NA,0,NA),method="ML")
coeftest(modelo4) #Tabla de parámetros estimados; valores P bajo N(0,1)
ythat4=exp(modelo4$fitted)*exp(modelo4$sigma2/2) #Serie estimada

#Creando archivo .csv con tabla de parámetros estimados del modelo 4 (ajuste ruta y nombre de archivo .csv como sea necesario)
write.csv2(coeftest(modelo4),file="C:/Users/Nelfi_Gonzalez/Documents/trabajo3/tablamodelo4trabajo3.csv",row.names = TRUE)

#Tabla pronósticos y los I.P; cambie h1 por la longitud de los pronósticos ex-post a realizar
predmod4=ts(exp(as.data.frame(forecast(modelo4,h=h1,level=95)))*exp(modelo4$sigma2/2),freq=frequency(ytnuevo),start=start(ytnuevo))
predmod4
ytpron4=predmod4[,1] #Pronóstico puntual

#Creando archivo.csv con tabla de los pronósticos puntuales y sus I.P (ajuste ruta y nombre de archivo .csv como sea necesario)
write.csv2(predmod4,file="C:/Users/Nelfi_Gonzalez/Documents/trabajo3/pronosticosmodelo4trabajo3.csv",
          row.names = paste(trunc(time(predmod4)),cycle(predmod4),sep="/"))
```

Nota 9:

1. Puede usar dentro del argumento `fixed=` la función `rep(a,b)` con la que se indica que el valor a se debe repetir b veces. Por ejemplo `rep(0,5)` genera el vector de longitud 5 y todos sus valores iguales a 0. También si fuese necesario puede usarse con NA. Por ejemplo, `rep(NA,5)` genera un vector de longitud 5 con todos sus valores iguales a NA.

2. Para incluir una deriva, R lo permite únicamente en presencia de sólo uno de los dos tipos de diferencias, y basta usar en la función `Arima()` el argumento `include.drift=TRUE`. Si la deriva se va a incluir en Modelos 3 y 4, es necesario agregar en el argumento `fixed` otro `NA` al final del vector que se construye para indicar parámetros que deben ir en el modelo.

3. Recuerde que si es necesaria la transformación logaritmo natural sobre la serie, entonces los modelos Arima se identifican y se ajustan primero en esa escala, así como los pronósticos, pero luego debe traer a la escala original estos resultados exponenciando y multiplicando por el factor de corrección. Vea cómo se hace esto en los ejemplos presentados en el Apéndice G (donde la serie que se muestra para ilustrar es estacional multiplicativa).

E. AIC, BIC, precisión de pronósticos puntuales, amplitud media y cobertura de los I.P

Recuerde ir renombrando los objetos que se crean de acuerdo al modelo:

```
#Asegúrese de cargar en la parte inicial de su programa R, las funciones de usuario,
source("https://raw.githubusercontent.com/NelfiGonzalez/Funciones-de-Usuario-Estadistica-III/main/
      Funciones-Criterios.Informacion-Calidad.Intervalos.R")

#El objeto modelo invocado aquí es el que haya guardado el ajuste con la función Arima().
k=length(modelo$coef[modelo$coef!=0]) #Calcular k el total de parámetros del modelo
#Si no transformó a Yt:
ythat=modelo$fitted
AIC.BICmodelo=exp.crit.inf.resid(residuales=residuals(modelo),n.par=k)

#Si transformó a Yt con logaritmo natural
ythat=exp(modelo$fitted)*exp(modelo$sigma2/2) #valores ajustados en escala original
res.orig=yt-yhat #Pseudo residuos. yt se supone es la serie de tiempo con los primeros n datos
AIC.BICmodelo=exp.crit.inf.resid(residuales=res.orig,n.par=k)

#ytnuevo debe ser el objeto serie de tiempo con los h últimos valores observados en la serie dejados para validación cruzada
#ytpron debe ser el objeto serie de tiempo con el pronóstico puntual en la escala de la serie
#predmod debe ser el objeto serie de tiempo multivariada creada con la tabla de
#pronósticos puntuales y por I.P, en la escala de la serie
accuracy(ytpron,ytnuevo)
Amplcobmodelo=amplitud.cobertura(real=ytnuevo,LIP=predmod[,2],LSP=predmod[,3])
Amplcobmodelo
```

F. Gráficas de la función armasubsets

Usar la función sobre $\nabla^d\nabla_{12}^D Y_t$ (caso aditivo) o sobre $\nabla^d\nabla_{12}^D \log(Y_t)$ (caso multiplicativo), con sólo los primeros $n = 113$ primeros datos de la serie asignada. Tenga en cuenta que los valores de d, D son los que indica la Tabla 1 de asignación de modelos. Para los argumentos `nar, nma` y `ar.method` de la función `armasubsets()`, tener en cuenta, de acuerdo a lo indicado en la Tabla1, lo siguiente:

Tabla 2a

Tamaño del tablero	Argumentos en `armasubsets()`
12x12	`nar=12, nma=12`
18x18	`nar=18, nma=18`
24x24	`nar=24, nma=24`

Tabla 2b

Método	Argumento en `armasubsets()`
'ols'	`ar.method="ols"`
'ml'	`ar.method="ml"`

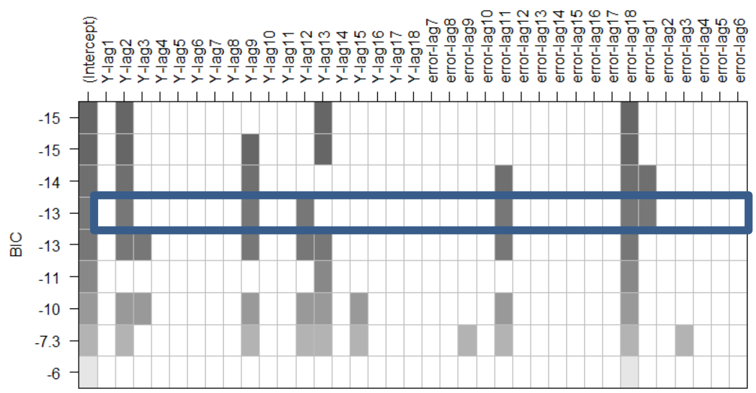
Para la identificación, debe diligenciar una tabla como la siguiente y luego construir los polinomios regular y estacional de las partes AR y MA y la ecuación del modelo SARIMA como previamente se ha indicado:

Tabla 3. Tabla de identificación de parámetros

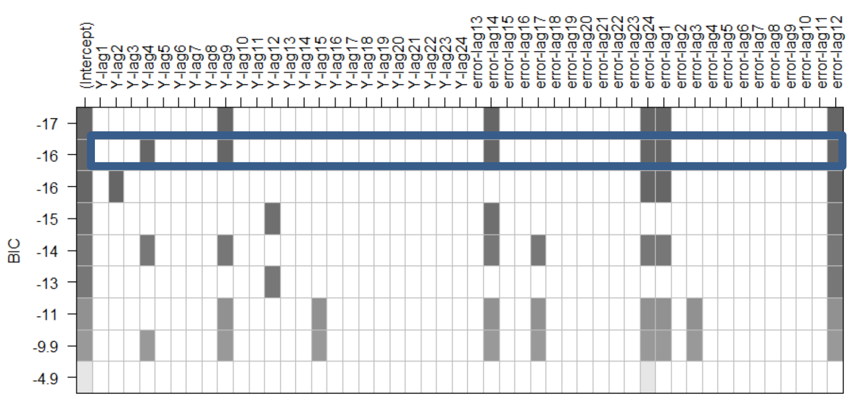
Parte AR tablero armasubsets()		Parte MA tablero armasubsets()	
Celda sombreada j	Parámetros identificados	Celda sombreada i	Parámetros identificado

En Datos 1

Modelo 3: armasubsets 18x18, método 'ols', renglón 4

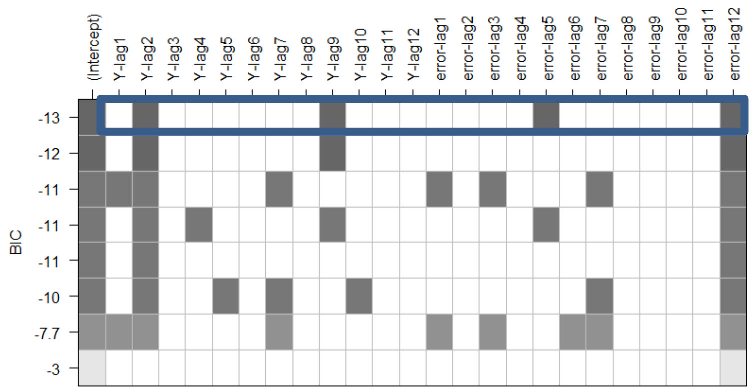


Modelo 4: armasubsets 24x24, método 'ols', renglón 2 y agregar Φ_1

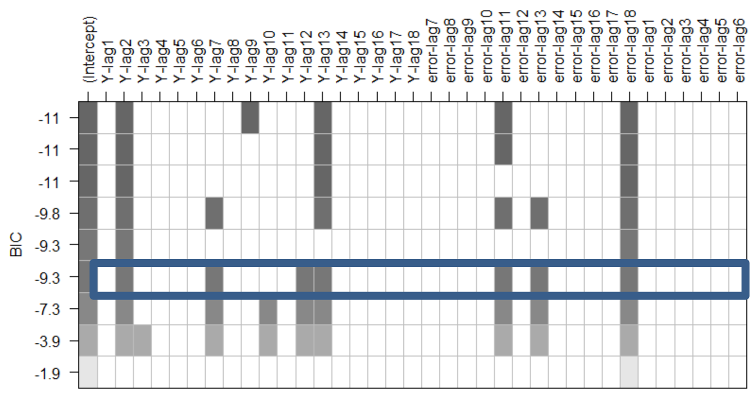


En Datos 2

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ols', renglón 1

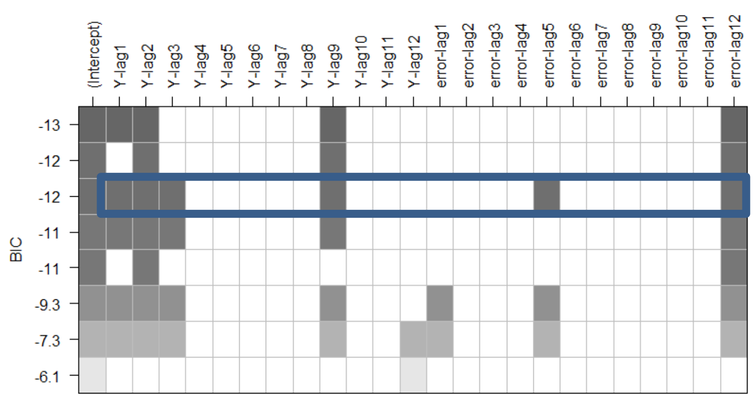


Modelo 4. armasubsets 18x18, método 'ols', renglón 6

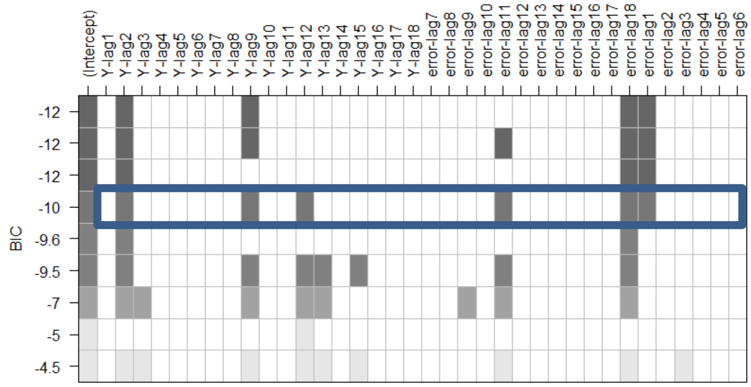


En Datos 3

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ols', renglón 3

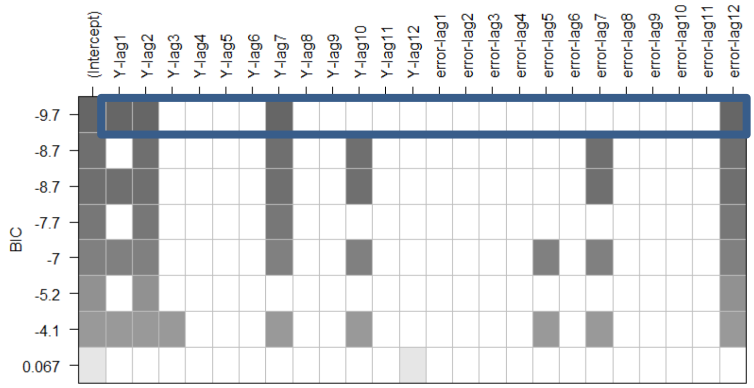


Modelo 4: armasubsets 18x18, método 'ols', renglón 4

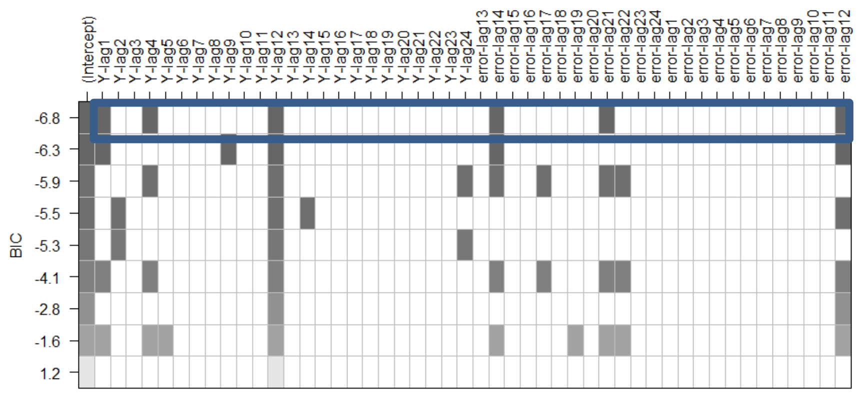


En Datos 4

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ols', renglón 1

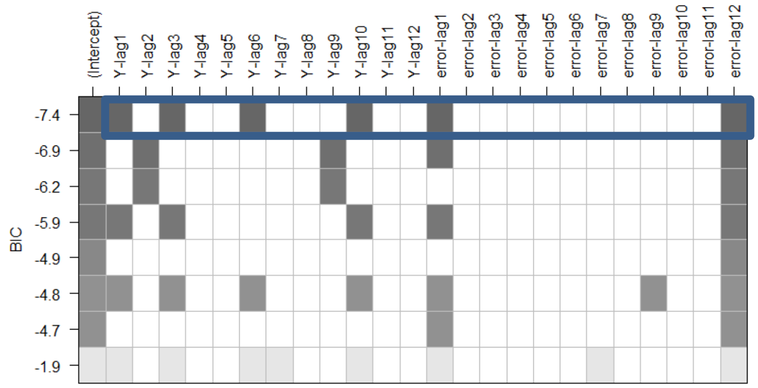


Modelo 4: armasubsets 24x24, método 'ols', renglón 1

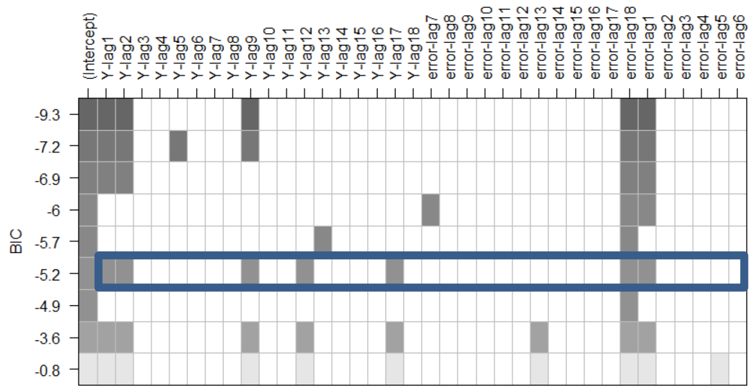


En Datos 5

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ml', renglón 1, agregar θ_6 y usar en `Arima()` el argumento `method="CSS"`

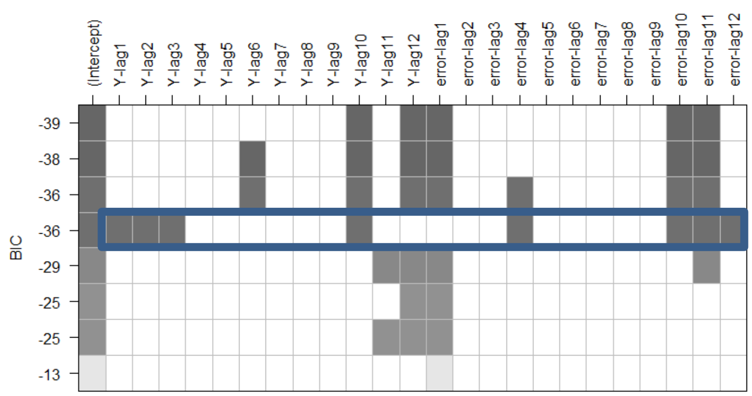


Modelo 4: armasubsets 18x18, método 'ml', renglón 6, y usar en `Arima()` el argumento `method="CSS"`

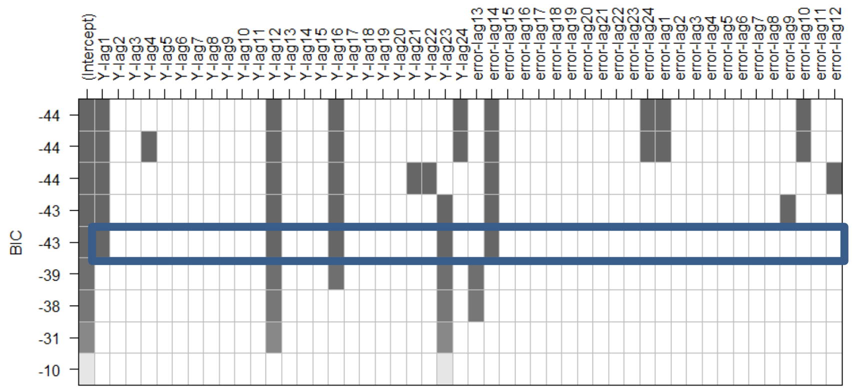


En Datos 6

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ols', renglón 4 y usar en `Arima()` el argumento `method="CSS"`

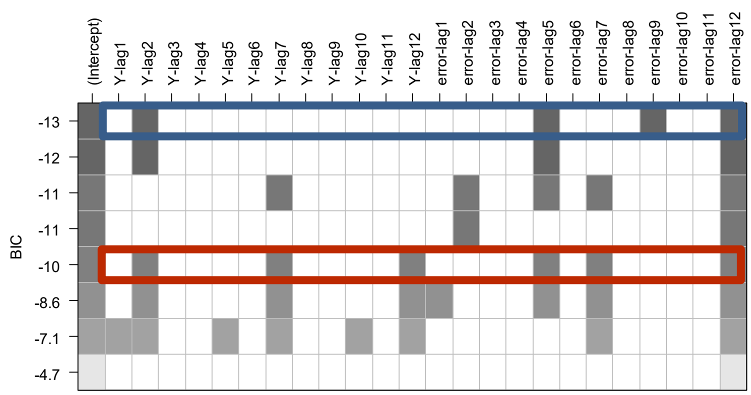


Modelo 4: armasubsets 24x24, método 'ml', renglón 5 y usar en `Arima()` el argumento `method='CSS'`



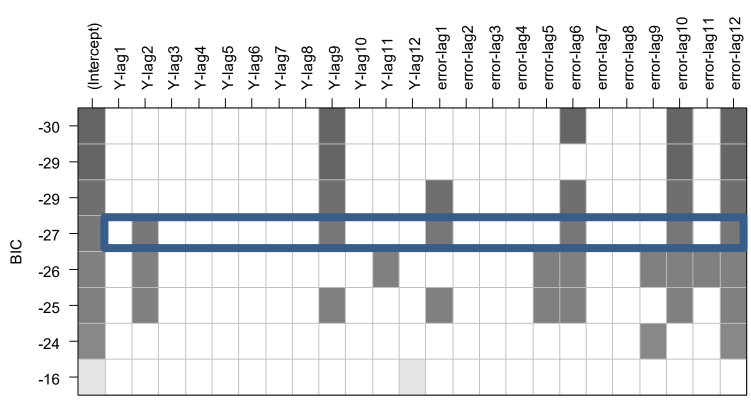
En Datos 7

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ml', renglón 1; Modelo 4: armasubsets 12x12, metodo 'ml', renglón 5 y agregar a Θ_2

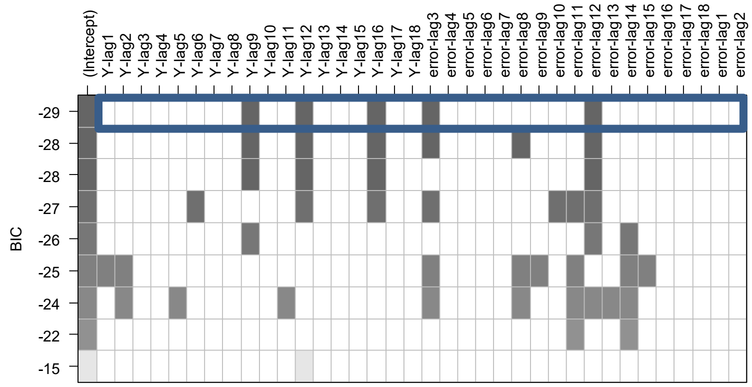


En Datos 8

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ols', renglón 4 y usar en `Arima()` argumento `method="CSS-ML"`

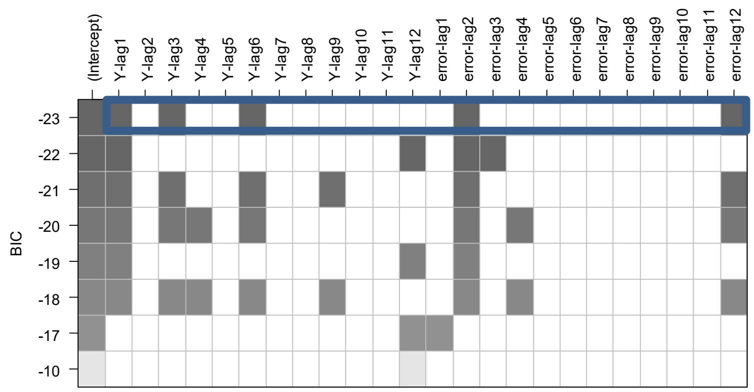


Modelo 4: armasubsets 18x18, método 'ols', renglón 1 y agregar θ_{10}

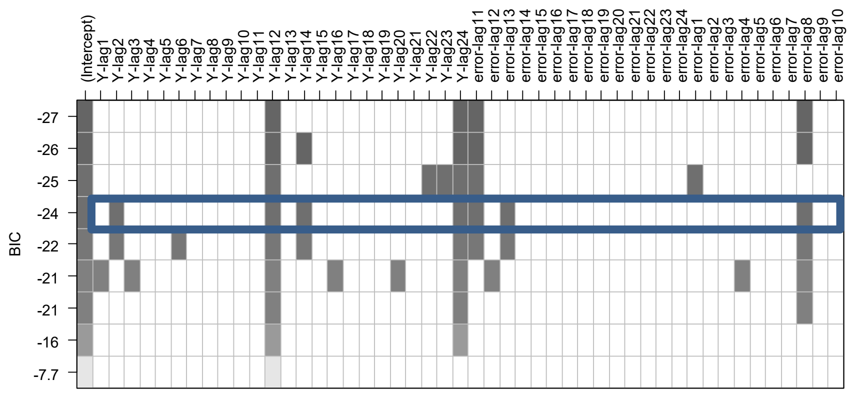


En Datos 9

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ols', renglón 1

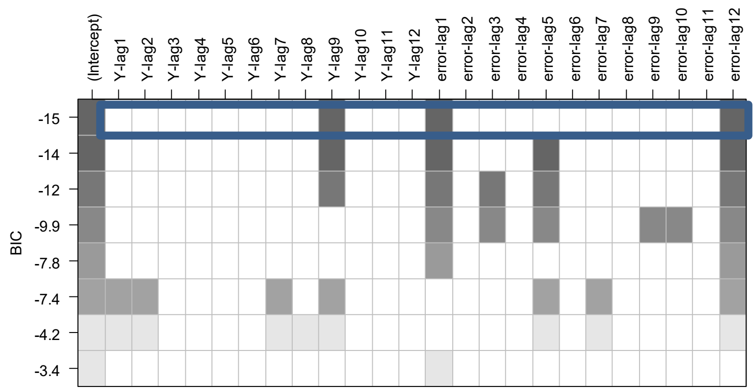


Modelo 4: 24x24, método 'ols', renglón 4 y agregar ϕ_3

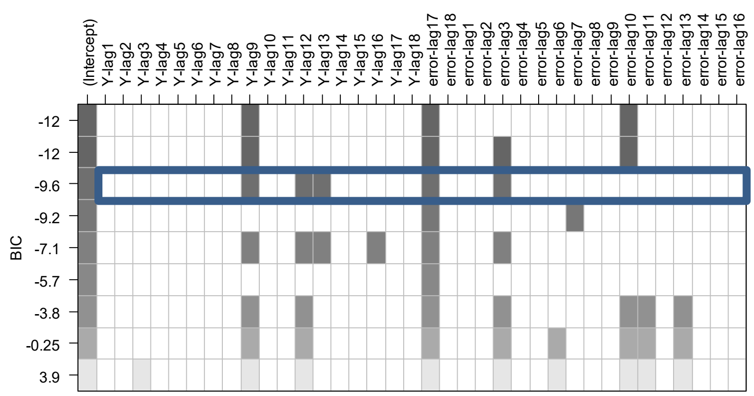


En Datos 10

Modelo 3: armasubsets 12x12, método ‘ml’, renglón 1

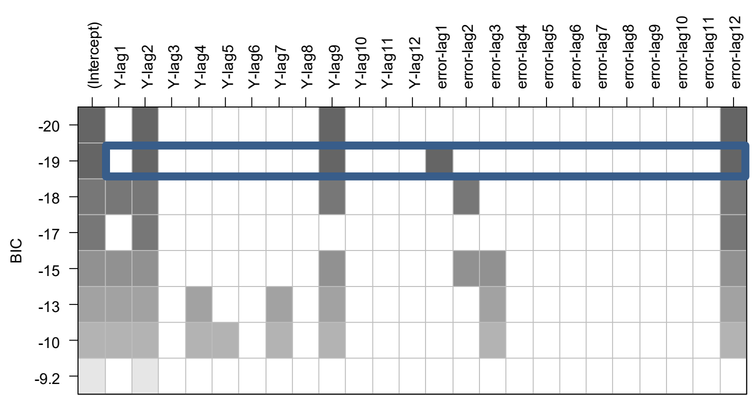


Modelo 4: 18x18 método ‘ols’, renglón 3 y agregar θ_2

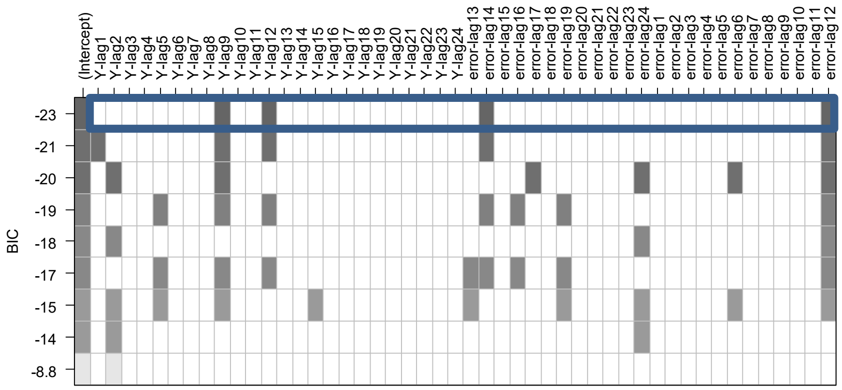


En Datos 11

Modelo 3: armasubsets 12x12, método ‘ols’, renglón 2 y agregar ϕ_5, ϕ_7

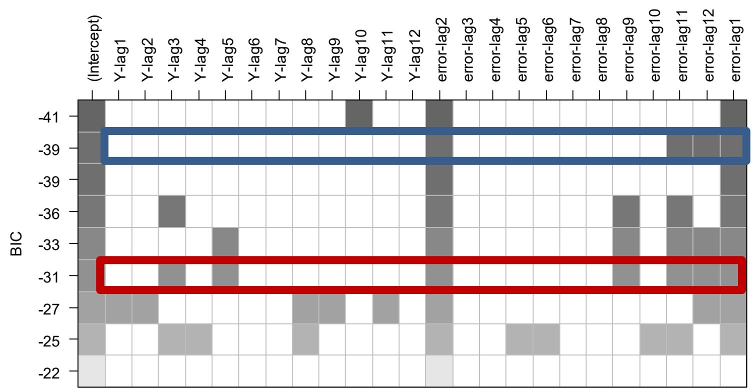


Modelo 4: armasubsets 24x24, método 'ols', renglón 1 y agregar ϕ_2, θ_1



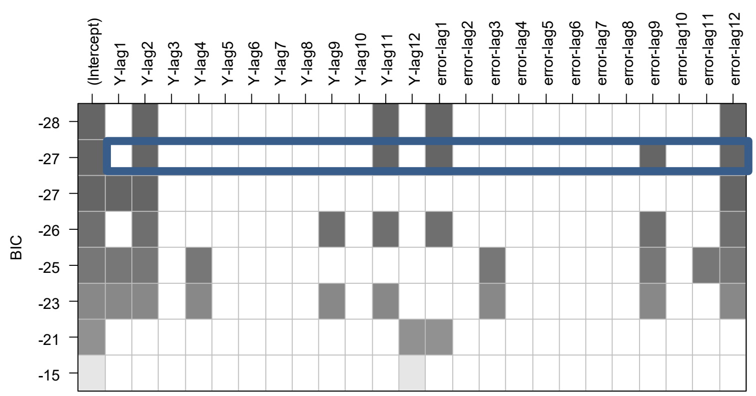
En Datos 12

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ols', renglón 2 y agregar ϕ_1, ϕ_9; Modelo 4: armasubsets 12x12, método 'ols', renglón 6 y agregar ϕ_1

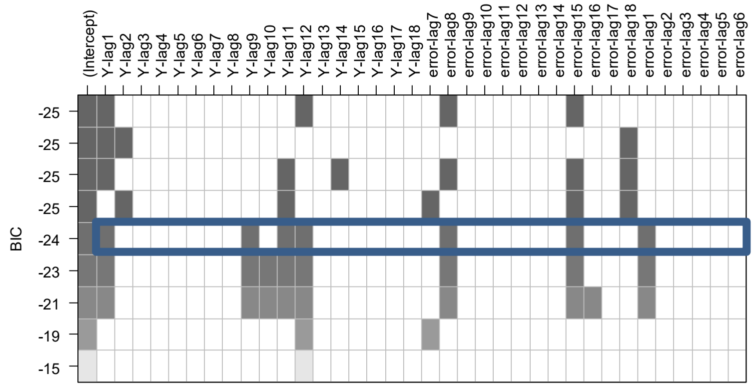


En Datos 13

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ols', renglón 2

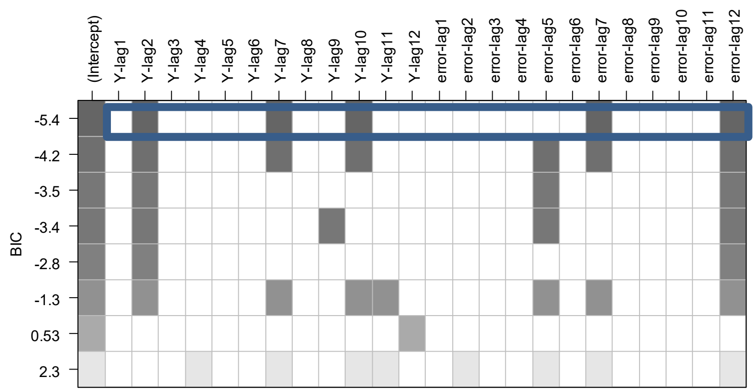


Modelo 4: armasubsets 18x18, método 'ols', renglón 5

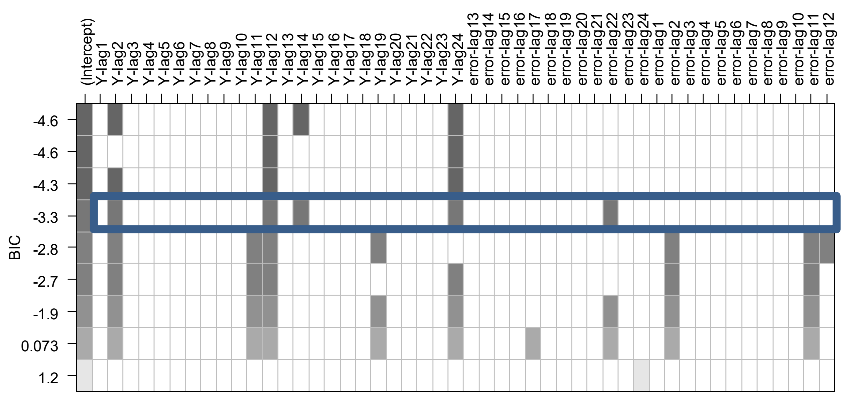


En Datos 14

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ols', renglón 1. Para estimar el modelo usar en `Arima()` argumentos `method="CSS-ML", optim.method="Nelder"`

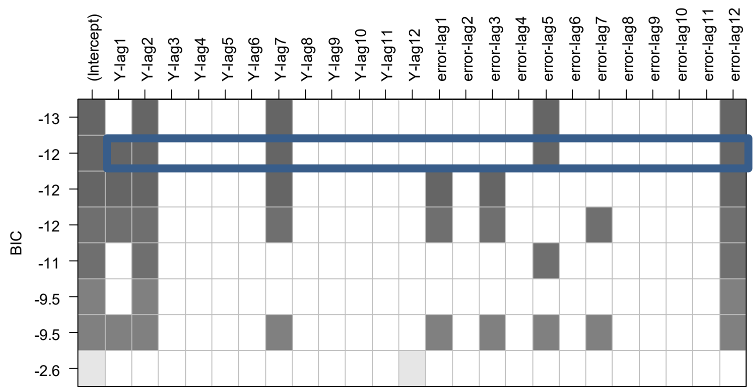


Modelo 4: armasubsets 24x24, método 'ols', renglón 4

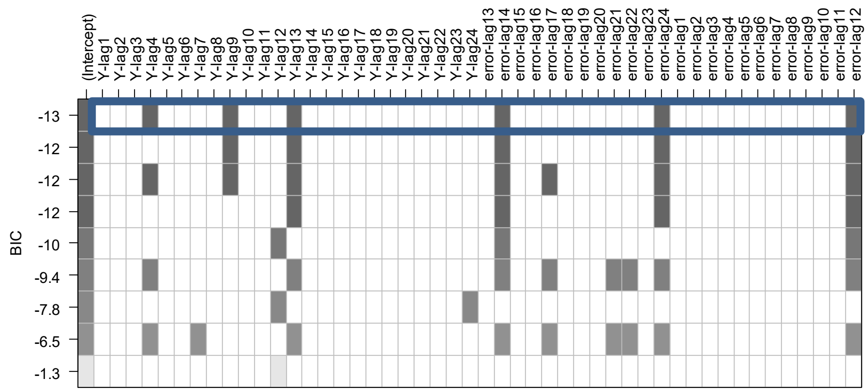


En Datos16

Modelo 3: armasubsets 12x12, método ‘ols’, renglón 2

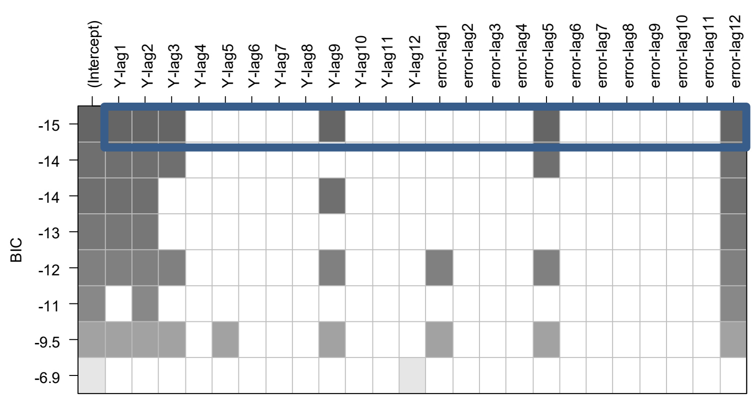


Modelo 4: armasubsets 24x24, método 'ols', renglón 1

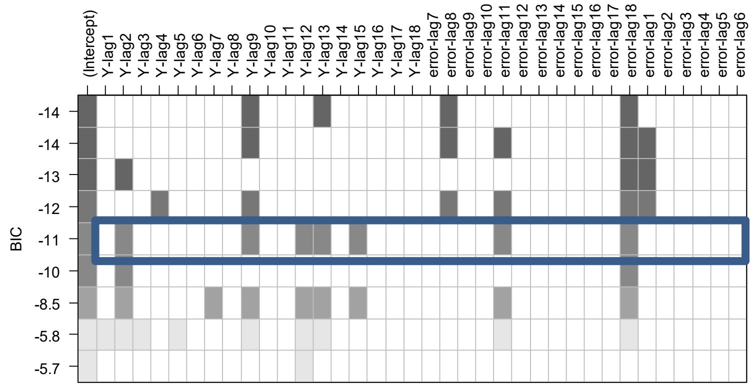


En Datos 17

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ols', renglón 1

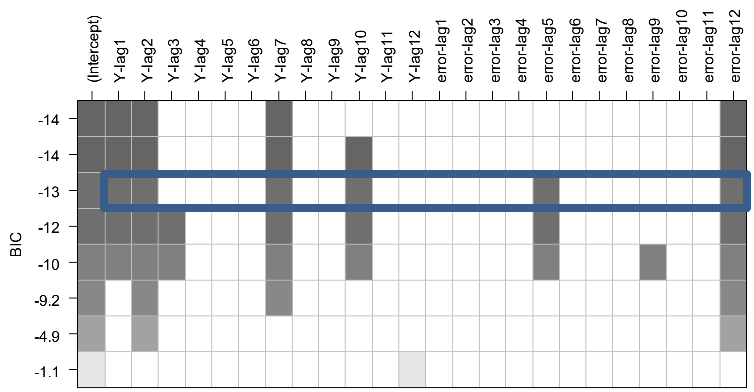


Modelo 4: armasubsets 18x18, método ‘ols’, renglón 5 y agregar ϕ_5

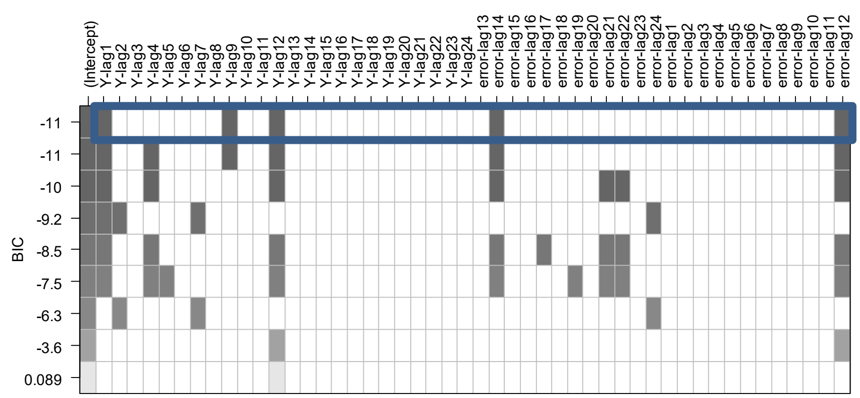


En Datos 18

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ols', renglón 3 y usar en Arima() argumentos `method="ML", optim.method="Nelder"`

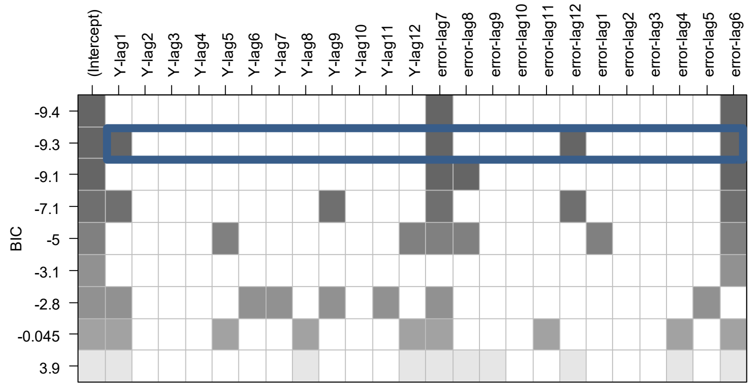


Modelo 4: armasubsets 24x24, método 'ols', renglón 1

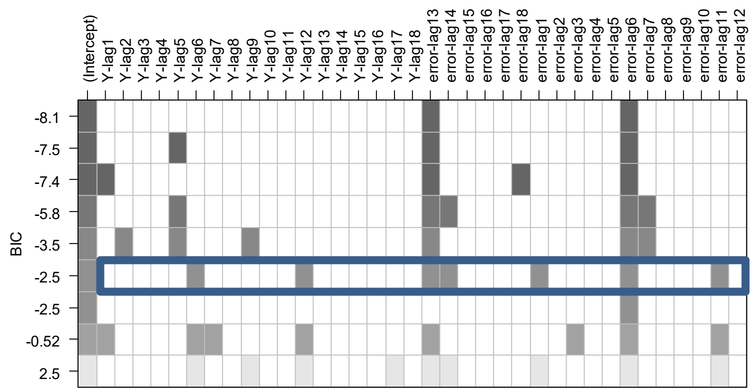


En Datos 19

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ols', renglón 2, y agregar θ_2, θ_5

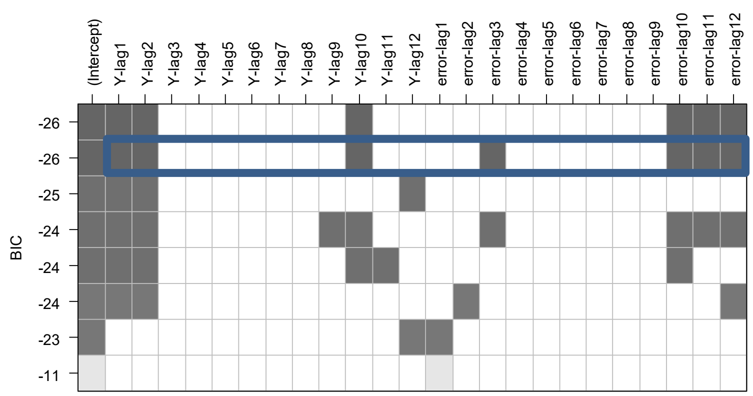


Modelo 4: armasubsets armasubsets 18x18, método 'ols', renglón 6 y agregar ϕ_1

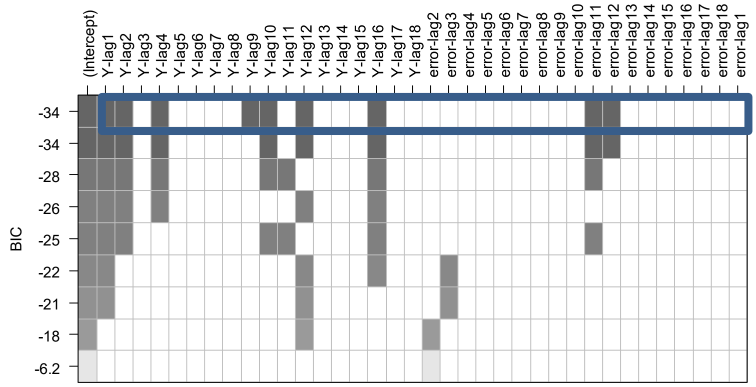


En Datos 20

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ols', renglón 2

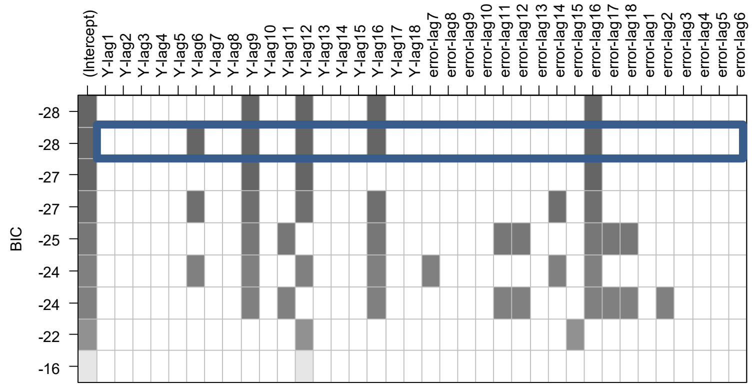


Modelo 4: armasubsets 18x18, método 'ols', renglón 1 y agregar ϕ_3

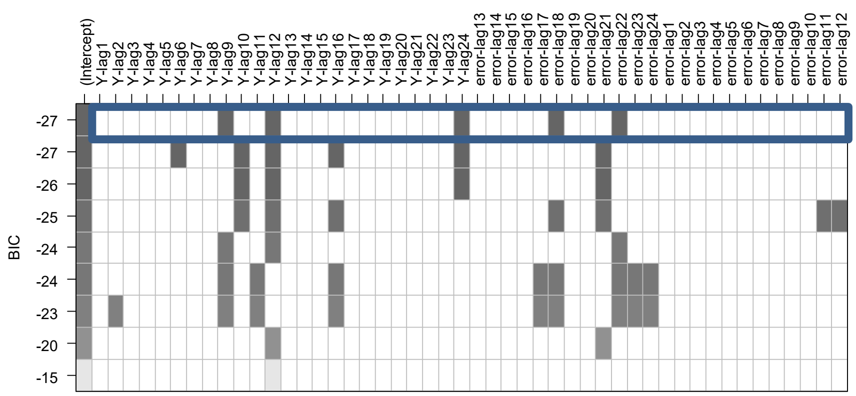


En Datos 22

Modelo 3: armasubsets 18x18, método 'ols', renglón 2 y agregar θ_{10}

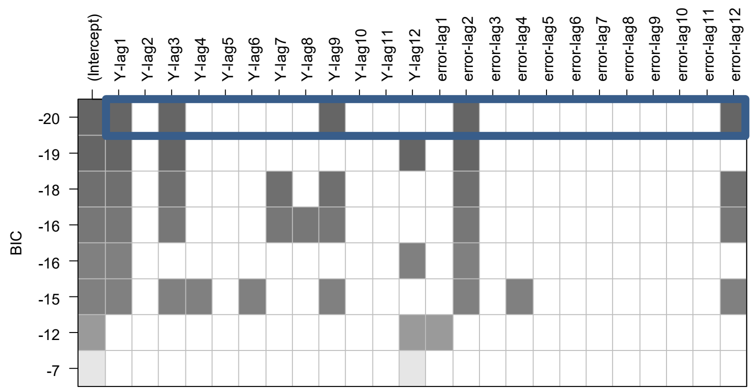


Modelo 4: armasubsets 24x24 metodo 'ols', renglón 1 y usar en `Arima()` el argumento `method="CSS-ML"`

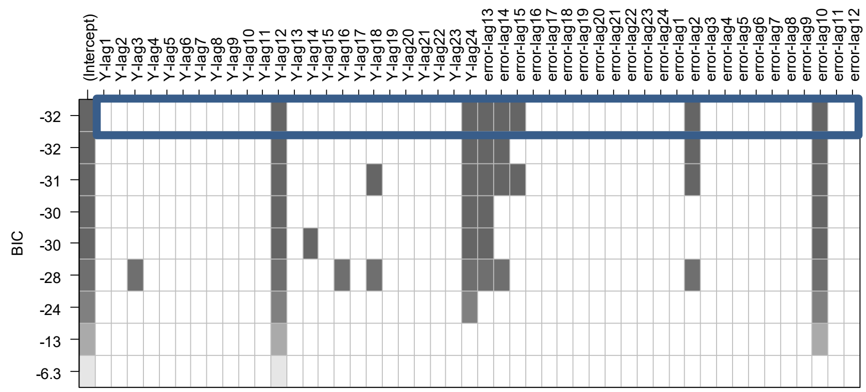


En Datos 23

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ols', renglón 1

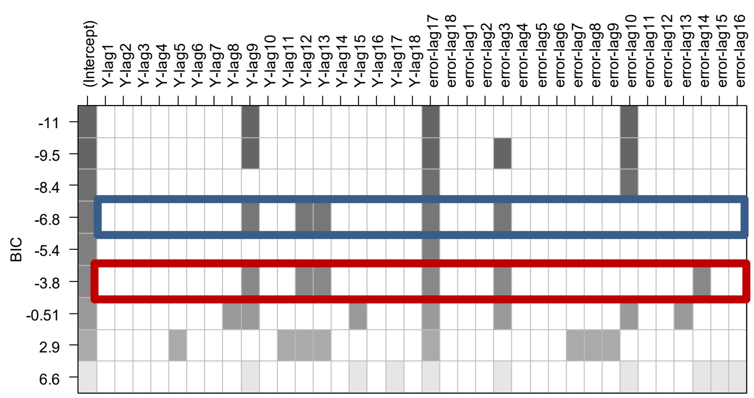


Modelo 4: armasubsets 24x24 método 'ml', renglón 1 y agregar θ_1



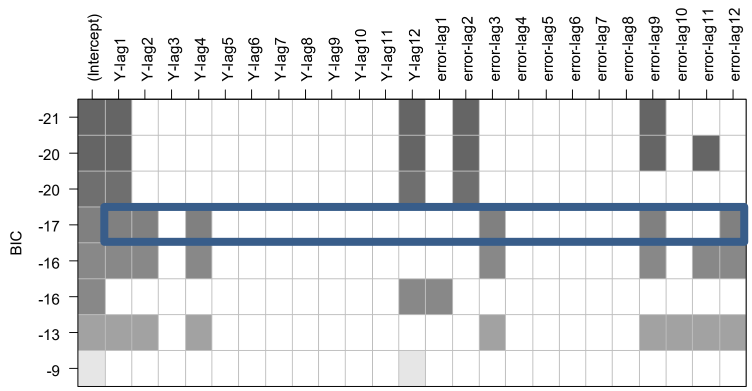
En Datos 24

Modelo 3: armasubsets 18x18, método 'ols', renglón 4 y agregar θ_1; Modelo 4: armasubsets 18x18, método 'ols', renglón 6, usar en `Arima()` argumentos `method="ML", optim.method="Nelder"`

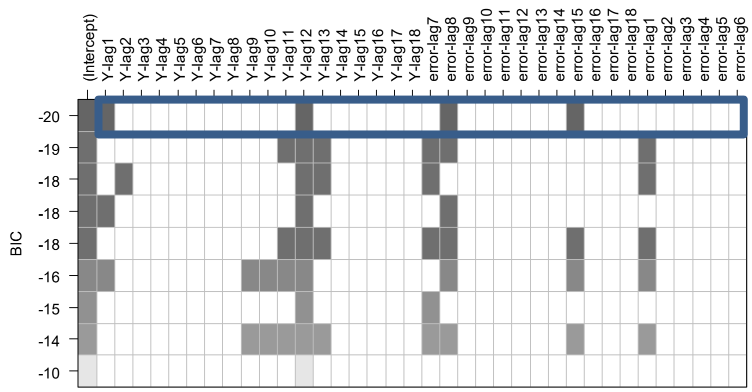


En Datos 27

Modelo 3: armasubsets 12x12, método 'ols', renglón 4



Modelo 4: armasubsets 18x18, método 'ols', renglón 1 y agregar θ_2



G. Ejemplos de identificación con armasubsets(). Ajuste y pronóstico del SARIMA resultante de período s=12, con algunos coeficientes AR ó MA nulos (fijados en cero).

Considere la serie mensual (s=12) que se ilustra a continuación sobre el número de pasajeros transportados en aerolíneas internacionales (en miles), enero de 1949 a Diciembre de 1960.

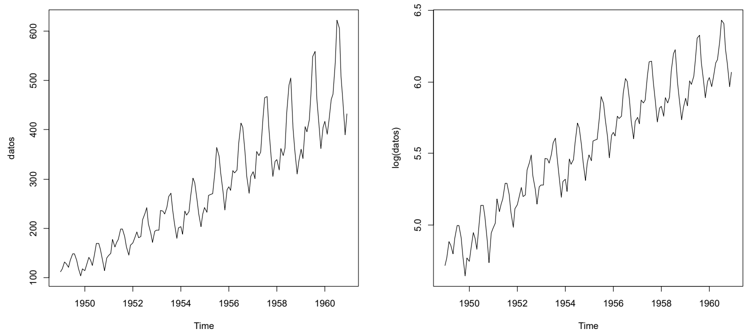


Figura 1. Serie "Air Passengers"

Se ha identificado los órdenes p, q, P y Q de un modelo SARIMA para el logaritmo de la serie arriba con sólo la primera diferencia regular (es decir, $\nabla \log(Y_t)$, de donde d=1 y D=0) al aplicar la función **armasubsets** sobre $\nabla \log(Y_t)$, usando sólo los primeros $n =$ 132 datos (de enero de 1949 a diciembre de 1959), con argumentos **nar=18,nma=18,ar.method="ols"** (método por defecto).

```
library(TSA);library(lmtest);library(forecast)
SERIESG=ts(scan(file.choose(),skip=2),freq=12,start=c(1949,1)) #Archivo SERIESG.1.DAT
plot(SERIESG)
plot(log(SERIESG))
n=length(SERIESG)-12 #validación cruzada será con los últimos 12 datos
t=1:n
yt=ts(SERIESG[t],freq=12,start=c(1949,1)) #Datos para el ajuste
tnuevo=(n+1):length(SERIESG)
ytf=ts(SERIESG[tnuevo],freq=12,start=c(1960,1)) #Datos para la validación cruzada
diflog1=diff(log(yt)) #Primera diferencia regular
win.graph(heigh=5,width=10)
plot(armasubsets(diflog1,nar=18,nma=18,ar.method="ols"))
```

se obtiene la siguiente gráfica:

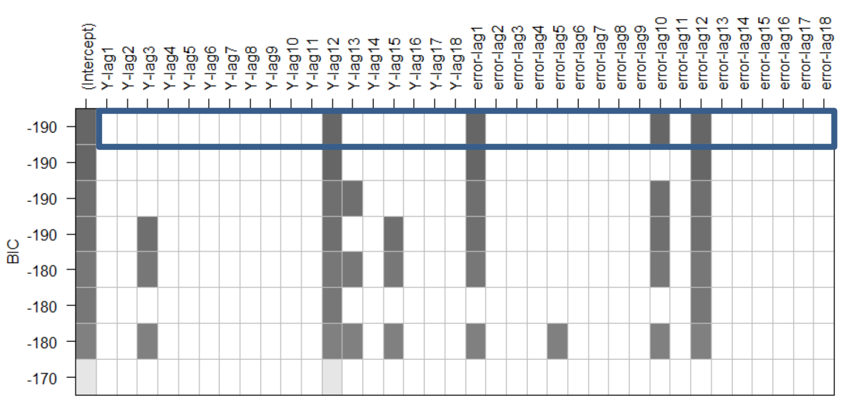


Figura 2. armasubsets 18x18 sobre $\nabla \log(Y_t)$

Apliquemos las reglas vistas en clase al modelo en el primer renglón superior: en la parte AR sólo es señalada la casilla j=12 (se asigna a Φ_1) y en la parte MA son señaladas las casillas i=1 (se asigna a θ_1), i=10 (se asigna a θ_{10}) e i=12 (se asigna a Θ_1). Por tanto, se obtiene que en la parte autorregresiva p=0, P=1 y en la parte MA se tiene q=10 y Q=1 con los siguientes polinomios:

- Polinomio AR regular no hay
- Polinomio MA regular $\theta_{10}(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_{10} B^{10}$
- Polinomio AR estacional $\Phi_1(B^{12}) = 1 - \Phi_1 B^{12}$
- Polinomio MA estacional $\Theta_1(B^{12}) = 1 + \Theta_1 B^{12}$

Para ajustar el modelo SARIMA(0,1,10)(1,0,1)$_{[12]}$ con los parámetros identificados y por con método de estimación **method="ML"**, usamos lo siguiente:

```
ml1=Arima(log(yt),order=c(0,1,10),seasonal=list(order=c(1,0,1)),fixed=c(NA,rep(0,8),NA,NA,NA), method="ML")
coeftest(ml1) #Tabla de parámetros estimados, valores P bajo distribución N(0,1)
```

Note en Arima() el vector que se especifica en el argumento fixed=: Potencialmente se tienen en total 10 parámetros MA regular, uno en la parte AR estacional y uno en la parte MA estacional para un total de 12 parámetros, pero teniendo en cuenta que para la parte MA regular sólo θ_1, y θ_{10} son distintos de cero, indicamos con NA's los parámetros que deben ser estimados y con 0's los parámetros que se deben fijar en cero, así:

$(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6, \theta_7, \theta_8, \theta_9, \theta_{10}, \Phi_1, \Theta_1)$: **fixed=c(NA,0,0,0,0,0,0,0,0,NA,NA,NA)** o abreviadamente, **fixed=c(NA,rep(0,8),NA,NA,NA).**

El resultado es el siguiente

```
z test of coefficients:
       Estimate Std. Error  z value  Pr(>|z|)
ma1  -0.2992084  0.0963389  -3.1058  0.001898 **
ma10 -0.0309524  0.1023838  -0.3023  0.762410
sar1  0.9903978  0.0053262 185.9470 < 2.2e-16 ***
sma1 -0.5608384  0.0812253  -6.9047  5.03e-12 ***
```

Suponga ahora que se desea correr el modelo en el renglón 5 de arriba hacia abajo. Siguiendo las reglas vistas en clase, se identifica en la parte autorregresiva que p=3, P=1, y en la parte MA leemos q=10, Q=1, así: Las casillas indicadas en la parte AR son j=3 (se asigna a ϕ_3), j=12 (se asigna a Φ_1), y las casillas j=13 y 15 en las cuales se debe aplicar la regla 4 vista en clase:

- para j=13 se tiene $12\boldsymbol{m} < 13 < 12(\boldsymbol{m}+1)$, entonces **m**=1 y $l = j - 12\boldsymbol{m} = 13 - 12 = 1$, de donde se identifican a $\Phi_{\mathrm{m}} = \Phi_1$ y $\phi_l = \phi_1$
- para j=15 se tiene $12\boldsymbol{m} < 15 < 12(\boldsymbol{m}+1)$, entonces **m**=1 y $l = j - 12\boldsymbol{m} = 15 - 12 = 3$, de donde se identifica de nuevo a $\Phi_{\mathrm{m}} = \Phi_1$ y a $\phi_l = \phi_3$.

En la parte MA las casillas indicadas son i=1, 10 y 12 y por tanto los resultados en esta parte son idénticos a los obtenidos en el modelo del primer renglón. Luego, se tienen finalmente lo siguiente:

- polinomio AR regular $\phi_3(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_3 B^3$
- Polinomio MA regular $\theta_{10}(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_{10} B^{10}$
- polinomio AR estacional $\Phi_1(B^{12}) = 1 - \Phi_1 B^{12}$
- Polinomio MA estacional $\Theta_1(B^{12}) = 1 + \Theta_1 B^{12}$

Para el vector de coeficientes se tiene la siguiente especificación del argumento fixed:

$(\phi_1, \phi_2, \phi_3, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6, \theta_7, \theta_8, \theta_9, \theta_{10}, \Phi_1, \Theta_1)$: **fixed=c(NA,0,NA,NA,0,0,0,0,0,0,0,0,NA,NA,NA),** o abreviadamente, **fixed=c(NA,0,NA,NA,rep(0,8),NA,NA,NA).**

La programación para el SARIMA(3,1,10)(1,0,1)[12] con los parámetros identificados y método de estimación **method="ML"**, sería entonces la siguiente:

```
ml3=Arima(log(yt),order=c(3,1,10),seasonal=list(order=c(1,0,1)),fixed=c(NA,0,NA,NA,rep(0,8),NA,NA,NA), method="ML")
coeftest(ml3) #Tabla de parámetros estimados, valores P bajo distribución N(0,1)
```

Con lo que se obtiene lo siguiente

```
z test of coefficients:
       Estimate Std. Error  z value  Pr(>|z|)
ar1   0.1471253  0.3221166   0.4567   0.64785
ar3  -0.1589495  0.0891955  -1.7820   0.07474 .
ma1  -0.4298201  0.2953290  -1.4554   0.14556
ma10 -0.0277739  0.0943700  -0.2943   0.76852
sar1  0.9897186  0.0057252 172.8720 < 2.2e-16 ***
sma1 -0.5598709  0.0862184  -6.4936 8.379e-11 ***
```

Ahora considere el modelo en el quinto renglón de la siguiente gráfica del **armasubsets()** aplicado al logaritmo natural de la serie con una diferencia regular y una estacional (es decir, $\nabla_{12}\nabla \log(Y_t)$, por tanto, d=D=1), usando argumentos **nar=18,nma=18,ar.method="ols"**:

```
diflog1.12=diff(diff(log(yt)),lag=12)
win.graph(heigh=5,width=10)
plot(armasubsets(diflog1.12,nar=18,nma=18,ar.method="ols"))
```

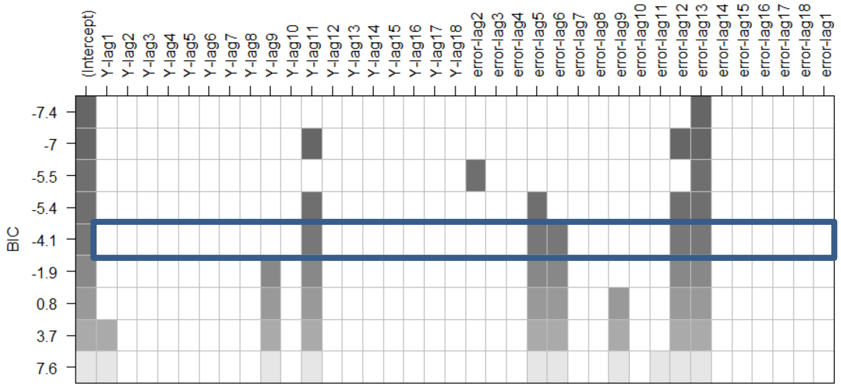


Figura 3. armasubsets 18x18 sobre $\nabla_{12}\nabla\log(Y_t)$

En este renglón en la parte autorregresiva sólo está señalada la casilla j=11 (se asigna a ϕ_{11}) indicando que p=11, P=0, y en la parte MA las casillas señaladas son i=5 (se asigna a θ_5), i=6 (se asigna a θ_6), i=12 (se asigna a Θ_1), e i=13 (debe aplicar la regla 3). Note que para la casilla i=13 aplicando la cuarta de las reglas dadas en clase, se obtiene lo siguiente:
$12\boldsymbol{k} < 13 < 12(\boldsymbol{k}+1)$ entonces $\boldsymbol{k}=1$ y $r = i - 12\boldsymbol{k} = 13 - 12 = 1$, de donde se identifican a los coeficientes $\Theta_k = \Theta_1$ y a $\theta_r = \theta_1$.
Por tanto, finalmente tenemos que
Polinomio AR regular $\phi_1(B) = 1 - \phi_{11}B^{11}$
Polinomio MA regular $\theta_1(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_5 B^5 + \theta_6 B^6$
Polinomio AR estacional no hay
Polinomio MA estacional $\Theta_1(B^{12}) = 1 + \Theta_1 B^{12}$
Para el vector de coeficientes se tiene la siguiente especificación del argumento fixed:

$(\phi_1, \phi_2, \phi_3, \phi_4, \phi_5, \phi_6, \phi_7, \phi_8, \phi_9, \phi_{10}, \phi_{11}, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6, \Theta_1)$: `fixed=c(rep(0,10),NA,NA,rep(0,3),NA,NA,NA)`

Luego, se ajusta el modelo SARIMA(11,1,6)(0,1,1)$_{[12]}$ con los coeficientes identificados, así:

```
ml2=Arima(log(yt),order=c(11,1,6),seasonal=list(order=c(0,1,1)),fixed= c(rep(0,10),NA,NA,rep(0,3),NA,NA,NA),method='ML')
coeftest(ml2) #Tabla de parámetros estimados, valores P bajo distribución N(0,1)
```

Con lo que se obtiene lo siguiente

```
z test of coefficients:
       Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)
ar11 -0.0019191  0.0946431 -0.0203 0.9838225
ma1  -0.3415655  0.0965592 -3.5374 0.0004041 ***
ma5   0.0433637  0.0962457  0.4506 0.6523122
ma6   0.0100745  0.0946821  0.1064 0.9152619
sma1 -0.5566359  0.0796625 -6.9874   2.8e-12 ***
```

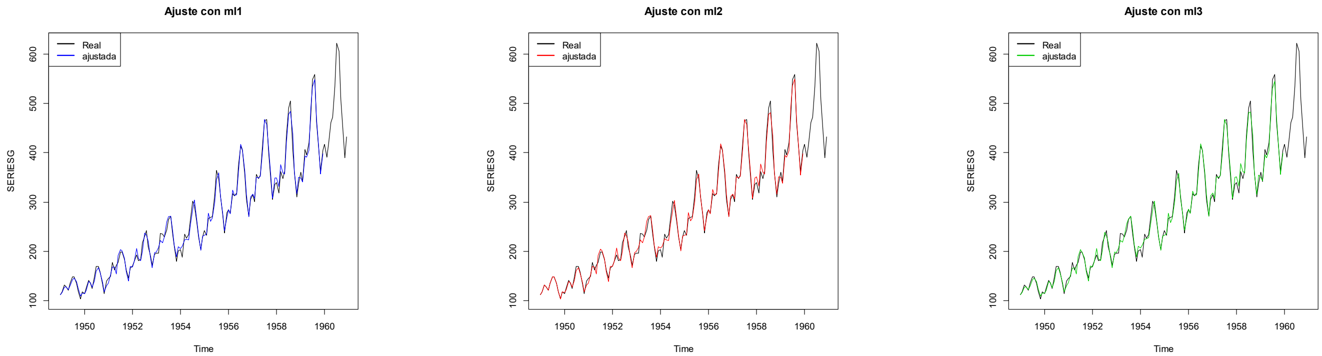
Los ajustes y pronósticos para h=12 de los tres modelos presentados, en la escala original, se obtendrían de la siguiente manera (recuerde que en este ejemplo se recurrió a transformación log):

```
yhatml1=exp(ml1$fitted)*exp(ml1$sigma2/2) #valores ajustados en escala original
pronml1=exp(as.data.frame(forecast(ml1,h=12,level=95)))*exp(ml1$sigma2/2) #pronósticos en escala original
pronml1=ts(pronml1,freq=12,start=c(1960,1)); pronml1
accuracy(pronml1[,1],ytf)

yhatml2=exp(ml2$fitted)*exp(ml2$sigma2/2)
pronml2=exp(as.data.frame(forecast(ml2,h=12,level=95)))*exp(ml2$sigma2/2)
pronml2=ts(pronml2,freq=12,start=c(1960,1)); pronml2
accuracy(pronml2[,1],ytf)

yhatml3=exp(ml3$fitted)*exp(ml3$sigma2/2)
pronml3=exp(as.data.frame(forecast(ml3,h=12,level=95)))*exp(ml3$sigma2/2)
pronml3=ts(pronml3,freq=12,start=c(1960,1)); pronml3
accuracy(pronml3[,1],ytf)
#Gráficas de los ajustes
plot(SERIESG,main="Ajuste con ml1"); lines(yhatml1,col=4)
legend("topleft",legend=c("Real","ajustada"),col=c(1,4),lwd=2)
plot(SERIESG,main="Ajuste con ml2"); lines(yhatml2,col=2)
legend("topleft",legend=c("Real","ajustada"),col=c(1,2),lwd=2)
plot(SERIESG,main="Ajuste con ml3"); lines(yhatml3,col=3)
legend("topleft",legend=c("Real","ajustada"),col=c(1,3),lwd=2)
```

Observe las gráficas de la serie y sus ajustes:



(a) (b) (c)

Figura 4. Ajustes modelos SARIMA sobre serie "Air Passengers". (a) Con modelo ml1; (b) con modelo ml2; (c) con modelo ml3

NOTA: Recuerde que debe escribir la ecuación teórica específica hallada usando sólo los parámetros que fueron identificados y no despeje a Y_t (si identificó directamente sobre la serie sin transformar) o $\log(Y_t)$ (si identificó directamente sobre la serie transformada por logaritmo natural).

H. Cómo manejar en R y en Word un formato apropiado para las gráficas del armasubsets

Por ejemplo, suponga que en R **diffdDlnYt** representa a $W_t = \nabla_{12}^{D}\nabla^{d}\log(Y_t)$ (los órdenes de acuerdo a como se le indicaron en la Tabla 1 de asignación de modelos) el cual se considera estacionario, entonces los gráficos de **armasubsets**, obtenerlos así (use los argumentos **`nar, nma, ar.method`**, que se le hayan indicado en modelos 3 y 4):

```
win.graph(heigh=5,width=10)
plot(armasubsets(diffdDlnYt,nar=12,nma=12,y.name='AR',ar.method="ols"))

win.graph(heigh=5,width=10)
plot(armasubsets(diffdDlnYt,nar=18,nma=18,y.name='AR',ar.method="ols"))

win.graph(heigh=5,width=10)
plot(armasubsets(diffdDlnYt,nar=24,nma=24,y.name='AR',ar.method="ols"))
```

Para cada tablero, corra la línea del programa y dar click derecho sobre la gráfica resultante para elegir opción de "Copiar como bitmap"

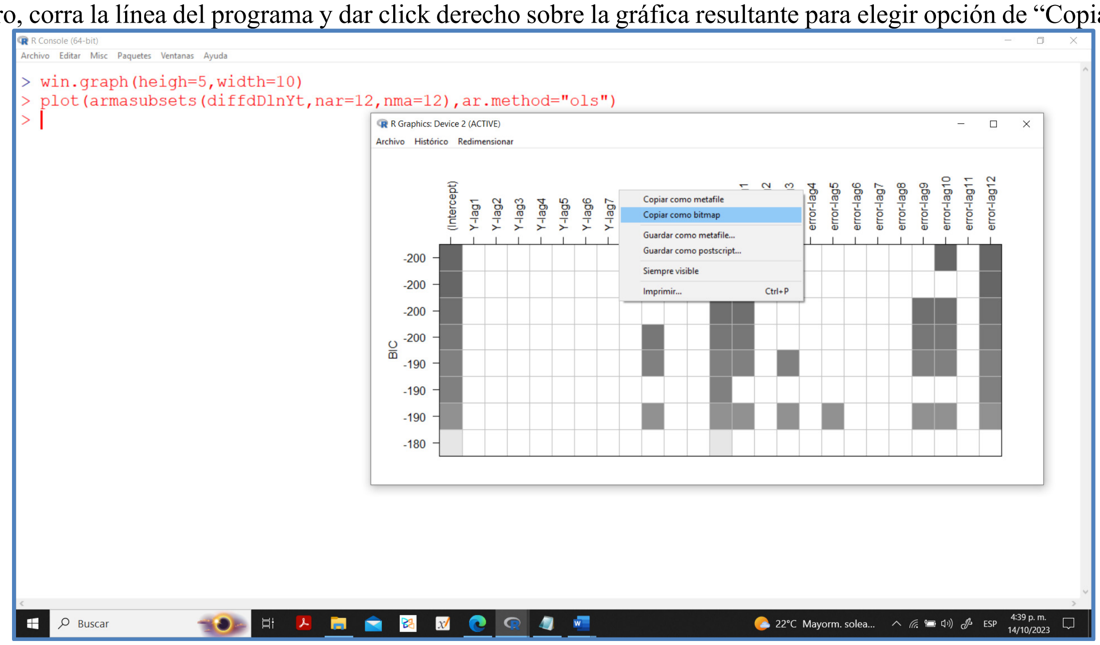


Figura 5. Obtención del gráfico de armasubsets

Pegar en archivo de Word imagen y con click derecho sobre la imagen, abrir menú de edición y seleccionar en ventana emergente la opción "Tamaño y posición"

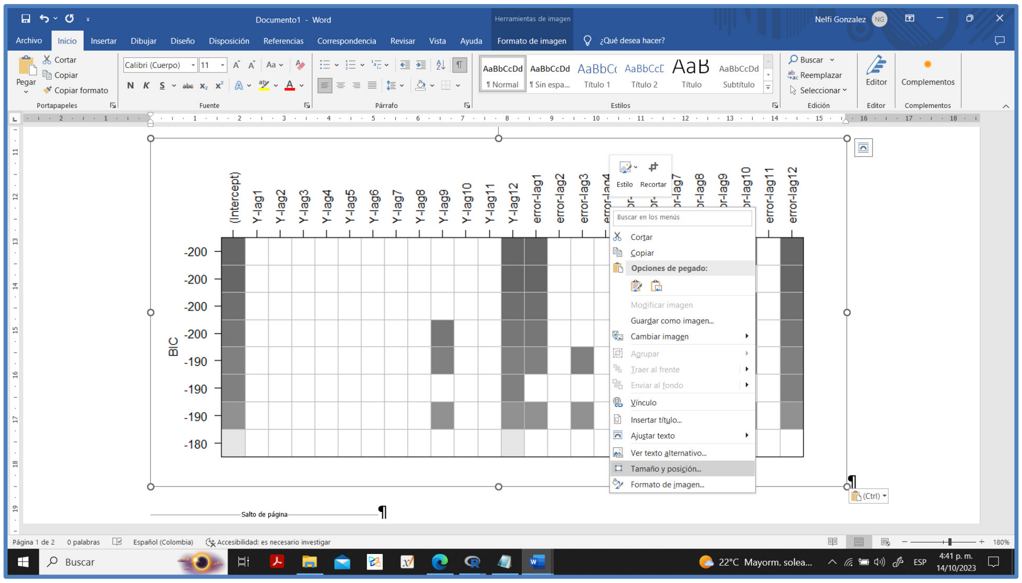


Figura 6. Gráfico de armasubsets pegado en Word y apertura de ventana para editarlo

Finalmente, en la ventana emergente llamada "Disposición", especificar en "Alto", opción "Absoluto", un valor de 6cm y deje que "Ancho" opción "Absoluto" se ajuste automáticamente.

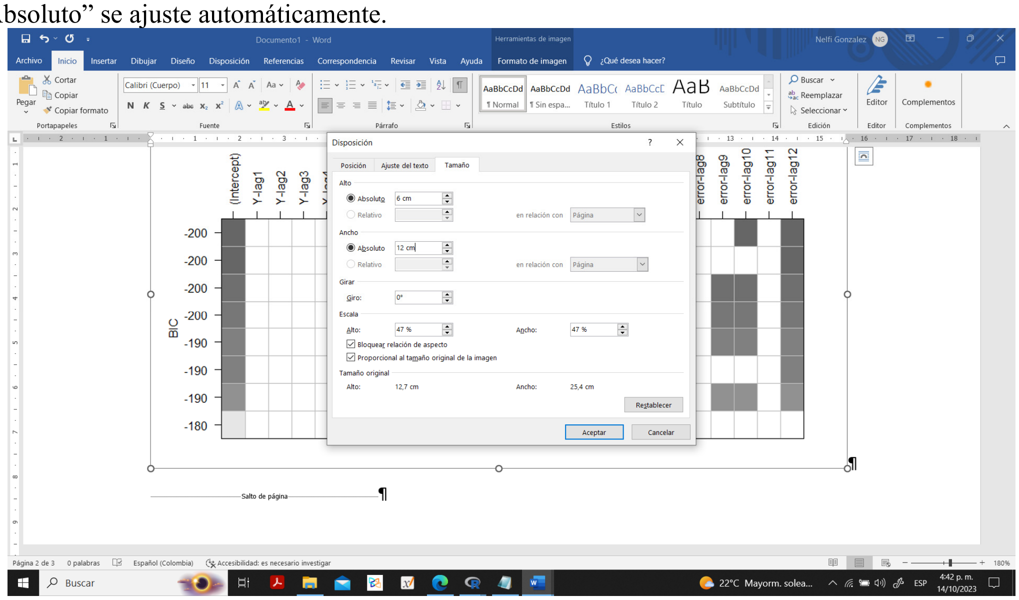


Figura 7. Gráfico de armasubsets pegado en Word, cambio de dimensiones

La imagen resultante es la siguiente:

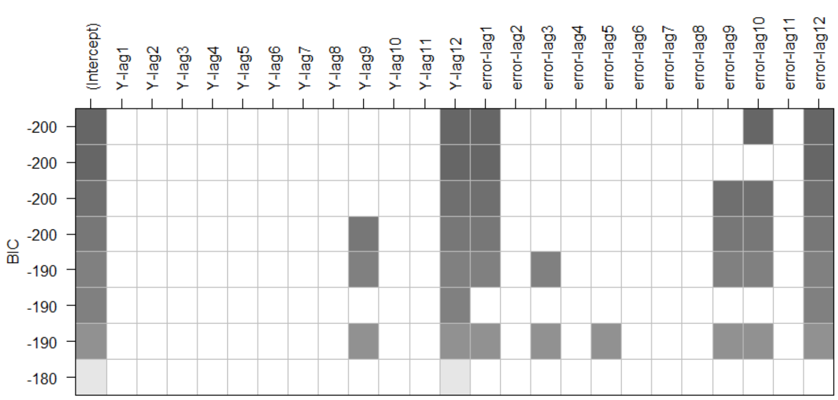


Figura 8. Apariencia final del gráfico de armasubsets 12x12

Siguiendo los mismos pasos para las otras dos gráficas, el resultado es el siguiente:

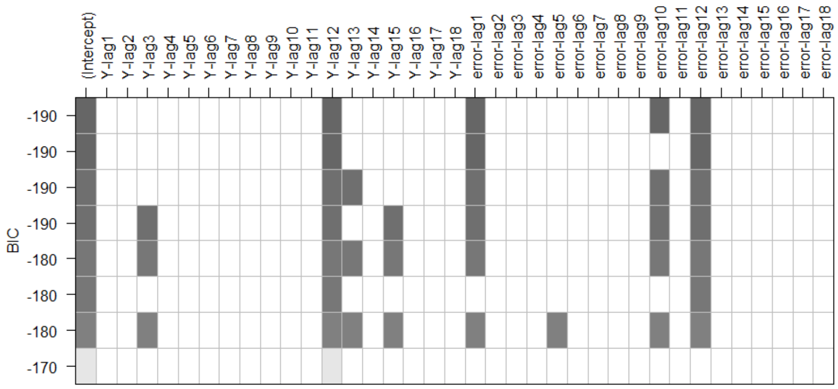


Figura 9. Apariencia final del gráfico de armasubsets de 18x18

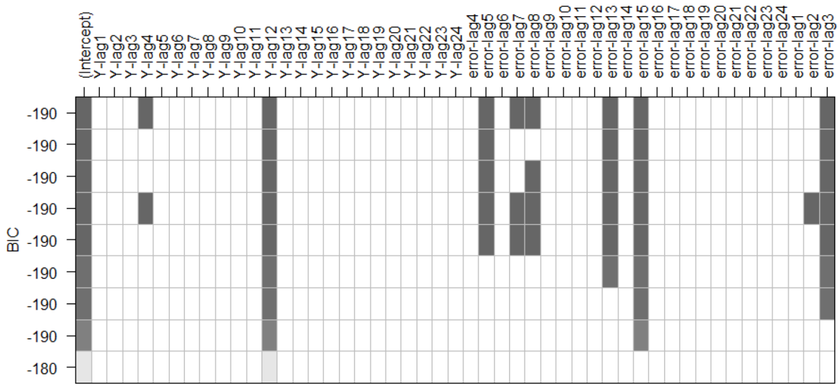


Figura 10. Apariencia final del gráfico de armasubsets de 24x24

I. Tabla a presentar en el análisis descriptivo

Esta tabla debe respetar las condiciones de edición de tablas, es decir, su contenido debe ser redactado en fuente Times New Roman tamaño 7pts, a espacio sencillo y la tabla debe enumerarse como señala la plantilla de los informes. Puede copiar esta Tabla del archivo Word publicado con el nombre de "Tabla_analisisdescriptivoyresiduostrabajo3.docx" y diligenciarla en su informe

Análisis de la serie (indique aquí si se refiere a Y_t ó $\log(Y_t)$) y sus diferencias para determinar órdenes d, D de filtros diferencias regular y estacional necesarios					
			Análisis ACF		
			Parte Regular (indique k examinados aquí)	Parte estacional (indique k examinados aquí)	
serie	Media cte. (si, no, por qué)	Varianza cte (si, no)	¿parte regular es ergódica? (sí, no)	¿parte estacional es ergódica? (sí, no)	¿Proceso es estacionario? (sí, no)
sin diferencias					
diferencia regular					
diferencia estacional					
diferencia mixta					
Conclusión: ¿cómo se debe diferenciar a la serie (indique aquí si se trata de Y_t ó $\log(Y_t)$) para transformarla a un proceso estacionario?:					

J. Tabla para la identificación del modelo SARIMA con ACF y PACF muestrales de $\boldsymbol{W_t = \nabla^d \nabla_{12}^D Y_t}$ (serie aditiva) ó $\boldsymbol{W_t = \nabla^d \nabla_{12}^D \log(Y_t)}$, con los primeros $\boldsymbol{n = 113}$ datos

De acuerdo a los órdenes de diferencia que se le haya indicado en la Tabla 1, y con el periodo que corresponde a la serie ($s = 12$), para el análisis de las gráficas de las ACF y PACF muestrales de la serie debidamente diferenciada y solo usando los primeros $n = 113$ datos, diligencie y presente la siguiente tabla como sustento del modelo SARIMA identificado con este método.

Tabla. Identificación con ACF-PACF proceso SARIMA

1. Identificación sobre W_t (serie o logaritmo natural, debidamente diferenciada)					
Parte Regular			Parte Estacional		
Evaluada en k (valores de k)	Patrón ACF: ¿cola? indique el tipo; ¿corte? indique en cuales k es no nulo	Patrón PACF: ¿cola? indique el tipo; ¿corte? indique en cuales k es no nulo	Evaluada en k (valores de k)	Patrón ACF: ¿cola? indique el tipo; ¿corte? indique en cuales k es no nulo	Patrón PACF: ¿cola? indique el tipo; ¿corte? indique en cuales k es no nulo
Nombre modelo ARMA(p,q) identificado en parte regular de W_t			Nombre modelo ARMA(P,Q)[12] identificado en parte estacional de W_t		
2. Modelo ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)[12] para Y_t (ó $\log(Y_t)$ en el caso multiplicativo), dé su ecuación con supuestos:					

K. Tabla a presentar en la evaluación de supuestos

Previamente a esta tabla debe definir las funciones ACF, PACF en términos de la variable sobre la que se prueba ruido blanco, las hipótesis nula y alternativa para las correspondientes pruebas ACF, PACF, Ljung Box, también los estadísticos de prueba, su distribución y criterio de decisión. Recuerde que al concluir sobre supuesto de media cero, varianza constante, independencia y normalidad debe señalar claramente sobre cuál variable se concluye. Puede copiar esta Tabla del archivo Word publicado con el nombre de "Tabla_analisisdescriptivoyresiduostrabajo3.docx" y diligenciarla en su informe.

Tabla. Resultados evaluación supuestos para errores de ajuste

Modelo	Varianza cte (sí, no)	Media en cero (sí, no)	Rechazos en ACF (k=)	Rechazos en PACF (k=)	Rechazos en Ljung-Box (m=)	Normalidad(*) (sí, no)	¿Modelo estadísticamente válido? (justifique brevemente)
1							
2							
3							
4							

(*) Evalúe sólo si no se detectan correlaciones o correlaciones parciales significativas para el error de ajuste; coloque NA si no se debe realizar el test