

# Lección 8.A — Número de viajeros internacionales

Marcos Bujosa

## Número de viajeros internacionales

Guión: [P-L08-A-airlinePass.inp](#)

En esta práctica volvemos sobre la primera serie temporal estudiada en el curso: la serie temporal mensual correspondiente al número total de pasajeros (en miles) de vuelos internacionales de una importante aerolínea de EEUU que aparece en manual de Box & Jenkins.

### Objetivo

1. Identificar un modelo para la serie temporal.
2. Pronosticar los datos correspondientes a los meses del último año de la muestra.

Comencemos cargando los datos:

**Archivo -->Abrir datos -->Archivo de muestra** y en la pestaña **Gretl** seleccione **bjg**.

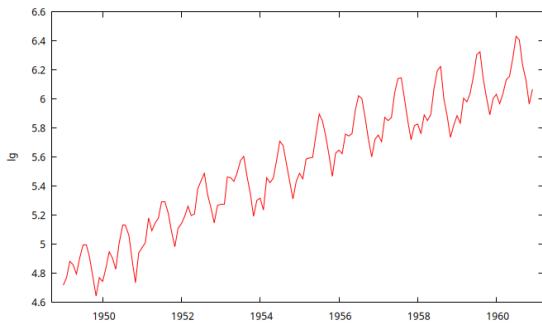
o bien teclee en linea de comandos:

```
open bjg
```

## Actividad 1 - Gráfico de series temporales

Obtenga la figura de la serie temporal en logaritmos **lg**.

```
gnuplot lg --time-series --with-lines --output="log_AP.png"
```



## Actividad 2 - Identificar un modelo ARIMA para la serie temporal

En su momento ya vimos que esta serie requiere una diferencia regular y otra estacional.

### Correlograma de los datos tras una diferencia regular y otra estacional

Ajuste un modelo ARIMA con constante; es decir sin parte AR ni parte MA, pero indicando una diferencia regular y otra estacional sobre **lg**.

```
arima 0 1 0 ; 0 1 0 ; lg
```

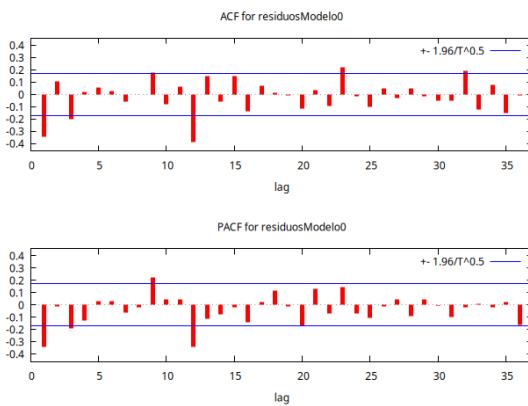
Model 2: ARIMA, using observations 1950:02-1960:12 (T = 131)  
Estimated using least squares (= MLE)  
Dependent variable: (1-L)(1-Ls) lg

|                     | coefficient | std. error          | z         | p-value |
|---------------------|-------------|---------------------|-----------|---------|
| <hr/>               |             |                     |           |         |
| const               | 0.000290880 | 0.00400578          | 0.07261   | 0.9421  |
| Mean dependent var  | 0.000291    | S.D. dependent var  | 0.045848  |         |
| Mean of innovations | 0.000000    | S.D. of innovations | 0.045848  |         |
| R-squared           | 0.986863    | Adjusted R-squared  | 0.986963  |         |
| Log-likelihood      | 218.4176    | Akaike criterion    | -432.8353 |         |
| Schwarz criterion   | -427.0849   | Hannan-Quinn        | -430.4986 |         |

Vemos que la constante no es significativa, por lo que omitiremos la constante en los próximos modelos ajustados a los datos.

### Analice el correlograma de los residuos hasta el retardo 36.

```
residuosModelo0 = $uhat
corrgm residuosModelo0 36 --plot="residuosModelo0-ACF-PACF.png"
```



Autocorrelation function for residuosModelo0  
\*\*\*, \*\*, \* indicate significance at the 1%, 5%, 10% levels  
using standard error 1/T^0.5

| LAG | ACF         | PACF        | Q-stat. | [p-value] |
|-----|-------------|-------------|---------|-----------|
| 1   | -0.3411 *** | -0.3411 *** | 15.5957 | [0.000]   |
| 2   | 0.1050      | -0.0128     | 17.0860 | [0.000]   |
| 3   | -0.2021 **  | -0.1927 **  | 22.6478 | [0.000]   |
| 4   | 0.0214      | -0.1250     | 22.7104 | [0.000]   |
| 5   | 0.0557      | 0.0331      | 23.1387 | [0.000]   |
| 6   | 0.0308      | 0.0347      | 23.2709 | [0.001]   |
| 7   | -0.0556     | -0.0602     | 23.7050 | [0.001]   |
| 8   | -0.0008     | -0.0202     | 23.7050 | [0.003]   |
| 9   | 0.1764 **   | 0.2256 ***  | 28.1473 | [0.001]   |
| 10  | -0.0764     | 0.0431      | 28.9869 | [0.001]   |
| 11  | 0.0644      | 0.0466      | 29.5887 | [0.002]   |
| 12  | -0.3866 *** | -0.3387 *** | 51.4728 | [0.000]   |
| 13  | 0.1516 *    | -0.1092     | 54.8664 | [0.000]   |
| 14  | -0.0576     | -0.0768     | 55.3605 | [0.000]   |
| 15  | 0.1496 *    | -0.0218     | 58.7204 | [0.000]   |
| 16  | -0.1389     | -0.1395     | 61.6452 | [0.000]   |

|    |           |           |         |         |
|----|-----------|-----------|---------|---------|
| 17 | 0.0705    | 0.0259    | 62.4045 | [0.000] |
| 18 | 0.0156    | 0.1148    | 62.4421 | [0.000] |
| 19 | -0.0106   | -0.0132   | 62.4596 | [0.000] |
| 20 | -0.1167   | -0.1674 * | 64.5984 | [0.000] |
| 21 | 0.0386    | 0.1324    | 64.8338 | [0.000] |
| 22 | -0.0914   | -0.0720   | 66.1681 | [0.000] |
| 23 | 0.2233 ** | 0.1429    | 74.2099 | [0.000] |
| 24 | -0.0184   | -0.0673   | 74.2652 | [0.000] |
| 25 | -0.1003   | -0.1027   | 75.9183 | [0.000] |
| 26 | 0.0486    | -0.0101   | 76.3097 | [0.000] |
| 27 | -0.0302   | 0.0438    | 76.4629 | [0.000] |
| 28 | 0.0471    | -0.0900   | 76.8387 | [0.000] |
| 29 | -0.0180   | 0.0469    | 76.8943 | [0.000] |
| 30 | -0.0511   | -0.0049   | 77.3442 | [0.000] |
| 31 | -0.0538   | -0.0964   | 77.8478 | [0.000] |
| 32 | 0.1957 ** | -0.0153   | 84.5900 | [0.000] |
| 33 | -0.1224   | 0.0115    | 87.2543 | [0.000] |
| 34 | 0.0777    | -0.0192   | 88.3401 | [0.000] |
| 35 | -0.1525 * | 0.0230    | 92.5584 | [0.000] |
| 36 | -0.0100   | -0.1649 * | 92.5767 | [0.000] |

Si nos fijamos en los retardos estacionales constatamos que:

- En la ACF son significativos el 12, pero no el 24 ni el 36.
- En la PACF son significativos el 12 y el 36.

Esto sugiere un truncamiento en la ACF en la parte de su estructura estacional (tras el primer retardo estacional), pero no el la PACF. A la luz de esto, probemos con un MA(1) estacional sin término constante.

## Probando con un MA(1) estacional

```
arima 0 1 0 ; 0 1 1 ; lg --nc
```

Function evaluations: 28

Evaluations of gradient: 9

Model 4: ARIMA, using observations 1950:02-1960:12 (T = 131)

Estimated using AS 197 (exact ML)

Dependent variable: (1-L)(1-Ls) lg

Standard errors based on Hessian

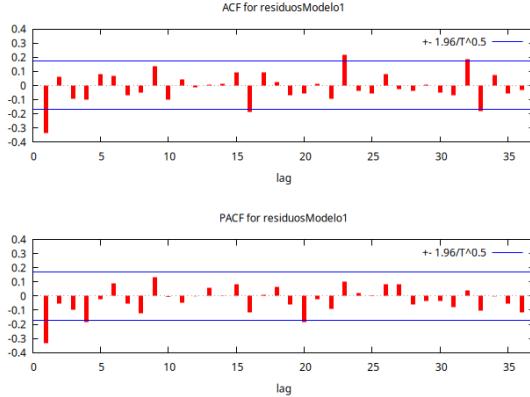
|                     | coefficient | std. error          | z         | p-value      |
|---------------------|-------------|---------------------|-----------|--------------|
| Theta_1             | -0.602066   | 0.0784302           | -7.676    | 1.64e-14 *** |
| Mean dependent var  | 0.000291    | S.D. dependent var  | 0.045848  |              |
| Mean of innovations | 0.000445    | S.D. of innovations | 0.039188  |              |
| R-squared           | 0.990287    | Adjusted R-squared  | 0.990287  |              |
| Log-likelihood      | 235.7764    | Akaike criterion    | -467.5527 |              |
| Schwarz criterion   | -461.8023   | Hannan-Quinn        | -465.2161 |              |
|                     |             |                     |           |              |
|                     | Real        | Imaginary           | Modulus   | Frequency    |
| MA (seasonal)       |             |                     |           |              |
| Root 1              | 1.6609      | 0.0000              | 1.6609    | 0.0000       |

El parámetro  $\Theta_1$  es muy significativo. La raíz de media móvil tiene módulo claramente mayor que uno. Con solo un parámetro el ajuste es notable como se puede apreciar por el R-cuadrado.

Analicemos el correlograma de los residuos hasta el retardo 36 para ver si queda alguna estructura dinámica en los residuos.

### Correlograma de los residuos

```
residuosModelo1 = $uhat
corrgm residuosModelo1 36 --plot="residuosModelo1-ACF-PACF.png"
```



```
Autocorrelation function for residuosModelo1
***, **, * indicate significance at the 1%, 5%, 10% levels
using standard error 1/T^0.5
```

| LAG | ACF         | PACF        | Q-stat. [p-value] |
|-----|-------------|-------------|-------------------|
| 1   | -0.3335 *** | -0.3335 *** | 14.9108 [0.000]   |
| 2   | 0.0626      | -0.0547     | 15.4403 [0.000]   |
| 3   | -0.0924     | -0.1000     | 16.6013 [0.001]   |
| 4   | -0.1020     | -0.1854 **  | 18.0273 [0.001]   |
| 5   | 0.0802      | -0.0229     | 18.9165 [0.002]   |
| 6   | 0.0671      | 0.0889      | 19.5443 [0.003]   |
| 7   | -0.0716     | -0.0506     | 20.2655 [0.005]   |
| 8   | -0.0520     | -0.1190     | 20.6484 [0.008]   |
| 9   | 0.1376      | 0.1335      | 23.3509 [0.005]   |
| 10  | -0.1007     | -0.0053     | 24.8119 [0.006]   |
| 11  | 0.0429      | -0.0496     | 25.0796 [0.009]   |
| 12  | -0.0157     | -0.0018     | 25.1155 [0.014]   |
| 13  | 0.0065      | 0.0602      | 25.1217 [0.022]   |
| 14  | 0.0143      | 0.0020      | 25.1520 [0.033]   |
| 15  | 0.0912      | 0.0856      | 26.4009 [0.034]   |
| 16  | -0.1887 **  | -0.1157     | 31.7981 [0.011]   |
| 17  | 0.0916      | 0.0092      | 33.0816 [0.011]   |
| 18  | 0.0249      | 0.0672      | 33.1770 [0.016]   |
| 19  | -0.0694     | -0.0580     | 33.9269 [0.019]   |
| 20  | -0.0567     | -0.1827 **  | 34.4321 [0.023]   |
| 21  | 0.0113      | -0.0246     | 34.4522 [0.032]   |
| 22  | -0.0923     | -0.0919     | 35.8137 [0.032]   |
| 23  | 0.2184 **   | 0.1012      | 43.5083 [0.006]   |
| 24  | -0.0350     | 0.0204      | 43.7079 [0.008]   |
| 25  | -0.0556     | 0.0030      | 44.2167 [0.010]   |
| 26  | 0.0785      | 0.0833      | 45.2387 [0.011]   |
| 27  | -0.0262     | 0.0810      | 45.3533 [0.015]   |
| 28  | -0.0392     | -0.0614     | 45.6135 [0.019]   |
| 29  | 0.0087      | -0.0341     | 45.6263 [0.026]   |
| 30  | -0.0517     | -0.0325     | 46.0866 [0.030]   |
| 31  | -0.0696     | -0.0812     | 46.9316 [0.033]   |
| 32  | 0.1867 **   | 0.0415      | 53.0656 [0.011]   |
| 33  | -0.1788 **  | -0.1039     | 58.7471 [0.004]   |
| 34  | 0.0714      | -0.0026     | 59.6639 [0.004]   |
| 35  | -0.0582     | -0.0531     | 60.2791 [0.005]   |
| 36  | -0.0316     | -0.1177     | 60.4617 [0.007]   |

Si nos fijamos en los retardos estacionales, ninguno es significativo ni en la ACF ni en la PACF.

En cuanto a la parte regular del modelo: en el correlograma se aprecia que el primer retardo es significativo tanto en la ACF como en la PACF. No es fácil detectar una estructura clara en los retardos restantes. Aunque el cuarto retardo de la PACF es significativo, no es fácil decidir si la ACF, la PACF o ambas tienen un decaimiento exponencial. Pudiera ocurrir que debido a la reducida magnitud del valor de los parámetros AR(1) o MA(1) regulares el decaimiento fuera tan rápido que su detección visual resulte difícil.

Dado que no hay una evidencia muy clara, empecemos probando tentativamente con un polinomio autoregresivo de orden 1 y analicemos qué tal funciona el nuevo modelo.

### Probando con un AR(1) regular (además del MA(1) estacional)

```
arima 1 1 0 ; 0 1 1 ; lg --nc
```

Function evaluations: 16

Evaluations of gradient: 6

Model 6: ARIMA, using observations 1950:02-1960:12 (T = 131)

Estimated using AS 197 (exact ML)

Dependent variable: (1-L)(1-Ls) lg

Standard errors based on Hessian

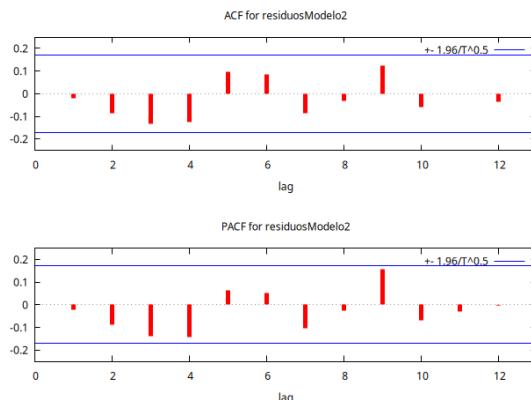
|                     | coefficient | std. error          | z         | p-value      |
|---------------------|-------------|---------------------|-----------|--------------|
| phi_1               | -0.339520   | 0.0821923           | -4.131    | 3.62e-05 *** |
| Theta_1             | -0.561876   | 0.0748148           | -7.510    | 5.90e-14 *** |
| Mean dependent var  | 0.000291    | S.D. dependent var  | 0.045848  |              |
| Mean of innovations | 0.000585    | S.D. of innovations | 0.036979  |              |
| R-squared           | 0.991357    | Adjusted R-squared  | 0.991290  |              |
| Log-likelihood      | 243.7419    | Akaike criterion    | -481.4838 |              |
| Schwarz criterion   | -472.8582   | Hannan-Quinn        | -477.9789 |              |
|                     | Real        | Imaginary           | Modulus   | Frequency    |
| AR                  |             |                     |           |              |
| Root 1              | -2.9453     | 0.0000              | 2.9453    | 0.5000       |
| MA (seasonal)       |             |                     |           |              |
| Root 1              | 1.7798      | 0.0000              | 1.7798    | 0.0000       |

Los parámetros son muy significativos y si comparamos el R-cuadrado ajustado, así como los criterios de información entre el modelo anterior y éste último. Este nuevo modelo parece superior.

Ahora analicemos el correlograma de los residuos (puesto que ya no hay restos de estacionalidad, bastará con mirar los primeros retardos).

### Correlograma de los residuos

```
residuosModelo2 = $uhat
corrgm residuosModelo2 12 --plot="residuosModelo2-ACF-PACF.png"
```



Autocorrelation function for residuosModelo2  
 \*\*\*, \*\*, \* indicate significance at the 1%, 5%, 10% levels  
 using standard error  $1/T^{0.5}$

| LAG | ACF     | PACF     | Q-stat. [p-value] |
|-----|---------|----------|-------------------|
| 1   | -0.0207 | -0.0207  | 0.0573 [0.811]    |
| 2   | -0.0868 | -0.0873  | 1.0759 [0.584]    |
| 3   | -0.1327 | -0.1375  | 3.4719 [0.324]    |
| 4   | -0.1245 | -0.1436  | 5.5966 [0.231]    |
| 5   | 0.0954  | 0.0626   | 6.8862 [0.232]    |
| 6   | 0.0860  | 0.0523   | 7.8880 [0.246]    |
| 7   | -0.0841 | -0.1044  | 8.8817 [0.261]    |
| 8   | -0.0305 | -0.0243  | 9.0135 [0.341]    |
| 9   | 0.1244  | 0.1559 * | 11.2226 [0.261]   |
| 10  | -0.0580 | -0.0689  | 11.7065 [0.305]   |
| 11  | 0.0001  | -0.0306  | 11.7065 [0.386]   |
| 12  | -0.0362 | -0.0030  | 11.8981 [0.454]   |

Los p-valores de los estadísticos Q de Ljung-Box son elevados, no hay retardos significativos ni en la ACF ni en la PACF, y ambas funciones muestran un perfil muy similar. Por tanto, parece que los residuos del modelo son ruido blanco.

Pero estaba claro el motivo por el que probar con un AR(1) regular en lugar de una MA(1) regular (máxime cuando la PACF tenía un cuarto retardo significativo).

Probemos tentativamente a añadir un polinomio MA de orden 1 (en lugar del polinomio AR).

### Probando con un MA(1) regular (además del MA(1) estacional)

```
arima 0 1 1 ; 0 1 1 ; lg --nc
```

```
Function evaluations: 28
Evaluations of gradient: 9
```

```
Model 8: ARIMA, using observations 1950:02-1960:12 (T = 131)
Estimated using AS 197 (exact ML)
Dependent variable: (1-L)(1-Ls) lg
Standard errors based on Hessian
```

|                    | coefficient | std. error         | z        | p-value      |
|--------------------|-------------|--------------------|----------|--------------|
| <hr/>              |             |                    |          |              |
| theta_1            | -0.401823   | 0.0896447          | -4.482   | 7.38e-06 *** |
| Theta_1            | -0.556937   | 0.0731051          | -7.618   | 2.57e-14 *** |
| Mean dependent var | 0.000291    | S.D. dependent var | 0.045848 |              |

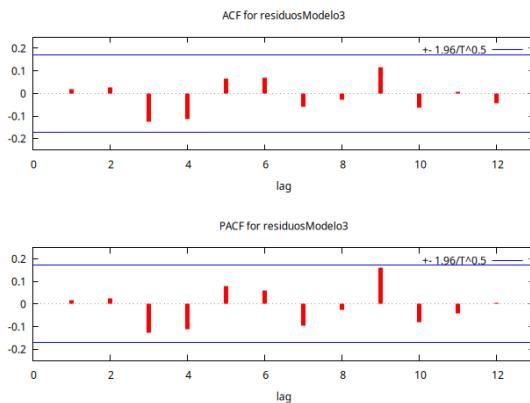
|                     |           |                     |           |
|---------------------|-----------|---------------------|-----------|
| Mean of innovations | 0.000720  | S.D. of innovations | 0.036716  |
| R-squared           | 0.991474  | Adjusted R-squared  | 0.991408  |
| Log-likelihood      | 244.6965  | Akaike criterion    | -483.3930 |
| Schwarz criterion   | -474.7674 | Hannan-Quinn        | -479.8880 |

|               | Real   | Imaginary | Modulus | Frequency |
|---------------|--------|-----------|---------|-----------|
| <hr/>         |        |           |         |           |
| MA            |        |           |         |           |
| Root 1        | 2.4887 | 0.0000    | 2.4887  | 0.0000    |
| MA (seasonal) |        |           |         |           |
| Root 1        | 1.7955 | 0.0000    | 1.7955  | 0.0000    |
| <hr/>         |        |           |         |           |

Los parámetros son muy significativos y las raíces alejadas de círculo unidad (el reducido valor de  $\theta_1$  justifica que no se viera claramente el decaimiento de la PACF, pues dicho decaimiento es necesariamente muy rápido para potencias de 0.4: 0.4, 0.16, 0.064, ...). Si nos fijamos en el R-cuadrado ajustado, así como los criterios de información, este modelo resulta superior respecto a todos los anteriores.

### Correlograma de los residuos

```
residuosModelo3 = $uhat
corrgm residuosModelo3 12 --plot="residuosModelo3-ACF-PACF.png"
```



Autocorrelation function for residuosModelo3  
\*\*\*, \*\*, \* indicate significance at the 1%, 5%, 10% levels  
using standard error  $1/T^{0.5}$

| LAG | ACF     | PACF     | Q-stat. [p-value] |
|-----|---------|----------|-------------------|
| 1   | 0.0172  | 0.0172   | 0.0397 [0.842]    |
| 2   | 0.0252  | 0.0249   | 0.1254 [0.939]    |
| 3   | -0.1267 | -0.1277  | 2.3109 [0.510]    |
| 4   | -0.1129 | -0.1108  | 4.0603 [0.398]    |
| 5   | 0.0659  | 0.0777   | 4.6608 [0.459]    |
| 6   | 0.0678  | 0.0587   | 5.3018 [0.506]    |
| 7   | -0.0573 | -0.0956  | 5.7627 [0.568]    |
| 8   | -0.0258 | -0.0248  | 5.8572 [0.663]    |
| 9   | 0.1149  | 0.1628 * | 7.7434 [0.560]    |
| 10  | -0.0630 | -0.0800  | 8.3151 [0.598]    |
| 11  | 0.0086  | -0.0426  | 8.3258 [0.684]    |
| 12  | -0.0434 | 0.0049   | 8.6014 [0.737]    |

También este modelo arroja residuos con aspecto de ruido blanco (con retardos no significativos y perfiles de la ACF y PACF semejantes). No solo eso, además los estadísticos Q de Ljung-Box tienen p-valores más elevados que en el caso del modelo con parte AR(1) regular.

Todo indica que este modelo es mejor que cualquiera de los anteriores (pruebe más tarde con otras especificaciones e intente ver si es capaz de encontrar algún modelo claramente mejor).

## Actividad 4 - Previsión para los 12 meses de 1960

Queremos hacer previsión con este último modelo; y poder comparar sus previsiones con las observaciones correspondientes al año 1960. Para hacer este ejercicio, debemos estimar el modelo sin incorporar los datos de dicho año (prever algo que ya ha sido observado no tiene mérito). Dicho de otro modo, debemos usar el conjunto de información  $\mathcal{H}_{Y_{1959:12}}$  de tal manera que el número de viajeros en los meses de 1960 no sea “observado”.

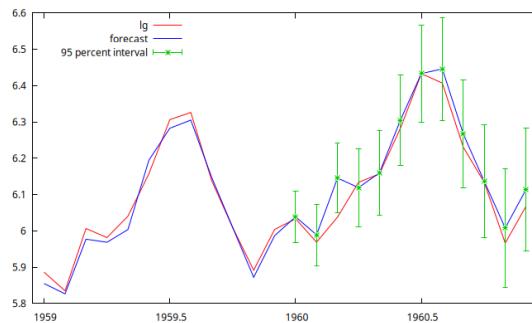
### Re-estimación del modelo truncando la muestra

Reestimaremos el modelo con datos hasta diciembre de 1959

```
smpl 1949:01 1959:12
arima 0 1 1 ; 0 1 1 ; lg --nc
```

### Previsión de los 12 últimos meses de la muestra

```
fcast 1959:01 1960:12 --plot="prediccion1960.png"
```



For 95% confidence intervals,  $z(0.025) = 1.96$

|         | lg       | prediction | std. error | 95% interval        |
|---------|----------|------------|------------|---------------------|
| 1960:01 | 6.033086 | 6.038647   | 0.036230   | 5.967636 - 6.109657 |
| 1960:02 | 5.968708 | 5.988763   | 0.043242   | 5.904009 - 6.073516 |
| 1960:03 | 6.037871 | 6.145427   | 0.049266   | 6.048868 - 6.241987 |
| 1960:04 | 6.133398 | 6.118993   | 0.054630   | 6.011921 - 6.226065 |
| 1960:05 | 6.156979 | 6.159652   | 0.059512   | 6.043011 - 6.276293 |
| 1960:06 | 6.282267 | 6.304666   | 0.064023   | 6.179184 - 6.430148 |
| 1960:07 | 6.432940 | 6.433289   | 0.068236   | 6.299549 - 6.567029 |
| 1960:08 | 6.406880 | 6.445959   | 0.072204   | 6.304442 - 6.587476 |
| 1960:09 | 6.230481 | 6.266719   | 0.075965   | 6.117831 - 6.415607 |
| 1960:10 | 6.133398 | 6.136192   | 0.079548   | 5.980281 - 6.292103 |
| 1960:11 | 5.966147 | 6.007898   | 0.082977   | 5.845267 - 6.170530 |
| 1960:12 | 6.068426 | 6.114338   | 0.086269   | 5.945253 - 6.283422 |

Forecast evaluation statistics using 12 observations

|                                |            |
|--------------------------------|------------|
| Mean Error                     | -0.02583   |
| Root Mean Squared Error        | 0.040226   |
| Mean Absolute Error            | 0.028231   |
| Mean Percentage Error          | -0.4228    |
| Mean Absolute Percentage Error | 0.46194    |
| Theil's U2                     | 0.38583    |
| Bias proportion, UM            | 0.41233    |
| Regression proportion, UR      | 0.00041499 |

Disturbance proportion, UD 0.58725

Pruebe con otras especificaciones e intente ver si es capaz de encontrar algún modelo mejor tanto por el ajuste como por los errores cometidos con sus predicciones.

## Código completo de la práctica

```
# Los dos primeros comandos son necesarios para que Gretl guarde los resultados de la práctica en el directorio de trabajo
# al ejecutar lo siguiente desde un terminal (use los nombres y ruta que correspondan)
#
# DIRECTORIO="Nombre_Directorio_trabajo" gretlcli -b ruta/nombre_fichero_de_la_practica.inp
#
# Si esto no le funciona en su sistema, comente las siguientes dos líneas y sitúese en el directorio de trabajo de gretl
# que corresponda (configure dicho directorio de trabajo desde la ventana principal de Gretl).

string directory = getenv("DIRECTORIO")
set workdir "@directory"

open bfg

gnuplot lg --time-series --with-lines --output="log_AP.png"

arima 0 1 0 ; 0 1 0 ; lg

outfile --quiet Modelo0.txt
arima 0 1 0 ; 0 1 0 ; lg
end outfile

residuosModelo0 = $uhat
corrgm residuosModelo0 36 --plot="residuosModelo0-ACF-PACF.png"

outfile --quiet CorrelogramaModelo0.txt
corrgm residuosModelo0 36 --quiet
end outfile

arima 0 1 0 ; 0 1 1 ; lg --nc

outfile --quiet Modelo1.txt
arima 0 1 0 ; 0 1 1 ; lg --nc
end outfile

residuosModelo1 = $uhat
corrgm residuosModelo1 36 --plot="residuosModelo1-ACF-PACF.png"

outfile --quiet CorrelogramaModelo1.txt
corrgm residuosModelo1 36 --quiet
end outfile

arima 1 1 0 ; 0 1 1 ; lg --nc

outfile --quiet Modelo2.txt
arima 1 1 0 ; 0 1 1 ; lg --nc
end outfile

residuosModelo2 = $uhat
corrgm residuosModelo2 12 --plot="residuosModelo2-ACF-PACF.png"

outfile --quiet CorrelogramaModelo2.txt
corrgm residuosModelo2 12 --quiet
end outfile

arima 0 1 1 ; 0 1 1 ; lg --nc

outfile --quiet Modelo3.txt
arima 0 1 1 ; 0 1 1 ; lg --nc
end outfile
```

```
residuosModelo3 = $uhat
corrgm residuosModelo3 12 --plot="residuosModelo3-ACF-PACF.png"

outfile --quiet CorrelogramaModelo3.txt
  corrgm residuosModelo3 12 --quiet
end outfile

smpl 1949:01 1959:12
arima 0 1 1 ; 0 1 1 ; lg --nc

fcast 1959:01 1960:12 --plot="prediccion1960.png"

outfile --quiet Predicciones.txt
  fcast --out-of-sample
end outfile
```