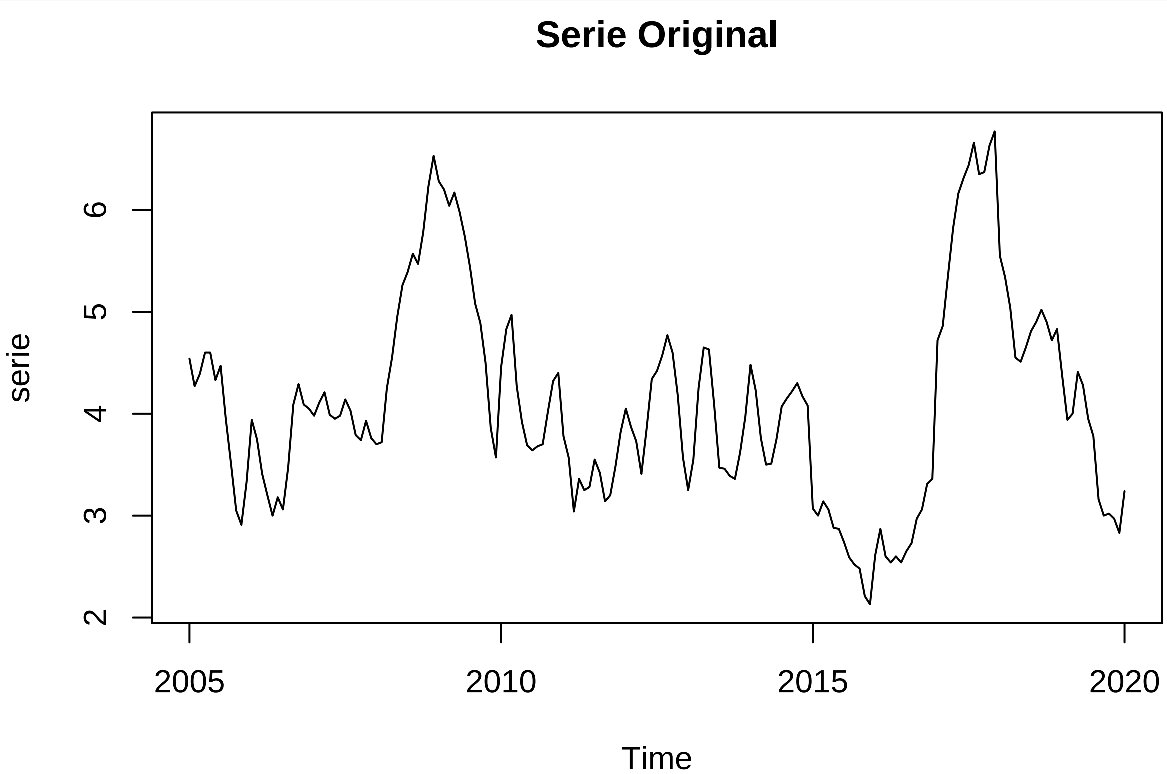
Tarea. Ajuste de Modelo ARIMA

André Marx Puente Arévalo

3/12/2020

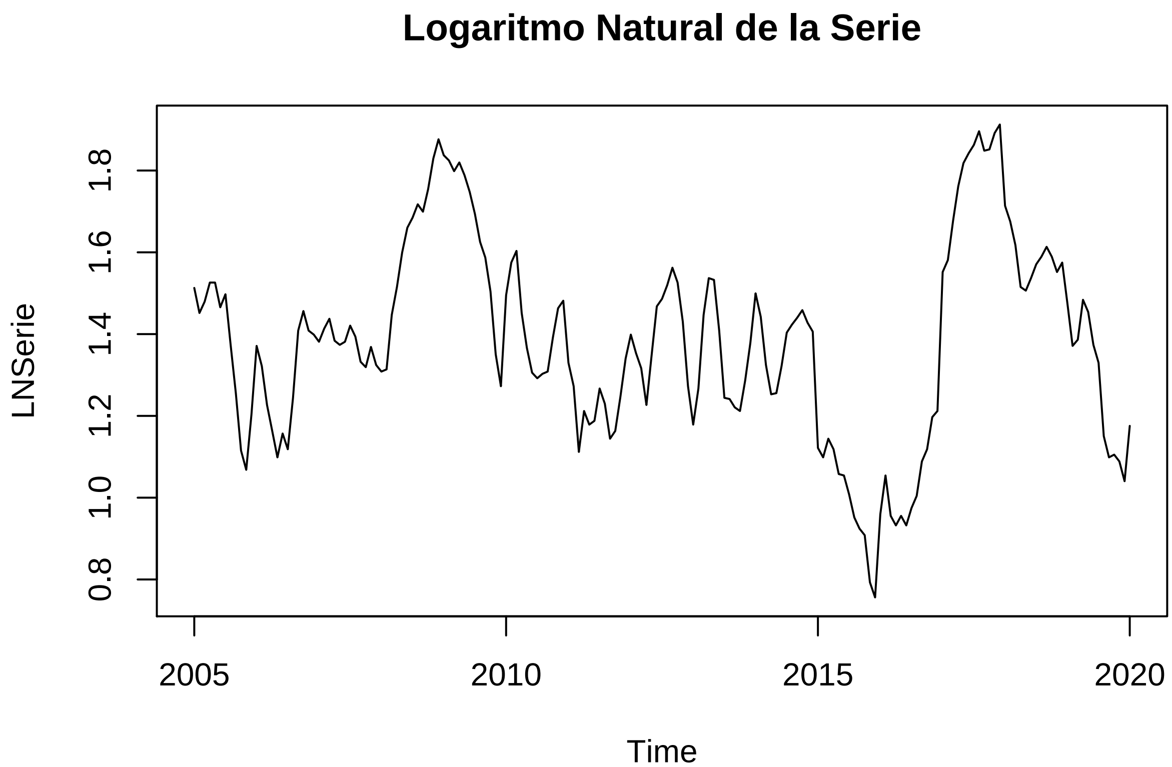
Con los datos del INPC, estime varios modelos ARIMA y explique con cuál de ellos se queda y ¿por qué?

```
# Cargamos las librerías que vamos a usar
library(astsa)
library(forecast)
library(tseries)


# Cargamos la serie de datos a usar
serie<-read.csv("/Users/AndrePuente/Documents/Series de Tiempo/Excel/DatosTarea.csv")

# Para graficar nuestros datos, primero los transformamos en una serie de tiempo
INPC<-c(serie$INPC)
serie<-ts(INPC,frequency = 12,start = c(2005,1))
# Graficamos
plot(serie, main = "Serie Original")
```



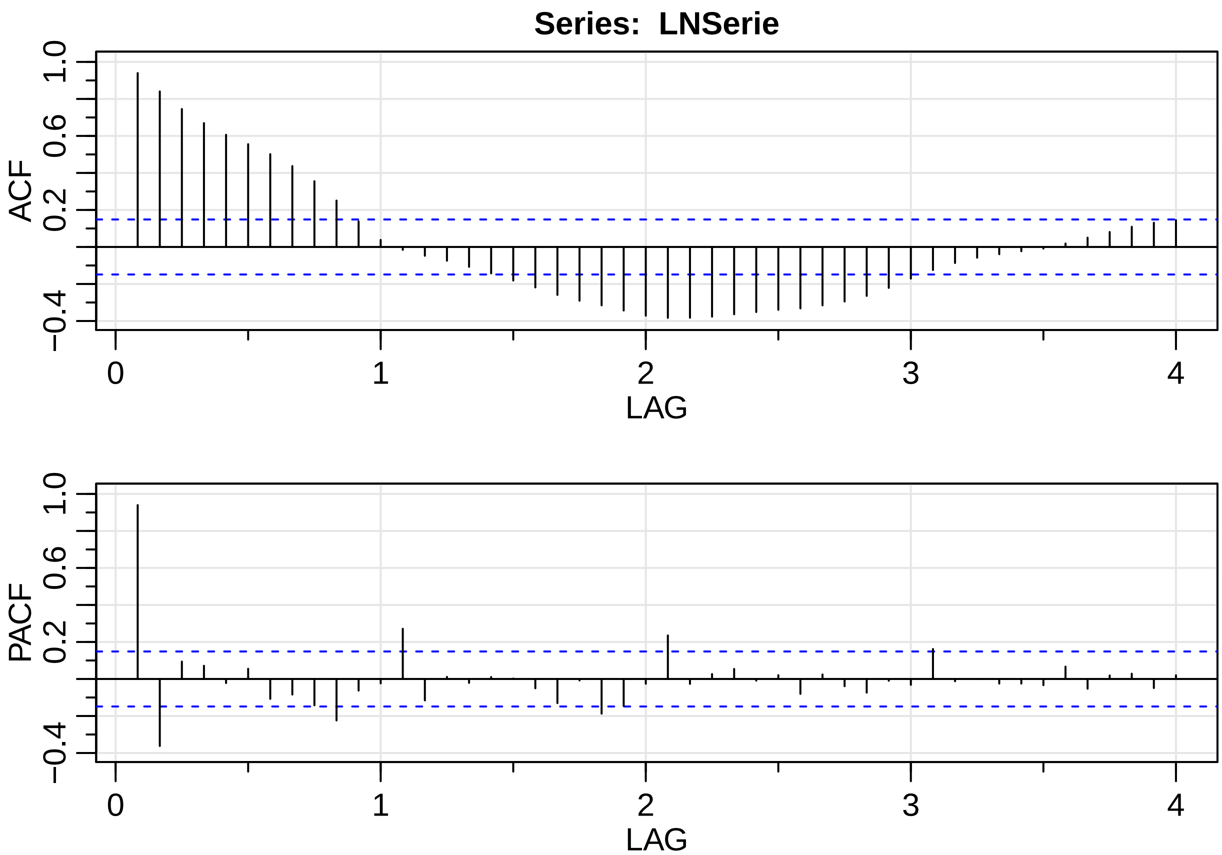
Primero le disminuiré la varianza a la serie:

```r
LNSerie <- log(serie)

#Graficamos la nueva serie
plot(LNSerie, main = "Logaritmo Natural de la Serie")
```



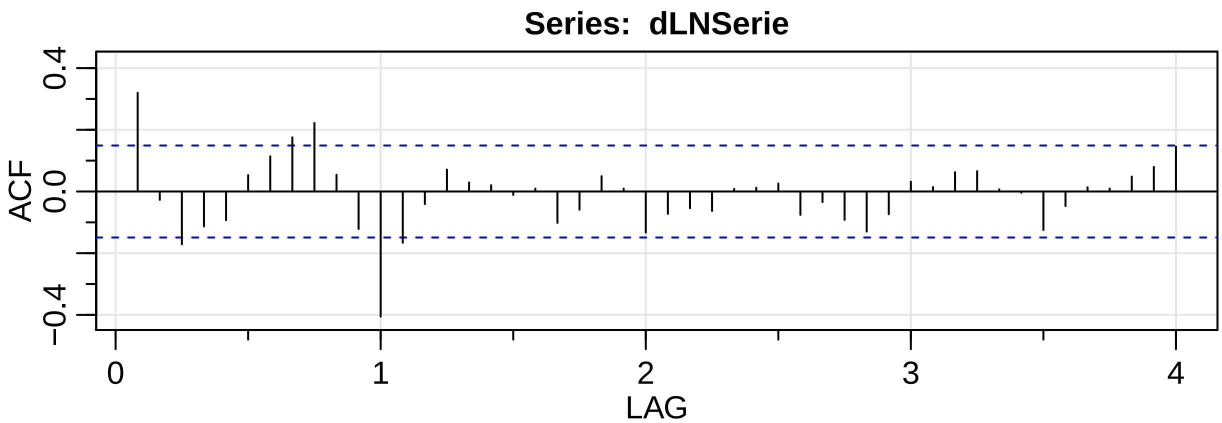
Graficamos las autocorrelaciones:

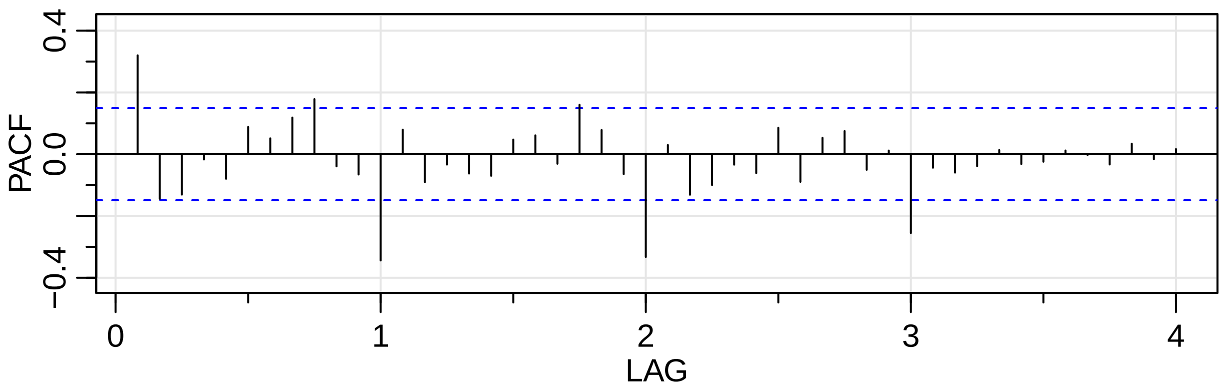
```r
acf2(LNSerie)
```



Observando las correlaciones anteriores nos damaos cuenta que la serie presenta cierta estacionalidad, por lo que le aplicaremos diferencias.

```r
dLNSerie <- diff(LNSerie)

# Graficamos las autocorrelaciones
acf2(dLNSerie)
```





Observando lo obtenido en las autocorrelaciones tras haber aplicado logaritmo y la diferencia, propondré mis modelos:

Propuesta 1

```
# Ajustamos el primer modelo
modelo1 <- arima(dLNSerie, order = c(1,1,1))
summary(modelo1)
```

```
##
## Call:
## arima(x = dLNSerie, order = c(1, 1, 1))
##
## Coefficients:
##          ar1      ma1
##       0.3317  -1.0000
## s.e.  0.0715   0.0149
##
## sigma^2 estimated as 0.006126:  log likelihood = 199.77,  aic = -393.55
##
## Training set error measures:
##                       ME       RMSE        MAE  MPE MAPE      MASE       ACF1
## Training set 0.001842482 0.07805224 0.05679624 -Inf  Inf 0.8041979 0.04676816
```

Propuesta 2

```
modelo2 <- arima(dLNSerie, order = c(2,1,1))
summary(modelo2)
```

```
##
## Call:
## arima(x = dLNSerie, order = c(2, 1, 1))
##
## Coefficients:
##          ar1      ar2      ma1
##       0.3798  -0.1471  -1.0000
## s.e.  0.0748   0.0747   0.0153
##
## sigma^2 estimated as 0.005986:  log likelihood = 201.69,  aic = -395.38
##
## Training set error measures:
##                       ME       RMSE        MAE  MPE MAPE     MASE       ACF1
## Training set 0.001939549 0.07715275 0.05617757 -Inf  Inf 0.795438 -0.0193806
```

Propuesta 3

```r
modelo3 <- arima(dLNSerie, order = c(2,1,0))
summary(modelo3)
```

```
##
## Call:
## arima(x = dLNSerie, order = c(2, 1, 0))
##
## Coefficients:
##           ar1      ar2
##       -0.2860  -0.2221
## s.e.   0.0737   0.0734
##
## sigma^2 estimated as 0.008254:  log likelihood = 175.26,  aic = -344.53
##
## Training set error measures:
##                       ME       RMSE        MAE  MPE MAPE      MASE        ACF1
## Training set 0.001110709 0.09060084 0.06614948 -Inf  Inf 0.9366337 -0.06108219
```

Propuesta 4

```r
modelo4 <- arima(dLNSerie, order = c(1,1,0))
summary(modelo4)
```

```
##
## Call:
## arima(x = dLNSerie, order = c(1, 1, 0))
##
## Coefficients:
##           ar1
##       -0.2340
## s.e.   0.0734
##
## sigma^2 estimated as 0.008681:  log likelihood = 170.8,  aic = -337.61
##
## Training set error measures:
##                      ME       RMSE        MAE  MPE MAPE      MASE        ACF1
## Training set 0.00109514 0.09291269 0.06895433 -Inf  Inf 0.9763486 -0.05131984
```

Propuesta 5

```r
modelo5 <- arima(dLNSerie, order = c(0,1,1))
summary(modelo5)
```

```
##
## Call:
## arima(x = dLNSerie, order = c(0, 1, 1))
##
## Coefficients:
##           ma1
##       -1.0000
## s.e.   0.0166
##
## sigma^2 estimated as 0.00684:  log likelihood = 189.57,  aic = -375.15
##
## Training set error measures:
##                       ME       RMSE        MAE  MPE MAPE      MASE      ACF1
## Training set 0.001648347 0.08247197 0.06200341 -Inf  Inf 0.8779281 0.3236714
```

Propuesta 6

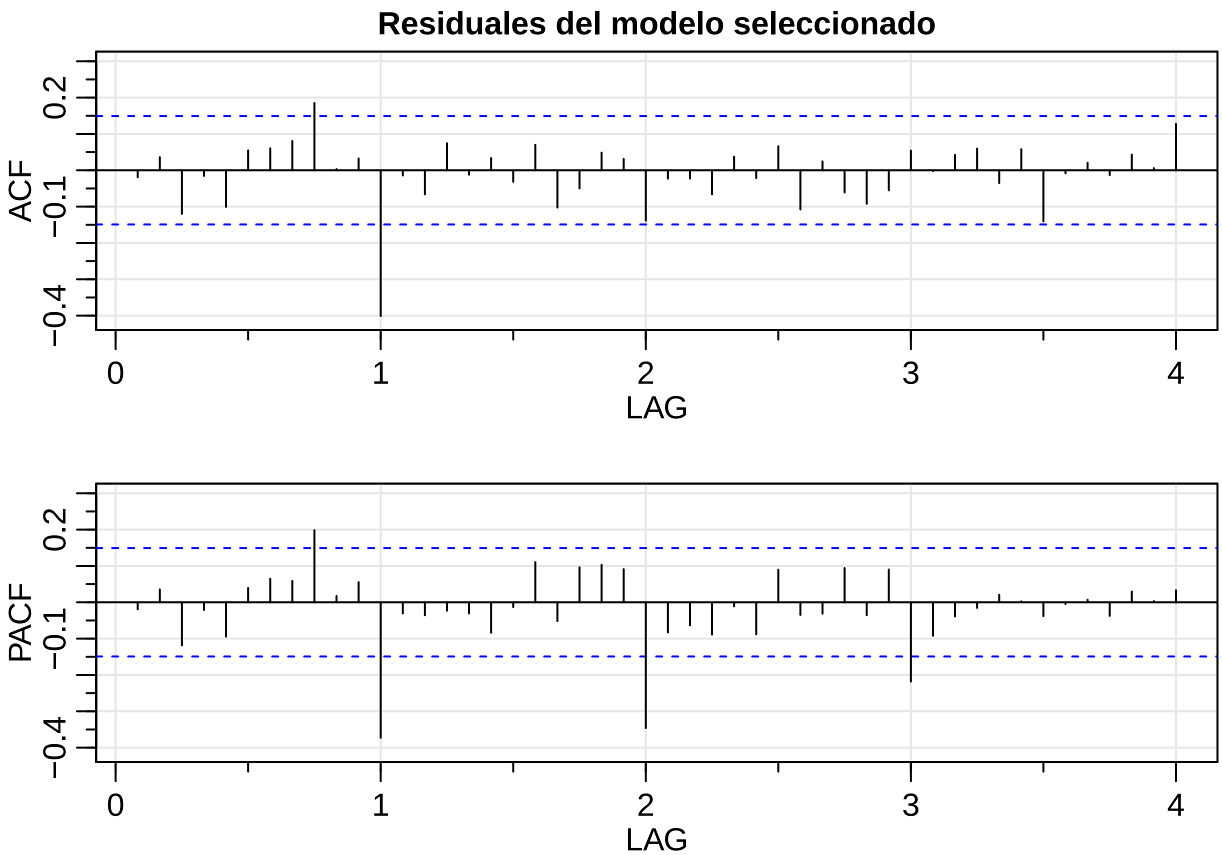
```r
modelo6 <- arima(dLNSerie, order = c(2,1,3))
summary(modelo6)
```

```
##
## Call:
## arima(x = dLNSerie, order = c(2, 1, 3))
##
## Coefficients:
##          ar1      ar2      ma1     ma2      ma3
##       0.9000  -0.4545  -1.5499  0.7131  -0.1632
## s.e.  0.2547   0.1907   0.2878  0.4316   0.1875
##
## sigma^2 estimated as 0.005877:  log likelihood = 203.15,  aic = -394.31
##
## Training set error measures:
##                      ME       RMSE        MAE  MPE MAPE      MASE        ACF1
## Training set 0.00219979 0.07644559 0.05629264 -Inf  Inf 0.7970672 0.002743297
```

En **conclusión**, entre todos los modelos que propusimos, el que disminuyó más el AIC y la R^2 fue el modelo2, por lo que eligiré ese modelo.

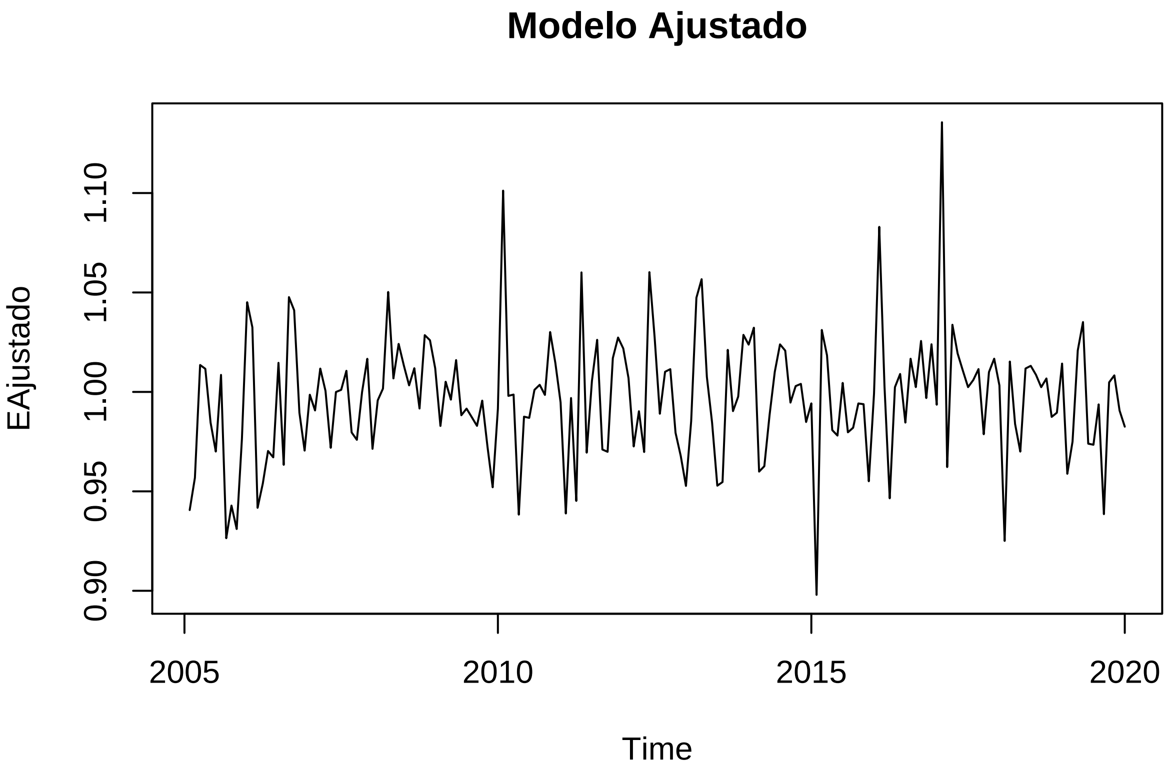
Graficamos las autocorrelaciones de los residuales del modelo2:

```r
acf2(modelo2$residuals, main = "Residuales del modelo seleccionado")
```



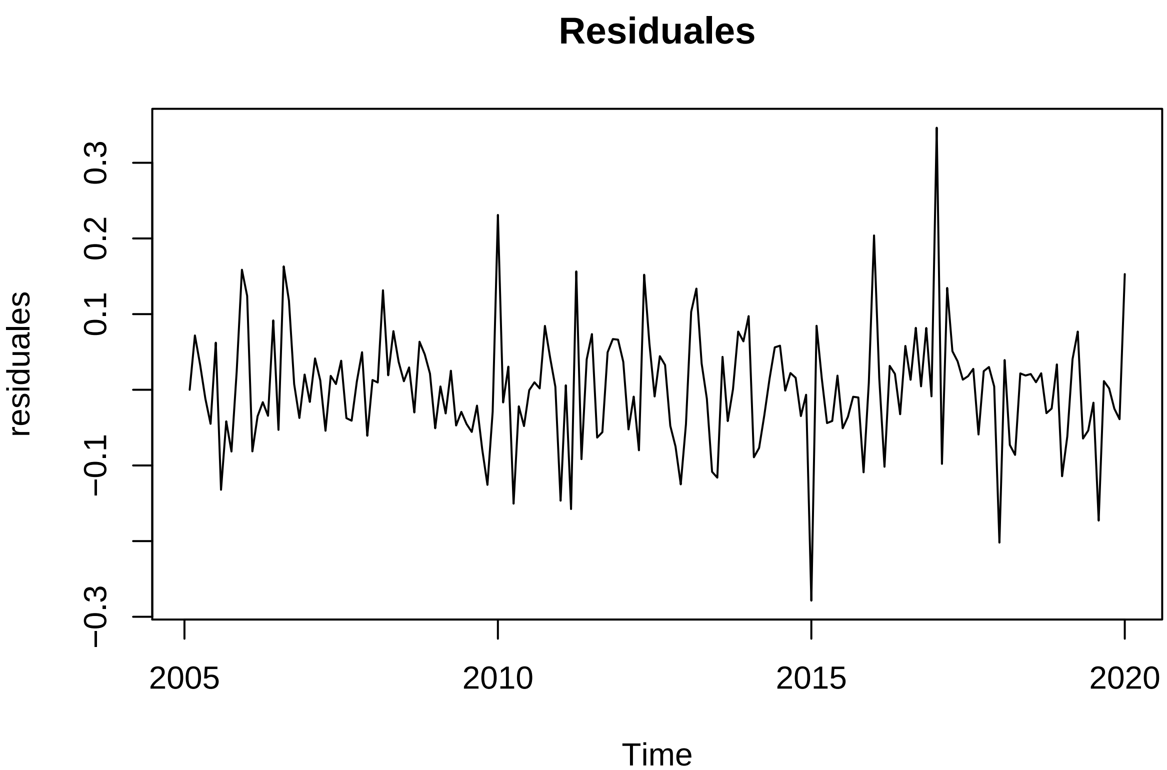
Ajustamos el modelo a nuestros datos y lo graficamos:

```
Ajuste <- fitted.values(modelo2)
EAjustado <- exp(Ajuste)
plot(EAjustado, main = "Modelo Ajustado")
```



Ahora graficamos a los residuales:

```
residuales <- residuals(modelo2)
plot(residuales, main = "Residuales")
```



Ahora, realizamos el pronóstico para febrero y marzo del 2020:

```r
pronostico <- predict(modelo2, n.ahead = 2)
pronostico
```

```
## $pred
##              Feb         Mar
## 2020 0.057168237 0.000480374
##
## $se
##             Feb        Mar
## 2020 0.07758228 0.08314158
```

```r
#  Graficamo los pronosticos
plot(forecast(modelo2,h=2),type="l",main="Pronóstico", xlim = c(2015, 2020.5))
```