Alumno: Maye Mamani Victor Raul

Tabla de contenido

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

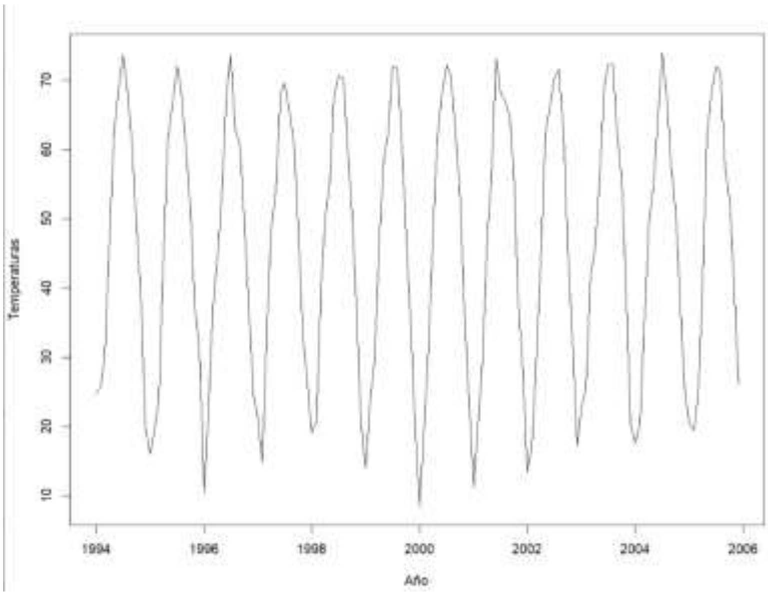
Actividad 6

```
# Librerias necesaria
library(forecast)# mdelos ARIMA
library(tseries) # series de tiempo
library(TSA)
library(urca)    # prueba de raises unitarias
library(ggplot2) # graficos
library(dplyr)
library(lmtest)  #Inferencia para los coeficientes
library(MASS)    #Tranformacion de box.cox
library(nortest) #pruebas de normalidad
library(mFilter) #filtro de jodric prescot (p-h)
library(strucchange)    # analisis de estabilidad
http://127.0.0.1:29089/graphics/plot_zoom_png?width=941&height=778
library(fitdistrplus)
library(readxl)
library(TSstudio)
```

CASO 1: TEMPERATURAS, Dubuque – EE.UU.

1 Identificación

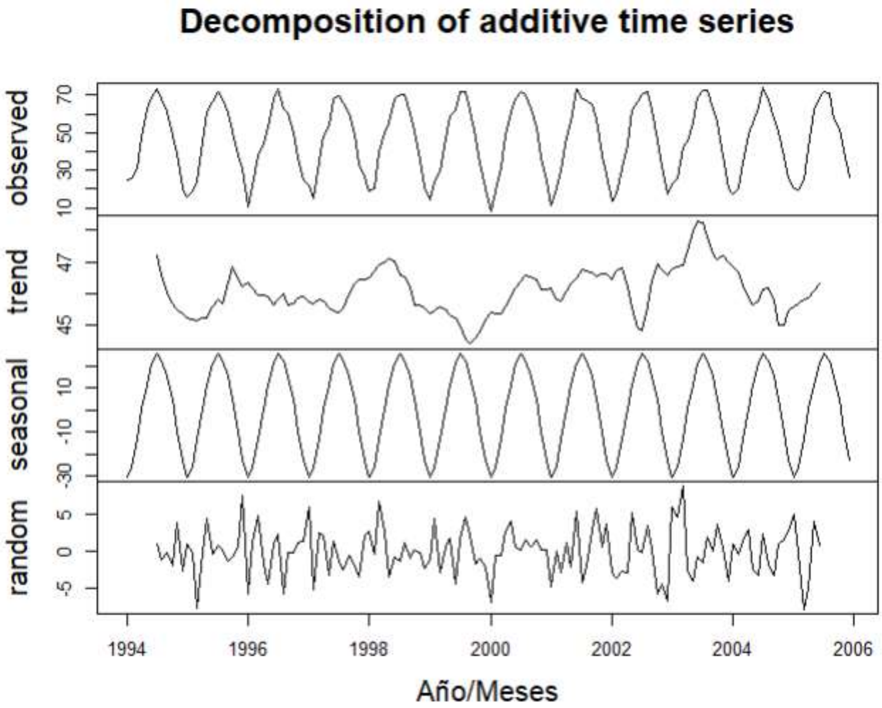
```
data <- read_excel("F:\\777--Programacion
repos\\Una\\r\\data\\actividad-07.xlsx",sheet = "s01")
View(data)


# 1) IDENTIFICACION
# Graficar la serie
Yt <- ts(data$Temperatura, start = c(1994, 1), frequency = 12)
plot(Yt, xlab = "Año", ylab ="Temperaturas" )

# Descomposicion de la serie
Yt_desc <- decompose(Yt, type = "additive")
plot(Yt_desc, xlab = "Año/Meses")
```



Podemos observar que la serie presenta un claro componente estacional, con aparente estacionariedad en la varianza y la media. En cuanto al componente cíclico, hay algunos indicios, pero no son definitivos. Finalmente, se destaca la ausencia total de una tendencia.

DESCOMPOSICION

```
Yt_desc <- decompose(Yt, type = "additive")
plot(Yt_desc, xlab = "Año/Meses")
```



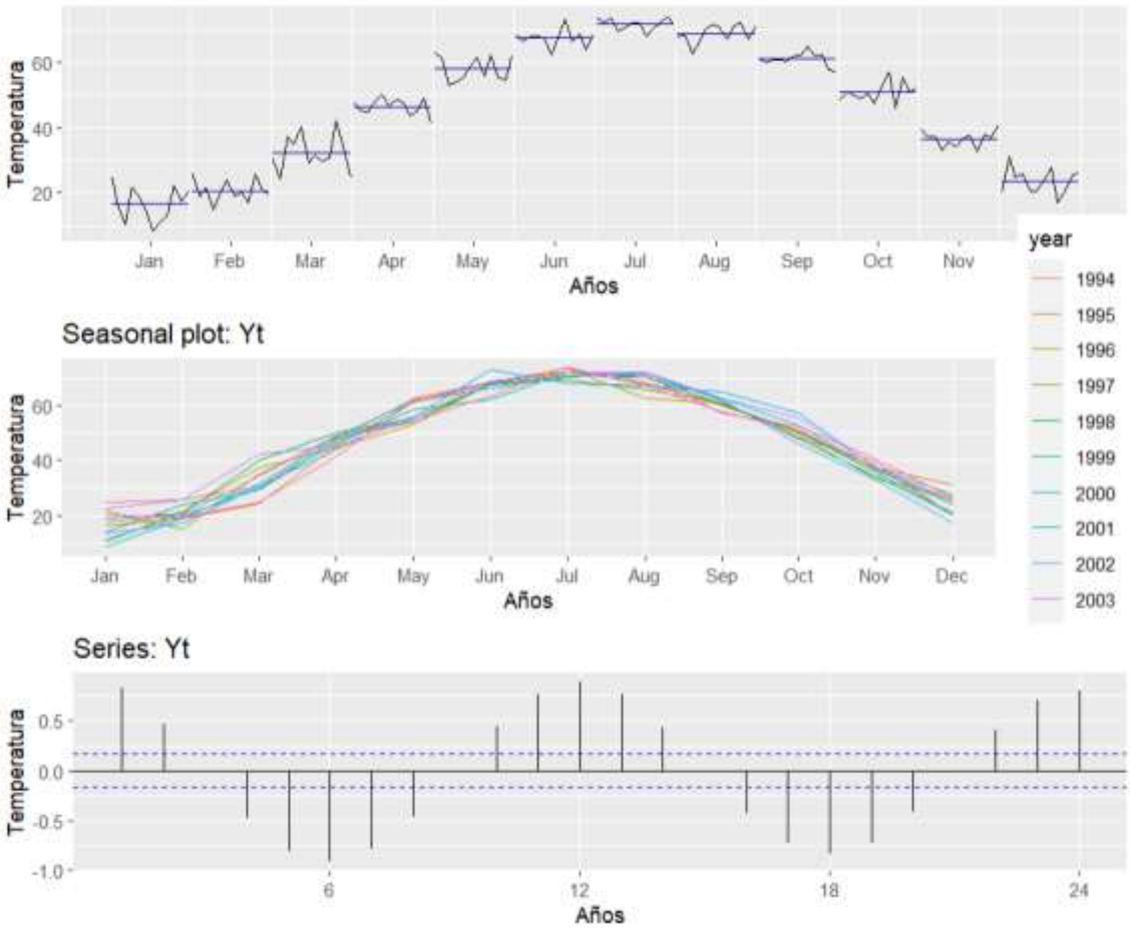
Después de descomponer la serie, podemos confirmar algunos de los comportamientos descritos inicialmente.

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

1. 1 Análisis de la tendencia y la estacionalidad

1.1.1 Estacionalidad

```
plot1 <- ggsubseriesplot(Yt, xlab = "Años", ylab = "Temperatura")
plot2 <- ggseasonplot(Yt, xlab = "Años", ylab = "Temperatura")
plot3 <- ggAcf(Yt, xlab = "Años", ylab = "Temperatura")
grid.arrange(plot1, plot2, plot3, ncol = 1)
```

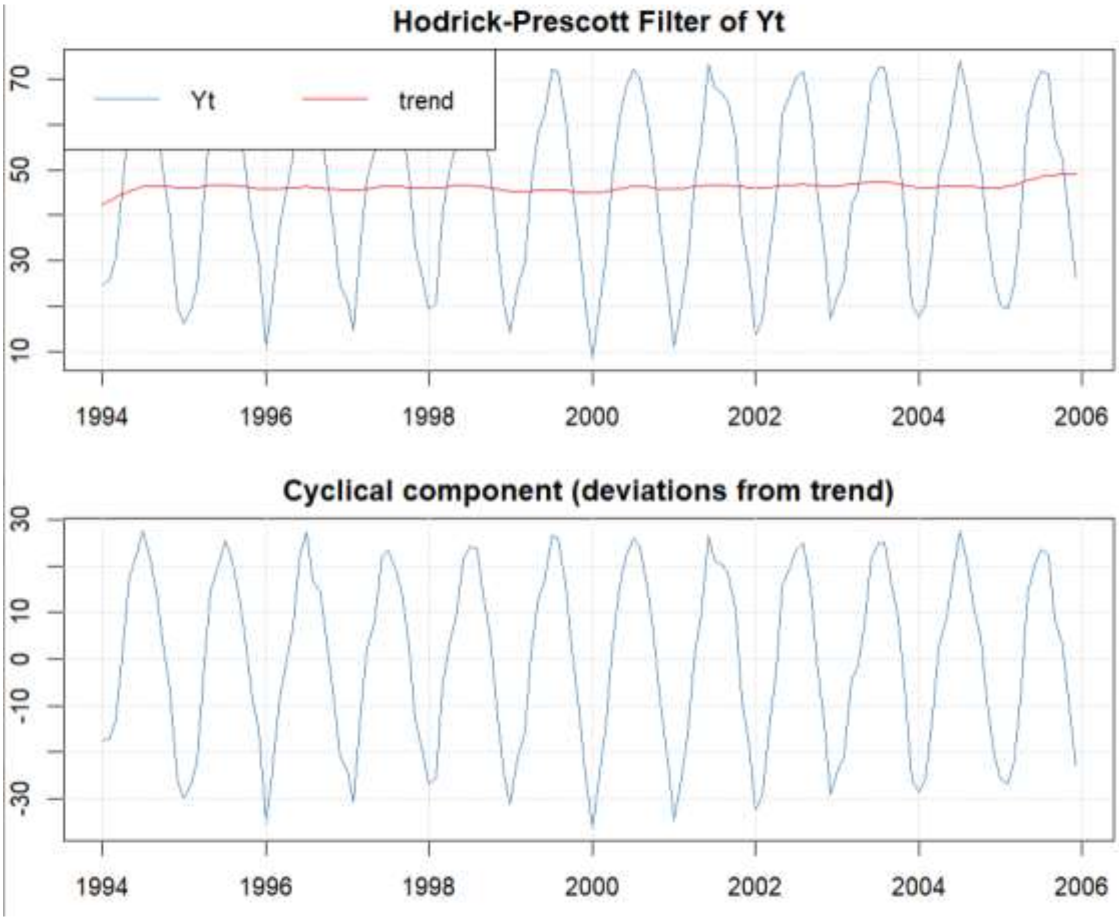


En el gráfico de líneas apiladas y en el de líneas separadas, se observa un claro comportamiento estacional. Esto se corrobora en el correlograma, cuyo comportamiento refleja sinusoidal característico de una serie estacional.

1.1.2 Análisis de tendencia

```
lambda_hp <- 1000
data_hp <- hpfilter(Yt, type="lambda", freq=lambda_hp)
plot(data_hp)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

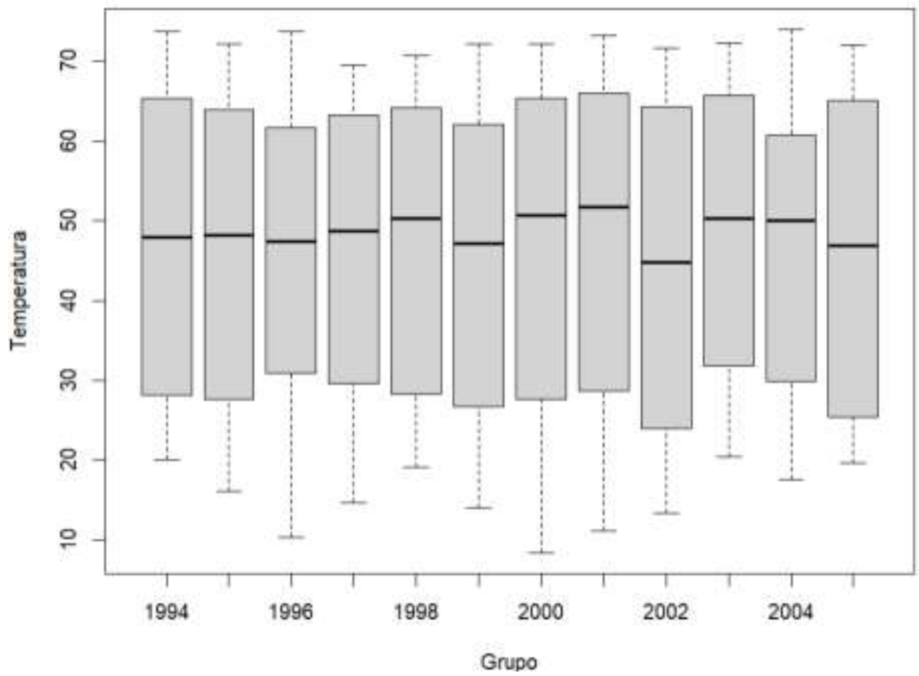


Claramente no hay tendencia y si aparenta haber un componente cicliclo que se repite cada 2 años(48 meses).

1.2 Análisis de estacionariedad

1.2.1 Estacionariedad en varianza

```
boxplot(datos$Temperatura ~ datos$Año, xlab = "Grupo", ylab =
"Temperatura" )
```

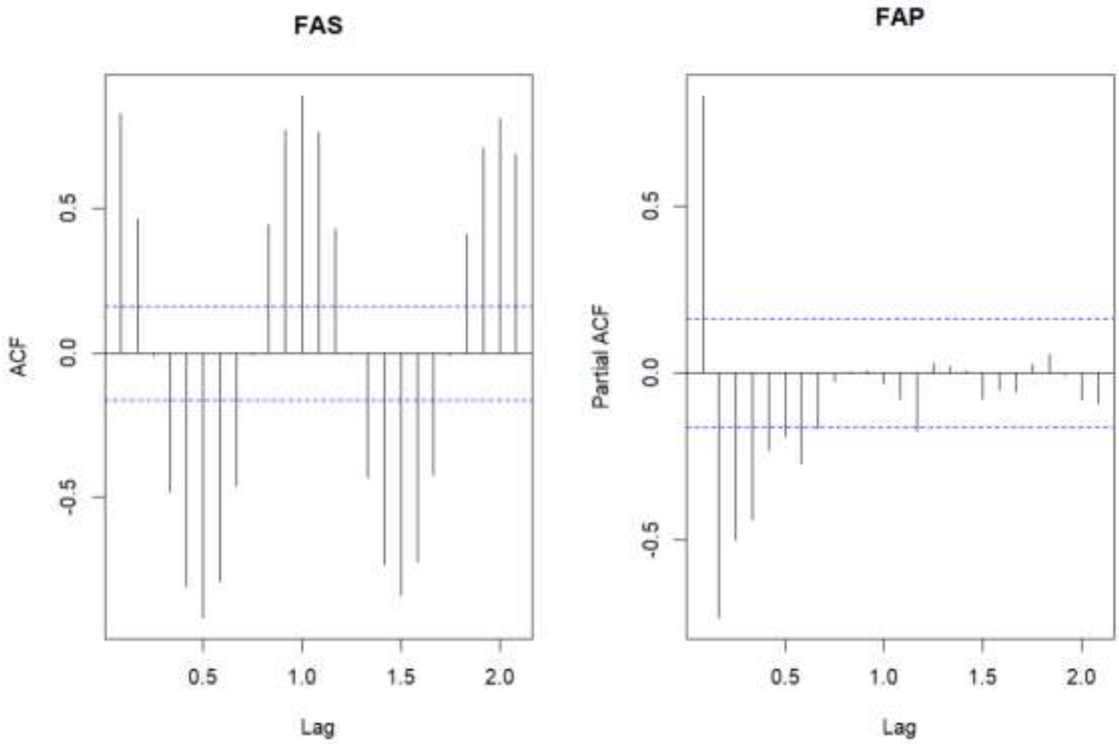


Podemos afirmar que la seri es estacionaria en varianza.

1.2.2 Estacionariedad en media

```
par(mfrow = c(1,2))
FAS <- acf(data_ts, lag.max = 15, main="FAS - Yt")
FAP <- pacf(data_ts, lag.max = 15, main="FAP - Yt")
```

FAP$acf[1]




```
> FAP$acf[1]
[1] 0.8318019
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

Dado el gráfico FAS, observamos que decrece rápidamente a 0 en el tercer retardo. Junto con su comportamiento oscilatorio, esto indica que la serie es estacionaria. Esto se confirma con el valor del primer coeficiente resultante de las FAP, que es menor a 0.9, confirmando que la SERIE ES ESTACIONARIA EN MEDIA, pero de igual forma haremos una prueba confirmatoria.

ESTRUCTURA REGULAR

```
Y_ru = ur.df(Yt, lags = 1)
summary(Y_ru)
```

```
###############################################
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
###############################################

Test regression none


Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 - 1 + z.diff.lag)

Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max 
-15.2431  -3.9445   0.4172   6.3175  25.4286 

Coefficients:
           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
z.lag.1    -0.04036    0.01381  -2.922  0.00406 ** 
z.diff.lag  0.66696    0.06374  10.464  < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 8.231 on 140 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.4455,	Adjusted R-squared:  0.4376 
F-statistic: 56.24 on 2 and 140 DF,  p-value: < 2.2e-16


Value of test-statistic is: -2.9215 

Critical values for test statistics: 
      1pct  5pct 10pct
tau1 -2.58 -1.95 -1.62
```

Observamos que el T calculado (-2.9215) es MENOR que el T critico (-1.95 entonces rechazamos la hipótesis nula de no estacionariedad y se concluye que, en efecto, la serie temporal ES ESTACIONARIA EN SU ESTRUCTURA REGULAR.

ESTRUCTURA ESTACIONAL

```
Y_ru2 = ur.df(Yt, lags = 12)
summary(Y_ru2)
```

```
###############################################
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
###############################################

Test regression none
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

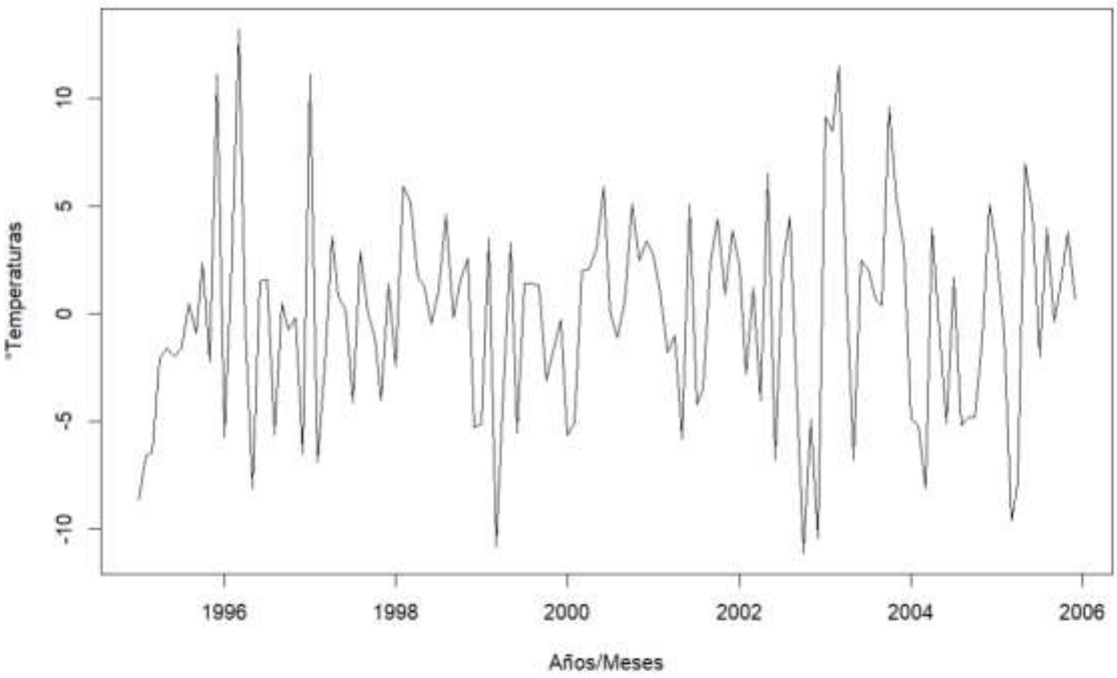
```
Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 - 1 + z.diff.lag)

Residuals:
   Min     1Q Median     3Q    Max 
-7.818 -2.202  0.105  2.034 10.954 

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
z.lag.1      -0.001165   0.007369  -0.158  0.87463    
z.diff.lag1  -0.705466   0.088952  -7.931 1.38e-12 ***
z.diff.lag2  -0.745286   0.096910  -7.690 4.86e-12 ***
z.diff.lag3  -0.710238   0.100233  -7.086 1.08e-10 ***
z.diff.lag4  -0.819476   0.091704  -8.936 6.51e-15 ***
z.diff.lag5  -0.873259   0.089672  -9.738  < 2e-16 ***
z.diff.lag6  -0.751633   0.094939  -7.917 1.49e-12 ***
z.diff.lag7  -0.785548   0.094532  -8.310 1.86e-13 ***
z.diff.lag8  -0.844798   0.088407  -9.556 2.26e-16 ***
z.diff.lag9  -0.846600   0.092251  -9.177 1.77e-15 ***
z.diff.lag10 -0.716051   0.101155  -7.079 1.12e-10 ***
z.diff.lag11 -0.525273   0.098512  -5.332 4.74e-07 ***
z.diff.lag12 -0.246496   0.088293  -2.792  0.00612 ** 
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 3.884 on 118 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8872,	Adjusted R-squared:  0.8748 
F-statistic: 71.42 on 13 and 118 DF,  p-value: < 2.2e-16


Value of test-statistic is: -0.1581 

Critical values for test statistics: 
      1pct  5pct 10pct
tau1 -2.58 -1.95 -1.62
```

Observamos que el T calculado (-0.1581) es MAYOR que el T critico (-1.95 entonces aceptamos la hipótesis nula de no estacionariedad y se concluye que, en efecto, la serie temporal NO ES ESTACIONARIA EN SU ESTRUCTURA ESTACIONAL.

Diferenciamos la serie en la parte estacional

```
D12.Yt <- diff(Yt, 12)
plot(D12.Yt, xlab="Años/Meses", ylab="°Temperaturas")
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul




```
D12.Yt_adf_s <- ur.df(D12.Yt, lags = 12)
summary(D12.Yt_adf_s)
```

```
###############################################
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
###############################################

Test regression none


Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 - 1 + z.diff.lag)

Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max
-11.9682  -2.6464   0.6982   2.6292  10.8921

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
z.lag.1      -1.68474    0.37248  -4.523  1.6e-05 ***
z.diff.lag1   0.75804    0.34055   2.226  0.02814 *
z.diff.lag2   0.66441    0.32021   2.075  0.04041 *
z.diff.lag3   0.64190    0.30149   2.129  0.03556 *
z.diff.lag4   0.54120    0.28226   1.917  0.05788 .
z.diff.lag5   0.46490    0.26301   1.768  0.08000 .
z.diff.lag6   0.56788    0.24280   2.339  0.02122 *
z.diff.lag7   0.55071    0.22243   2.476  0.01487 *
z.diff.lag8   0.49220    0.19736   2.494  0.01418 *
z.diff.lag9   0.45317    0.17387   2.606  0.01047 *
z.diff.lag10  0.43504    0.15177   2.866  0.00501 **
z.diff.lag11  0.33757    0.12742   2.649  0.00930 **
z.diff.lag12 -0.09392    0.09450  -0.994  0.32257
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 4.312 on 106 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.597,	Adjusted R-squared:  0.5476
F-statistic: 12.08 on 13 and 106 DF,  p-value: 1.107e-15
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

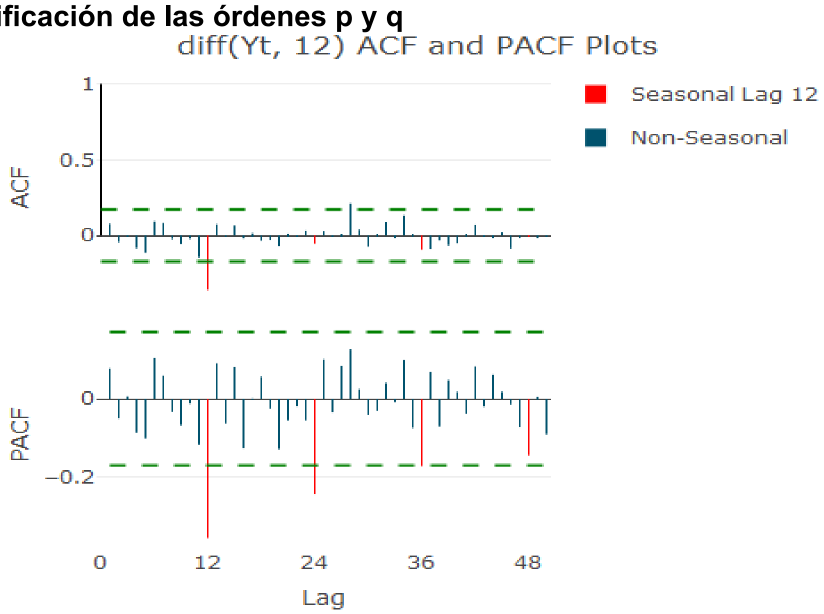
```
Value of test-statistic is: -4.523

Critical values for test statistics:
      1pct  5pct 10pct
tau1 -2.58 -1.95 -1.62
```

Observamos que el T calculado (-4.523) es MENOR que el T critico (-1.95 entonces rechazamos la hipótesis nula de no estacionariedad y se concluye que, en efecto, la serie temporal ES ESTACIONARIA EN SU ESTRUCTURA ESTACIONAL

Volvemos a analizar el correlograma

1.3 Identificación del modelo estacionario

1.3.1 Identificación de las órdenes p y q



- **SARIMA (0,0,0)x(2,1,0)12**
- **SARIMA (0,0,0)x(3,1,0)12**
- **SARIMA (0,0,0)x(0,1,1)12**

2 Estimación

```
mod1 = Arima(Yt, order = c(0,0,0), seasonal =list(order = c(2,1,0)))
coeftest(mod1)

z test of coefficients:

      Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)
sar1 -0.528935   0.090505 -5.8443 5.088e-09 ***
sar2 -0.305888   0.094092 -3.2510   0.00115 **
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1


mod2 = Arima(Yt, order = c(0,0,0), seasonal =list(order = c(3,1,0)))
coeftest(mod2)
z test of coefficients:
```

```
      Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)    
sar1 -0.621312   0.089040 -6.9779 2.996e-12 ***
sar2 -0.483895   0.099508 -4.8629 1.157e-06 ***
sar3 -0.366663   0.096428 -3.8024 0.0001433 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

```
mod3 = Arima(Yt, order = c(0,0,0), seasonal =list(order = c(0,1,1)))
coeftest(mod3)
```

```
z test of coefficients:

     Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)    
sma1 -1.00000    0.10413 -9.6033 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

3 Validación

3.1 Análisis de los coeficientes estimados

3.1.1 Significación de los coeficientes

Para el modelo 1

$$SAR(1): p = 0.0000 < 0.01, altamente\ significativo$$

$$SAR(2): p = 0.0011 < 0.01, altamente\ significativo$$

Para el modelo 2

$$SAR(1): p = 0.0000 < 0.01, altamente\ significativo$$

$$SAR(2): p = 0.0000 < 0.01, altamente\ significativo$$

$$SAR(3): p = 0.0001 < 0.01, altamente\ significativo$$

Para el modelo 3

$$SMA(1): p = 0.0000 < 0.01, altamente\ significativo$$

3.1.2 Examen de la matriz de correlaciones entre los coeficientes

```
vcov(mod1)
vcov(mod2)
vcov(mod3)
```

```
vcov(mod1)
            sar1        sar2
sar1 0.008191179 0.003648156
sar2 0.003648156 0.008853282
```

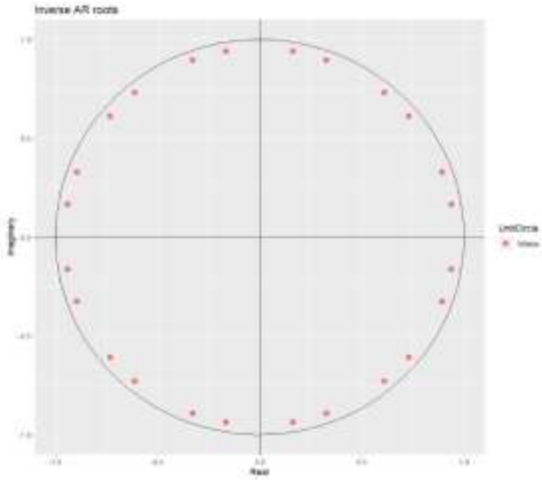
```
vcov(mod2)
            sar1        sar2        sar3
sar1 0.007928069 0.005058438 0.002110606
sar2 0.005058438 0.009901841 0.004191203
sar3 0.002110606 0.004191203 0.009298398
```

```
vcov(mod3)
           sma1
sma1 0.01084332
```

Se observa claramente que ningún coeficiente esta próximo ni cercano a 0.9, por tanto, podemos indicar que no hay problema de multicolinealidad en los modelos propuestos.

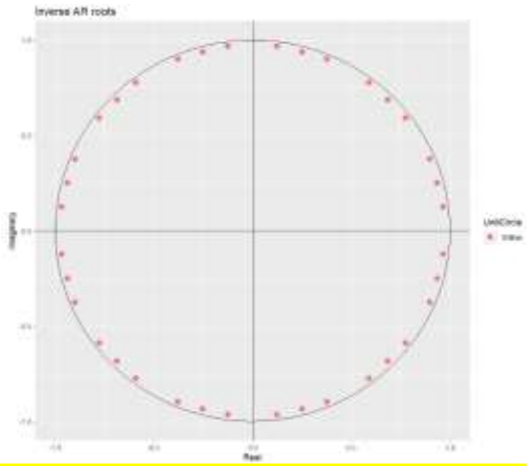
3.1.3 Condición de convergencia e invertibilidad

```
autoplot(mod1)
```



En la figura de raíces inversas de AR, se observa en el gráfico las raíces características se encuentran dentro del círculo, es decir que cumplen con la condición de estacionariedad para la parte autorregresiva.

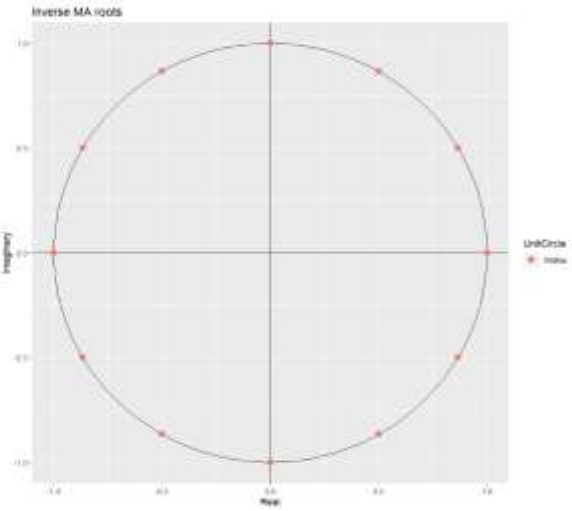
```
autoplot(mod2)
```



En la figura de raíces inversas de MA, se observa en el gráfico las raíces características se encuentran dentro del círculo, es decir que cumplen con la condición de invertibilidad para la parte de media movíl.

```
autoplot(mod3)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul



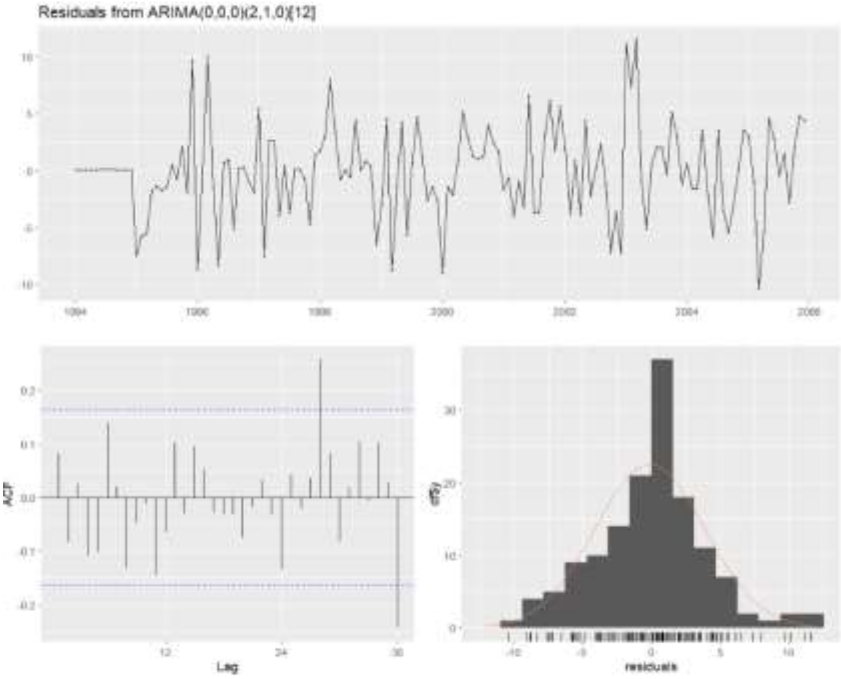
Al estar los valores dentro de la circunferencia unitaria es un indicativo de que el modelo se ajusta correctamente. Tanto en su parte AR, como en su parte MA.

3.2 Análisis de los residuos

3.2.1 PRUEBA DE LJUNG-BOX

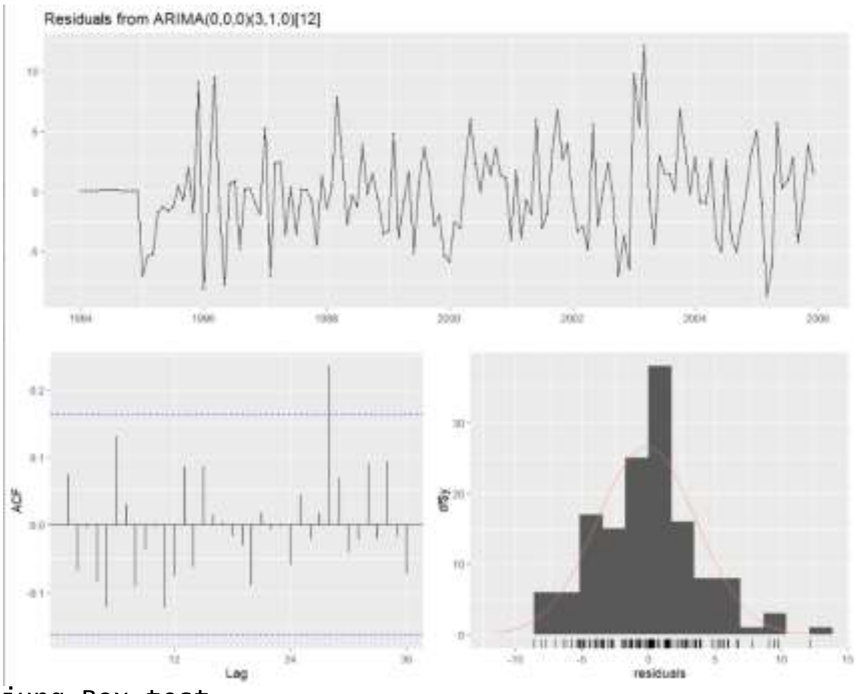
Modelo 1

```
checkresiduals(mod1)
```

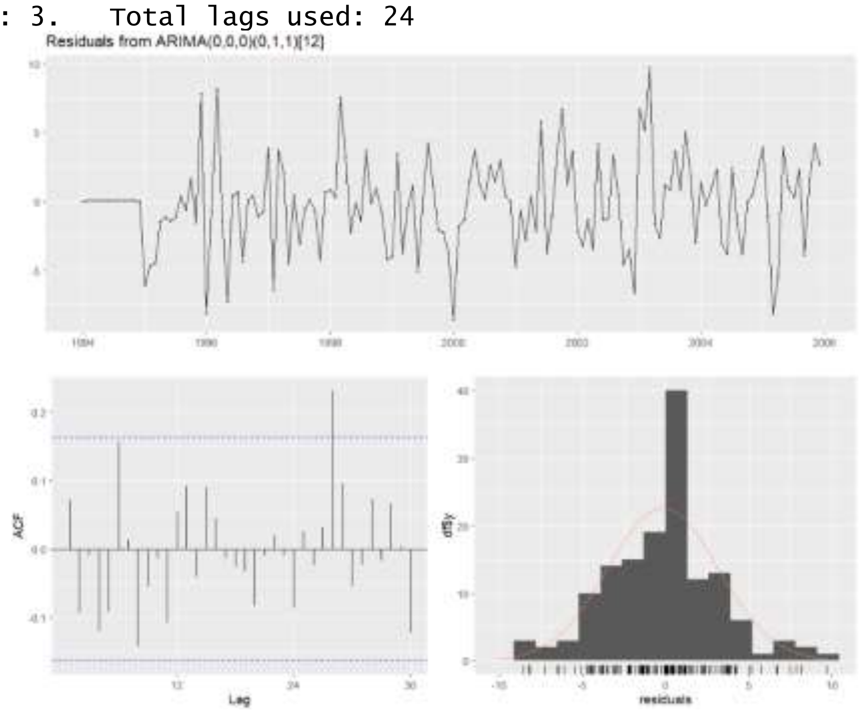



```
Ljung-Box test

data:  Residuals from ARIMA(0,0,0)(2,1,0)[12]
Q* = 24.411, df = 22, p-value = 0.3261

Model df: 2.   Total lags used: 24
```

Modelo 2




```
Ljung-Box test

data:  Residuals from ARIMA(0,0,0)(3,1,0)[12]
Q* = 17.906, df = 21, p-value = 0.6549

Model df: 3.   Total lags used: 24
```



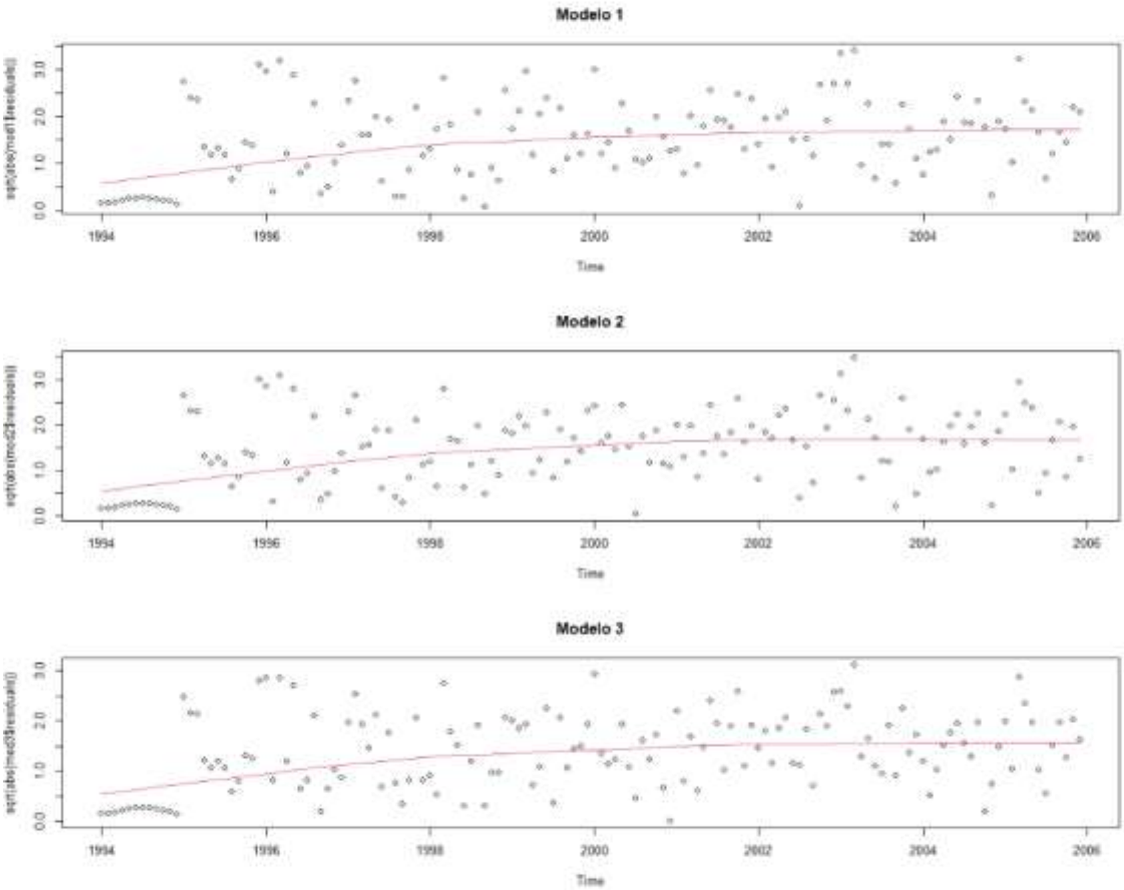

```
Ljung-Box test

data:  Residuals from ARIMA(0,0,0)(0,1,1)[12]
Q* = 21.368, df = 23, p-value = 0.5586

Model df: 1.   Total lags used: 24
```

Los coeficientes p asociados a las pruebas de Ljung-Box aplicadas a los modelos indican que no hay evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula, que afirma que no hay autocorrelación en los residuos.

Esto sugiere que los residuos del modelo son consistentes con el ruido blanco.

3.2.2 Homocedasticidad o varianza constante

```
par(mfrow = c(3,1))
scatter.smooth(sqrt(abs(mod1$residuals)), lpars=list(col=2), main =
"Modelo 1")
scatter.smooth(sqrt(abs(mod2$residuals)), lpars=list(col=2), main =
"Modelo 2")
scatter.smooth(sqrt(abs(mod3$residuals)), lpars=list(col=2), main =
"Modelo 3")
```



Se observa que los datos parecen presentar una variabilidad considerable, por tanto, será necesario realizar la prueba de Breusch-Pagan para determinar finalmente si las varianzas constantes para los modelos

```
obs=get(mod1$series)
bptest(resid(mod1)~I(obs-resid(mod1)))
	studentized Breusch-Pagan test

data:  resid(mod1) ~ I(obs - resid(mod1))
BP = 12.671, df = 1, p-value = 0.0003713
```

```
obs=get(mod2$series)
bptest(resid(mod2)~I(obs-resid(mod2)))
```

```
        studentized Breusch-Pagan test

data:  resid(mod2) ~ I(obs - resid(mod2))
BP = 10.96, df = 1, p-value = 0.0009308
```

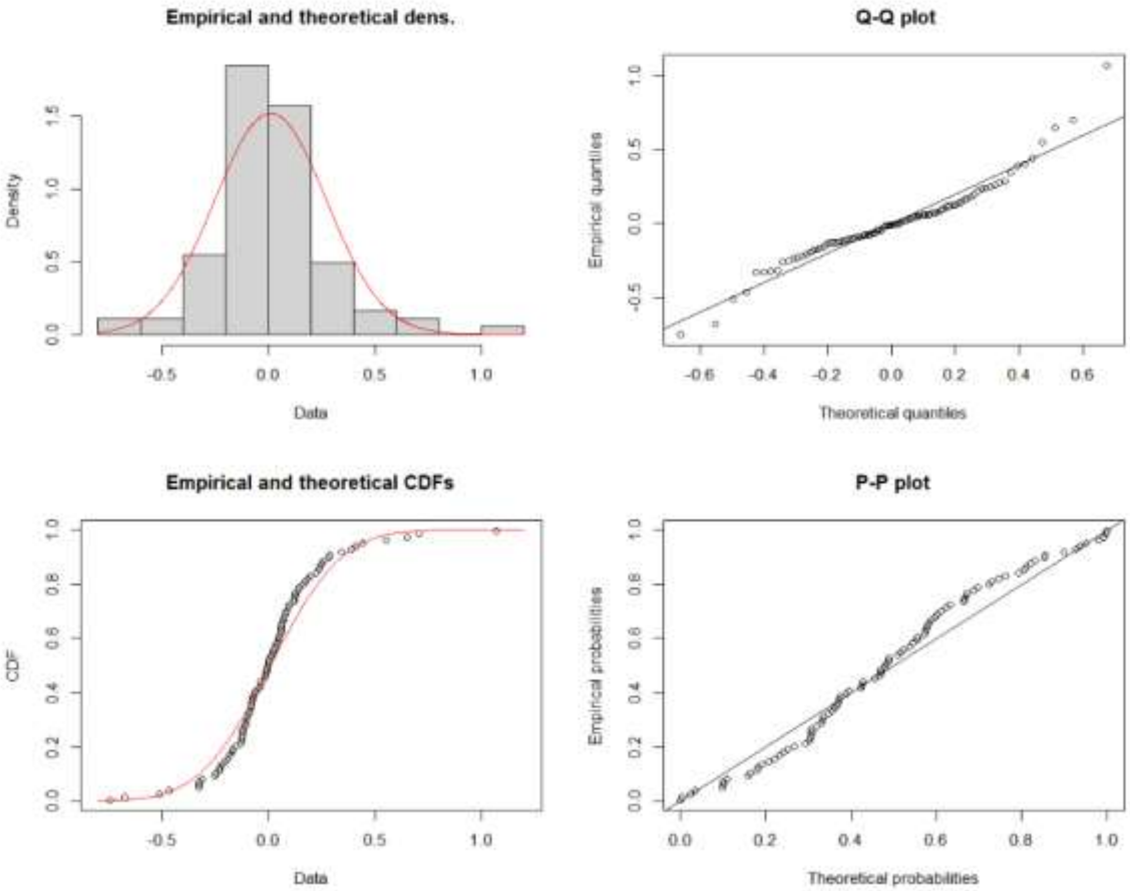
```r
obs=get(mod3$series)
bptest(resid(mod3)~I(obs-resid(mod3)))
```

```
studentized Breusch-Pagan test

data:  resid(mod3) ~ I(obs - resid(mod3))
BP = 11.298, df = 1, p-value = 0.0007759
```

El valor de probabilidad (p-valor) asociado al estadístico BP asume los valores de probabilidad de 0.0003, 0.0009 y 0.0007 para los modelos 1,2 y 3 respectivamente, que son menores a α=0.05, por lo cual podemos afirmar que los residuales de estos modelos NO son constantes.

3.2.3 Contraste de normalidad

```r
ajuste_m1<-fitdist(data = resid_m1, distr="norm")
plot(ajuste_m1)
JB_m1 <- jarque.bera.test(resid_m1)
JB_m1
```

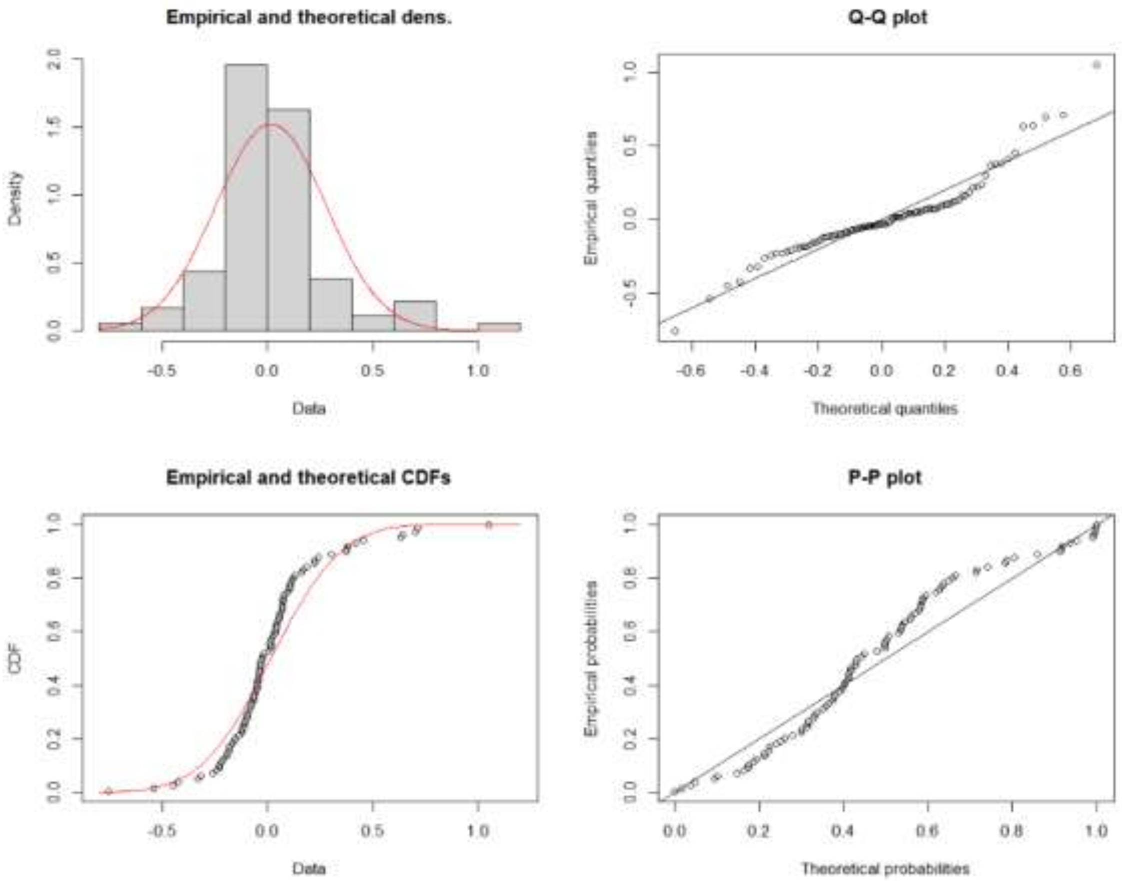



```
Jarque Bera Test

data:  resid_m1
X-squared = 41.778, df = 2, p-value = 8.471e-10
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

En las figuras se observa que los residuales del modelo 1 no presentan indicios de ajuste hacia la distribución normal. Y en la prueba JB, como p = 0.0000 < 0.05, se rechaza la Ho, es decir, los residuos NO se aproximan a una distribución normal.

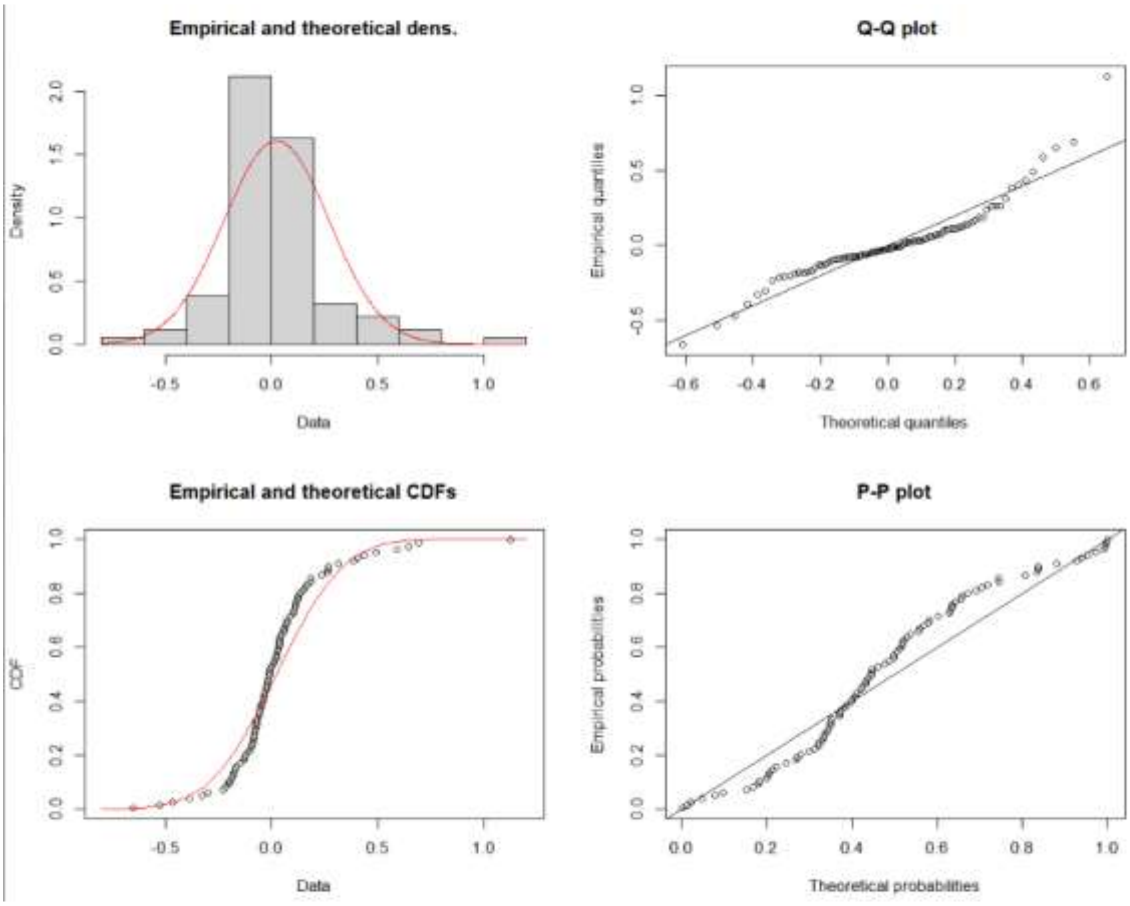
```
ajuste_m2<-fitdist(data = resid_m2, distr="norm")
plot(ajuste_m2)
JB_m2 <- jarque.bera.test(resid_m2)
JB_m2
```




```
Jarque Bera Test

data:  resid_m2
X-squared = 47.925, df = 2, p-value = 3.919e-11
```

En las figuras se observa que los residuales del modelo 2 no presentan indicios de ajuste hacia la distribución normal.Y en la prueba JB, como p = 0.00000 < 0.05, se rechaza la Ho, es decir, los residuos NO se aproximan a una distribución normal.

```
ajuste_m3<-fitdist(data = resid_m3, distr="norm")
plot(ajuste_m3)
JB_m3 <- jarque.bera.test(resid_m3)
JB_m3
```




```
Jarque Bera Test

data:  resid_m3
X-squared = 87.238, df = 2, p-value < 2.2e-16
```

En las figuras se observa que los residuales del modelo 3 NO presentan indicios de ajuste hacia la distribución normal. En la prueba JB, como p = 0.00047 < 0.05, se acepta Ho, es decir, los residuos NO se aproximan a una distribución normal.

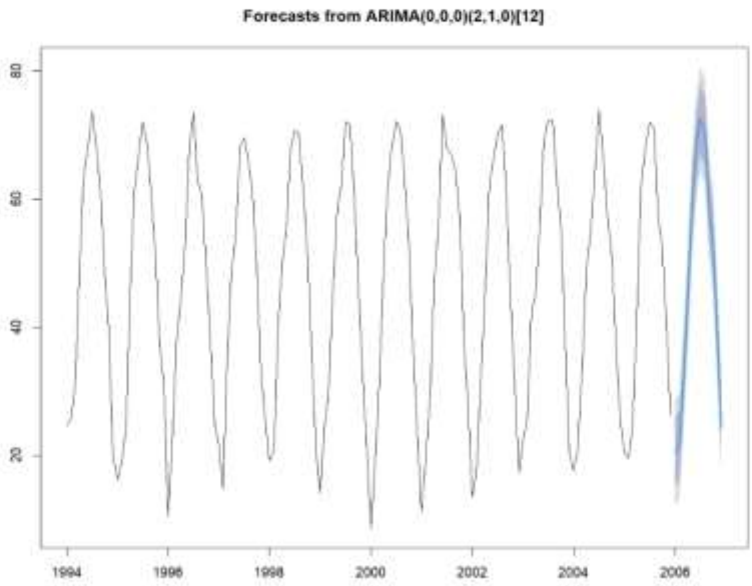
4 Pronostico

4.1Pronosticos de cada modelo

Modelo 1:

```
pron <- forecast(mod1, h = 12)
plot(pron)
summary(pron)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

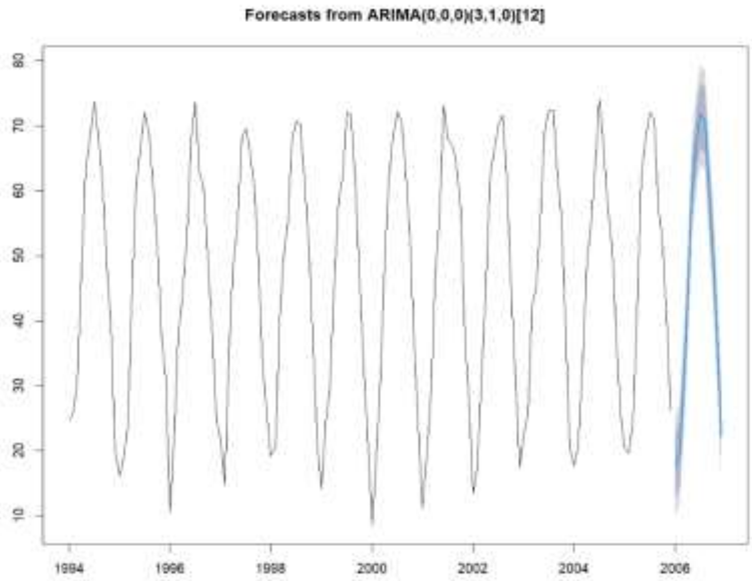



```
Forecast method: ARIMA(0,0,0)(2,1,0)[12]

Model Information:
Series: Yt
ARIMA(0,0,0)(2,1,0)[12]

Coefficients:
         sar1     sar2
      -0.5289  -0.3059
s.e.   0.0905   0.0941

sigma^2 = 17.6:  log likelihood = -377.83
AIC=761.66   AICc=761.84   BIC=770.3

Error measures:
                     ME     RMSE      MAE       MPE     MAPE      MASE
ACF1
Training set -0.1083612 3.986116 2.947049 -2.127589 9.655297 0.7865153
0.08213804

Forecasts:
         Point Forecast    Lo 80    Hi 80    Lo 95    Hi 95
Jan 2006       20.41783 15.04138 25.79428 12.19526 28.64040
Feb 2006       21.66666 16.29021 27.04311 13.44409 29.88923
Mar 2006       32.15547 26.77903 37.53192 23.93290 40.37805
Apr 2006       44.25504 38.87859 49.63149 36.03247 52.47761
May 2006       58.31157 52.93512 63.68802 50.08900 66.53415
Jun 2006       67.57403 62.19758 72.95048 59.35146 75.79661
Jul 2006       72.53786 67.16141 77.91431 64.31529 80.76043
Aug 2006       70.57488 65.19843 75.95133 62.35231 78.79745
Sep 2006       58.97984 53.60339 64.35629 50.75727 67.20241
Oct 2006       53.06907 47.69262 58.44552 44.84650 61.29164
Nov 2006       38.95711 33.58066 44.33356 30.73454 47.17968
Dec 2006       24.26971 18.89326 29.64616 16.04714 32.49228
```

Modelo 2:

```
pron2 <- forecast(mod2, h = 12)
plot(pron2)
summary(pron2)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

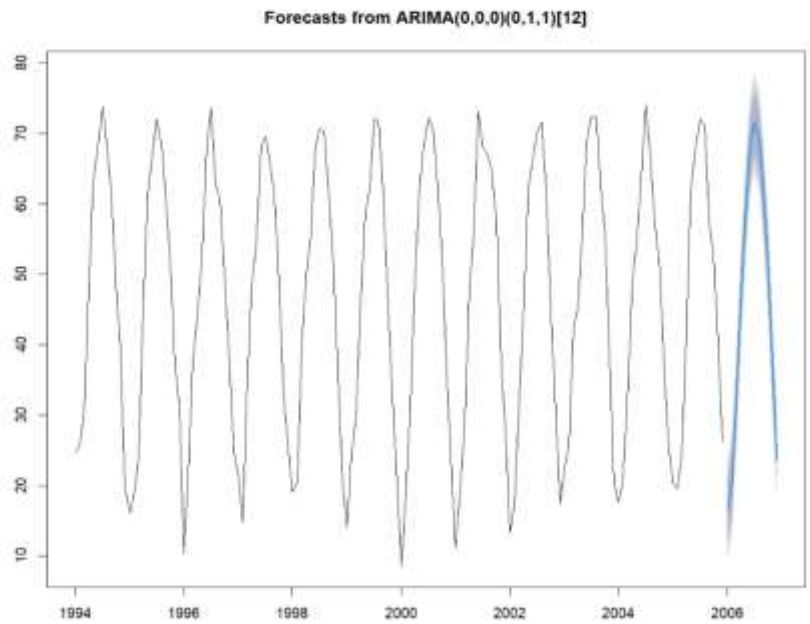



```
Forecast method: ARIMA(0,0,0)(3,1,0)[12]

Model Information:
Series: Yt
ARIMA(0,0,0)(3,1,0)[12]

Coefficients:
         sar1     sar2     sar3
      -0.6213  -0.4839  -0.3667
s.e.   0.0890   0.0995   0.0964

sigma^2 = 15.55:  log likelihood = -371.61
AIC=751.23   AICc=751.54   BIC=762.76

Error measures:
                     ME     RMSE      MAE       MPE     MAPE      MASE
ACF1
Training set -0.1418842 3.732405 2.797088 -2.149689 8.981968 0.7464933
0.07438451

Forecasts:
         Point Forecast    Lo 80    Hi 80    Lo 95    Hi 95
Jan 2006       17.69478 12.64106 22.74850  9.96578 25.42378
Feb 2006       19.55880 14.50508 24.61252 11.82980 27.28780
Mar 2006       30.26752 25.21380 35.32124 22.53853 37.99652
Apr 2006       43.72280 38.66907 48.77652 35.99380 51.45179
May 2006       60.28285 55.22913 65.33657 52.55385 68.01184
Jun 2006       67.13104 62.07732 72.18476 59.40204 74.86004
Jul 2006       71.65001 66.59629 76.70373 63.92101 79.37901
Aug 2006       70.87434 65.82062 75.92806 63.14534 78.60334
Sep 2006       59.72455 54.67083 64.77827 51.99556 67.45355
Oct 2006       50.24650 45.19278 55.30022 42.51750 57.97550
Nov 2006       36.87637 31.82265 41.93009 29.14738 44.60537
Dec 2006       22.16056 17.10684 27.21428 14.43157 29.88956
```

Modelo 3:

```
pron3 <- forecast(mod3, h = 12)
plot(pron3)
summary(pron3)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul




```
Forecast method: ARIMA(0,0,0)(0,1,1)[12]

Model Information:
Series: Yt
ARIMA(0,0,0)(0,1,1)[12]

Coefficients:
         sma1
      -1.0000
s.e.   0.1041

sigma^2 = 12.08:  log likelihood = -366.13
AIC=736.25   AICc=736.35   BIC=742.02

Error measures:
                     ME     RMSE     MAE       MPE     MAPE      MASE
ACF1
Training set -0.1628102 3.314491 2.46352 -2.580408 8.282389 0.6574699
0.07191584

Forecasts:
         Point Forecast    Lo 80    Hi 80     Lo 95    Hi 95
Jan 2006       16.60833 11.97302 21.24365  9.519228 23.69744
Feb 2006       20.65000 16.01468 25.28531 13.560894 27.73910
Mar 2006       32.47500 27.83968 37.11031 25.385893 39.56410
Apr 2006       46.52500 41.88968 51.16031 39.435892 53.61410
May 2006       58.09166 53.45635 62.72698 51.002558 65.18077
Jun 2006       67.49999 62.86468 72.13531 60.410890 74.58910
Jul 2006       71.71666 67.08134 76.35198 64.627557 78.80576
Aug 2006       68.88333 64.24801 73.51864 61.794223 75.97243
Sep 2006       61.02499 56.38968 65.66031 53.935891 68.11410
Oct 2006       50.97500 46.33968 55.61031 43.885892 58.06410
Nov 2006       36.65000 32.01468 41.28531 29.560893 43.73910
Dec 2006       23.64166 19.00635 28.27698 16.552561 30.73077
```

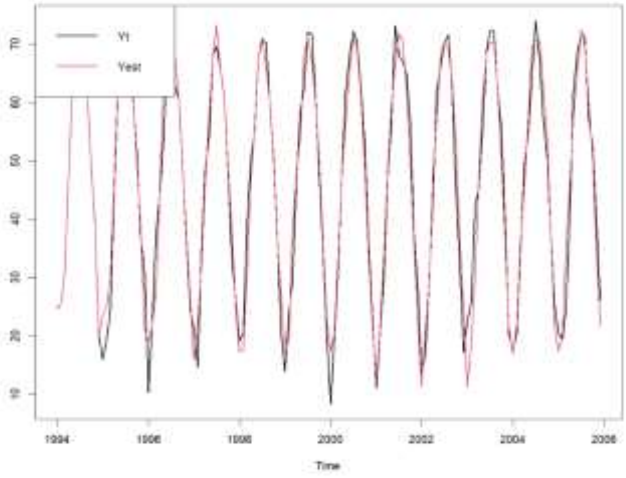
SERIE ORIGINAL (YT) Y PRONOSTICADA.

Modelo 1

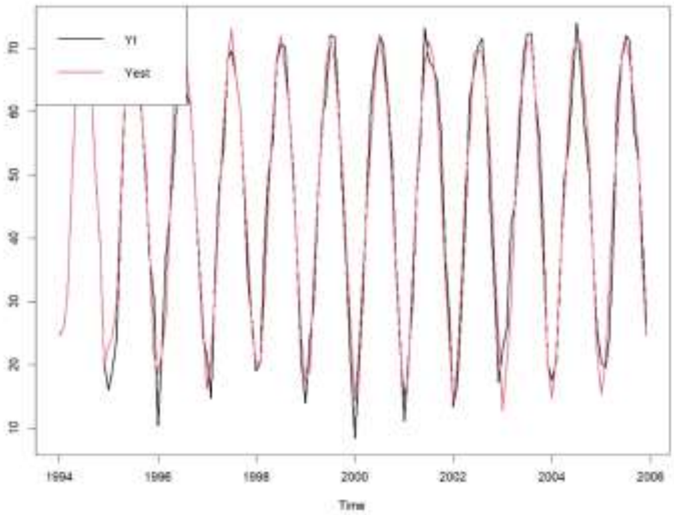
```
Yt_S <- mod1$fitted
grafico_comparativo <- cbind(Yt, Yt_S)
ts.plot(grafico_comparativo, col = c(1:2), lwd = 2)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

```r
legend("topleft", c("Yt", "Yest"), lty=c(1,1), col=c(1:2), lwd = 2)
```

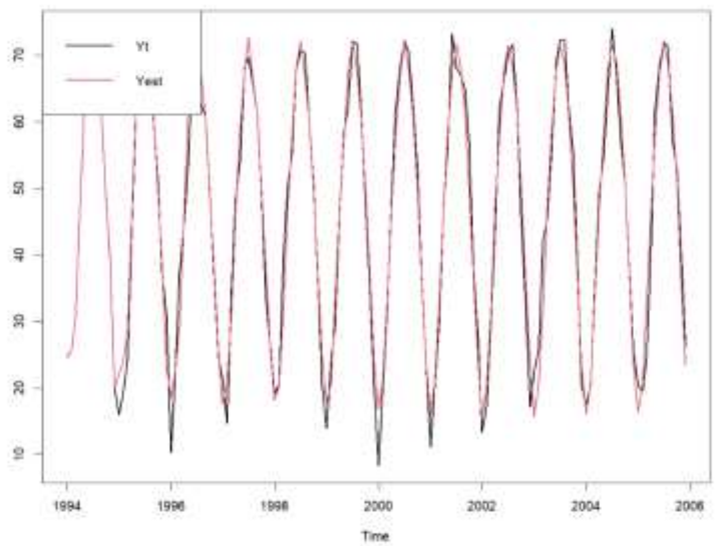



```r
Yt_S2 <- mod2$fitted
grafico_comparativo2 <- cbind(Yt, Yt_S2)
ts.plot(grafico_comparativo2, col = c(1:2), lwd = 2)
legend("topleft", c("Yt", "Yest"), lty=c(1,1), col=c(1:2), lwd = 2)
```



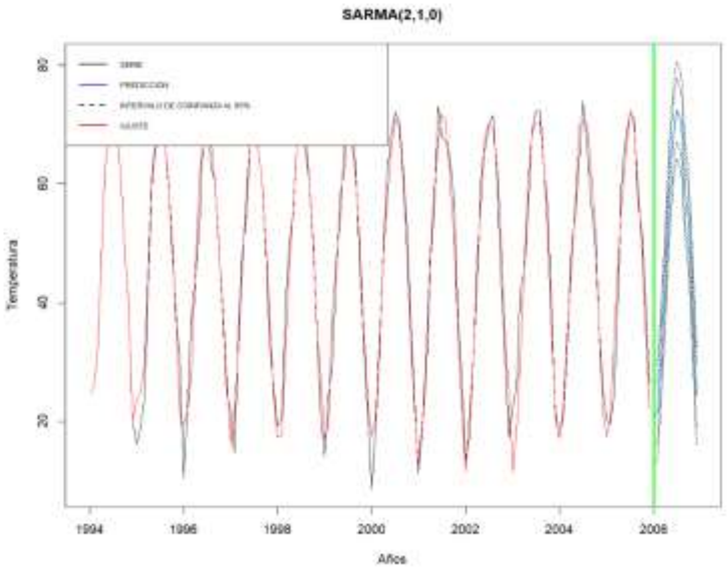

```r
Yt_S3 <- mod3$fitted
grafico_comparativo3 <- cbind(Yt, Yt_S3)
ts.plot(grafico_comparativo3, col = c(1:2), lwd = 2)
legend("topleft", c("Yt", "Yest"), lty=c(1,1), col=c(1:2), lwd = 2)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul



Gráfica del ajuste y pronóstico con valores reales
MODELO 1

```
plot(pron, shaded = FALSE, xlab = "Años", ylab = "Temperatura",main =
"SARMA(2,1,0)")
lines(pron$fitted, col = "red")
legend("topleft", legend=c("SERIE", "PREDICCION", "INTERVALO DE
COINFIANZA AL 95%", "AJUSTE"),col=c("black", "blue", "black", "red"),
lty=c(1,1,2,1), lwd = 2,cex = 0.6)
abline(v=2006, lwd = 3, col="green")
```

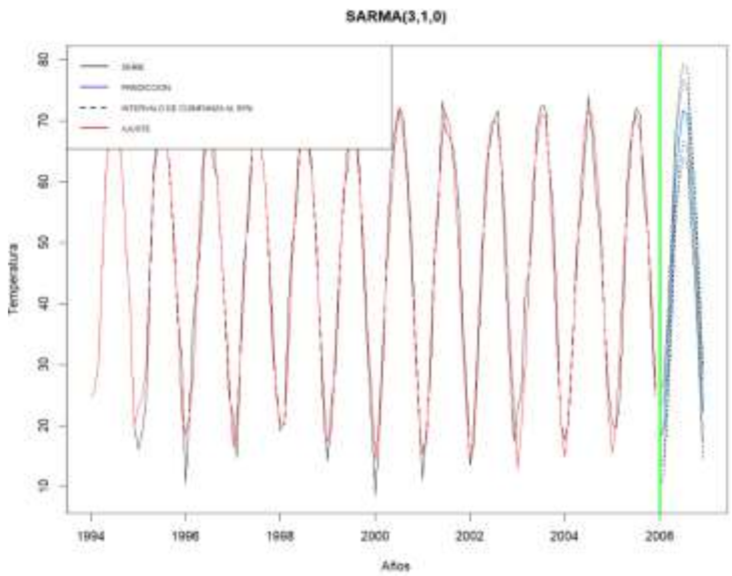


MODELO 2

```
plot(pron2, shaded = FALSE, xlab = "Años", ylab = "Temperatura",main
= "SARMA(3,1,0)")
lines(pron2$fitted, col = "red")
```

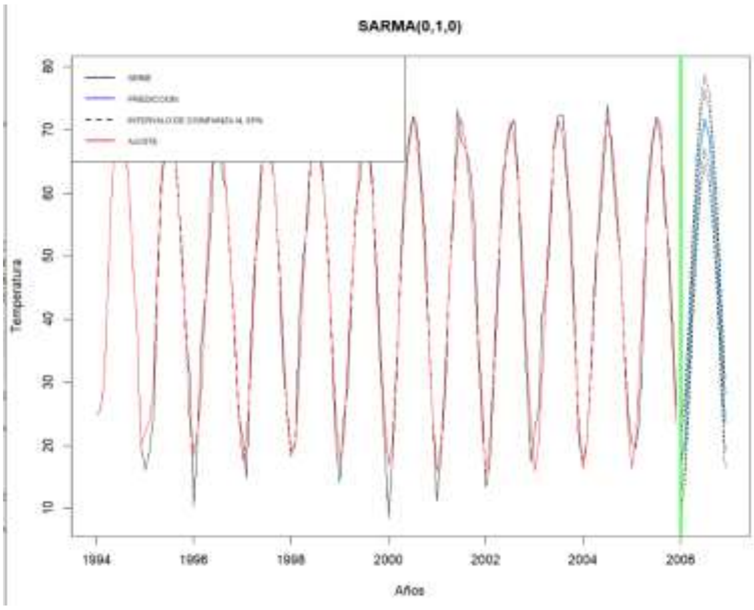
Alumno: Maye Mamani Victor Raul

```
legend("topleft", legend=c("SERIE", "PREDICCION", "INTERVALO DE
COINFIANZA AL 95%", "AJUSTE"),col=c("black", "blue", "black", "red"),
lty=c(1,1,2,1), lwd = 2,cex = 0.6)
abline(v=2006, lwd = 3, col="green")
```



MODELO 3

```
plot(pron3, shaded = FALSE, xlab = "Años", ylab = "Temperatura",main
= "SARMA(0,1,0)")
lines(pron3$fitted, col = "red")
legend("topleft", legend=c("SERIE", "PREDICCION", "INTERVALO DE
COINFIANZA AL 95%", "AJUSTE"),col=c("black", "blue", "black", "red"),
lty=c(1,1,2,1), lwd = 2,cex = 0.6)
abline(v=2006, lwd = 3, col="green")
```



Alumno: Maye Mamani Victor Raul

Métricas basadas en el error

```
accuracy(Pron1)
                      ME     RMSE      MAE       MPE     MAPE      MASE
ACF1
Training set -0.1083612 3.986116 2.947049 -2.127589 9.655297 0.7865153
0.08213804
```

```
accuracy(Pron2)
                      ME     RMSE      MAE       MPE     MAPE      MASE
ACF1
Training set -0.1418842 3.732405 2.797088 -2.149689 8.981968 0.7464933
0.07438451
```

```
accuracy(Pron3)
                      ME     RMSE     MAE       MPE     MAPE      MASE
ACF1
Training set -0.1628102 3.314491 2.46352 -2.580408 8.282389 0.6574699
0.07191584
```

Basado en las métricas MAE y RMSE, el modelo 3 es el que mejor rendimiento tiene con el menor MAE y RMSE

AIC Y BIC

```
AIC(mod1); BIC(mod1)
[1] 761.6553
[1] 770.3037
```

```
AIC(mod2); BIC(mod2)
[1] 751.2253
[1] 762.7565
```

```
AIC(mod3); BIC(mod3)
[1] 736.2537
[1] 742.0193
```

Conclusión: Elección del Modelo SARIMA

Modelos Evaluados:

1. **SARIMA(1,1,0)(1,0,0)[12]**
   - **RMSE**: 3.986116
   - **MAE**: 2.947049
   - **AIC**: 761.6553
   - **BIC**: 770.3037
2. **SARIMA(0,1,5)(1,0,0)[12]**
   - **RMSE**: 3.732405
   - **MAE**: 2.797088
   - **AIC**: 751.2253
   - **BIC**: 762.7565
3. **SARIMA(1,1,2)(1,0,0)[12]**
   - **RMSE**: 3.314491
   - **MAE**: 2.46352
   - **AIC**: 736.2537
   - **BIC**: 742.0193

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

Elección del Mejor Modelo:

Basado en los resultados de las métricas y los criterios de información (AIC y BIC):

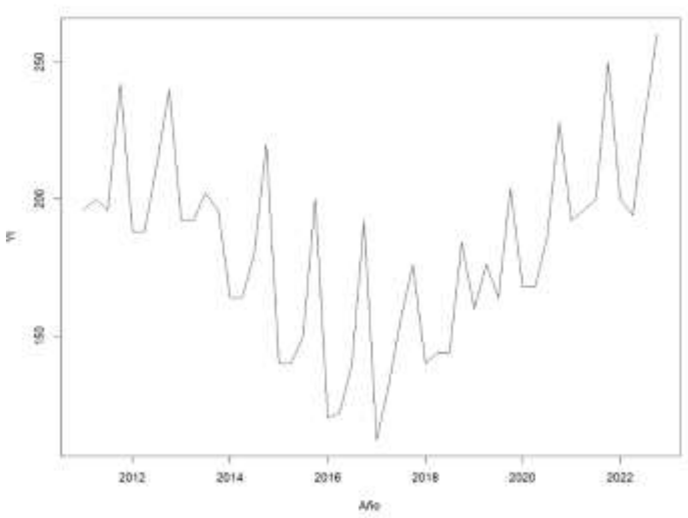
- El modelo **SARIMA(1,1,2)(1,0,0)[12]** tiene el menor RMSE (3.314491) y MAE (2.46352) entre los modelos evaluados.
- Además, presenta el menor AIC (736.2537) y BIC (742.0193), lo cual indica un mejor ajuste del modelo a los datos en comparación con los otros modelos evaluados.

Por lo tanto, el SARIMA(1,1,2)(1,0,0)[12] es el modelo recomendado basado en las métricas de evaluación (RMSE, MAE) y los criterios de información (AIC, BIC). Este modelo parece ofrecer la mejor combinación de precisión en la predicción y ajuste al conjunto de datos observados.

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

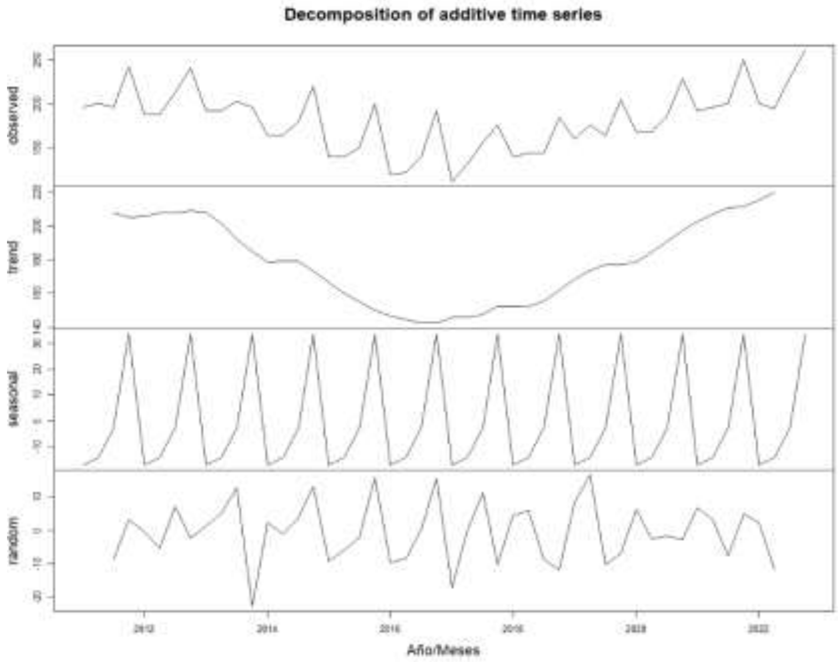
CASO 2: VENTAS DE LIBRERÍA UNIVERSITARIA

```
library(forecast)#modelo ARIMA
library(tseries)#Para series de tiempo
library(TSstudio)#correlograma parte regular y estacional
library(TSA)#modelos ARMA
library(ggplot2)#para hacer graficos
library(urca)#para hacer test de raiz unitaria (detectar hay)
library(dplyr)#para la manipulacionde datos
library(lmtest)#inferencia para los coeficioentes
library(MASS)#transformacion de Box-Cox
library(nortest)#pruebas de normalidad
library(mFilter)#para hoodrick - prescot
library(zoo)
library(TTR)
library(sandwich)
library(strucchange)#para analisis de estabilidad - Chow
library(survival)
library(fitdistrplus)

datos <- read_excel("F:\\777--Programacion
repos\\Una\\r\\data\\actividad-07.xlsx",sheet = "02")
View(datos)


# 1) IDENTIFICACION
# Graficar la serie
Yt <- ts(datos$Ventas, start = c(2011, 1), frequency = 4)
plot(Yt, xlab = "Año", ylab ="Yt" )
```



Como se puede apreciar la serie tiene una tendencia el cual decrece asta el año 2017 y a partir de hay la serie tiene una tendencia creciente pero en cuanto a la estacionariedad en varianza tiene indicios que si hay estacionariedad en varianza.

Alumno: Maye Mamani Victor Raul



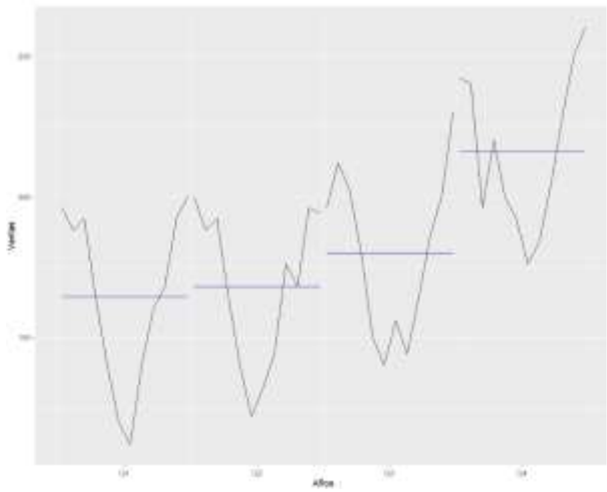
Tras la descomposición de la serie se puede observar que si existe tendencia tal como se describió al inicio, y entre otros factores como la parte aleatoria.

1 Identificación

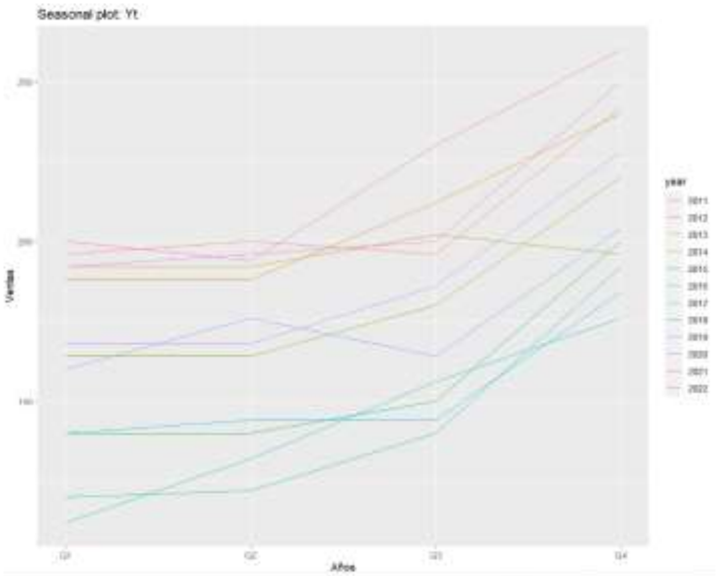
1. 1 Análisis de la tendencia y la estacionalidad

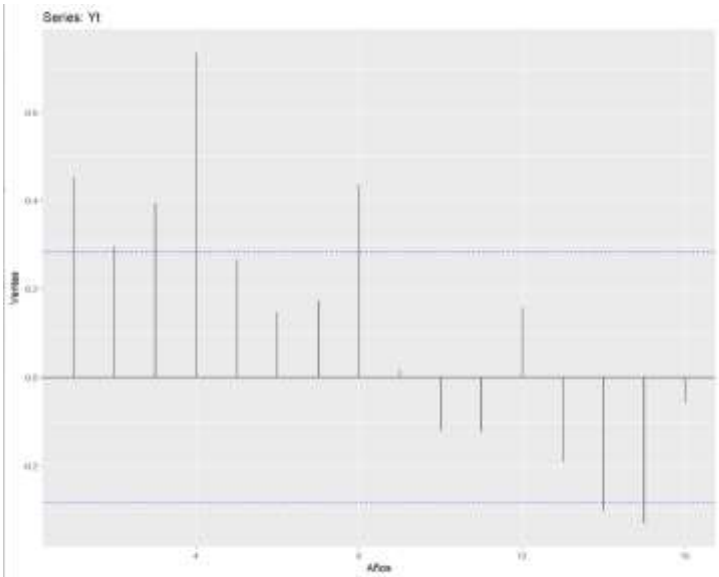
1.1.1 Estacionalidad

```
# Estacionalidad
ggsubseriesplot(Yt, xlab = "Años", ylab = "Ventas" )
ggseasonplot(Yt, xlab = "Años",ylab = "Ventas" )
ggAcf(Yt, xlab = "Años", ylab = "Ventas")
```



Alumno: Maye Mamani Victor Raul



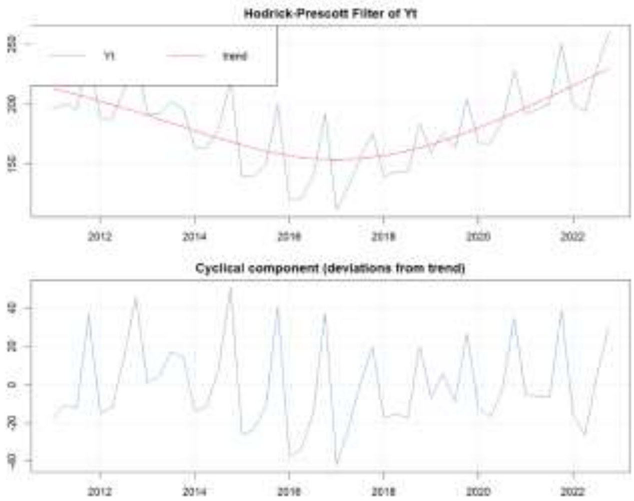


Como se puede apreciar en las líneas apiladas y las líneas separadas se observa que no presentan indicios de estacionalidad en la serie temporal el cual se confirma con el correlograma que tiene uncomportamiento en el que decrece lentamente lo cual es una clara señal que no existe la estacionariedad en la serie.

1.1.2 Análisis de tendencia

```
#Análisis de tendencia
lambda_hp <- 1600
data_hp <- hpfilter(data_ts, type="lambda", freq=lambda_hp)
plot(data_hp)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

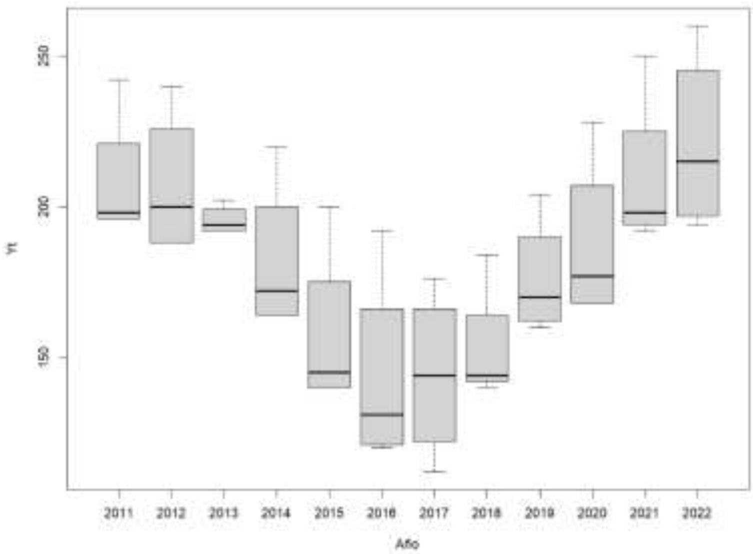


Se aprecia que la tendencia inicialmente decrece hasta el año 2017 y de ahí en adelante crece.

1.2 Análisis de estacionariedad

1.2.1 Estacionariedad en varianza

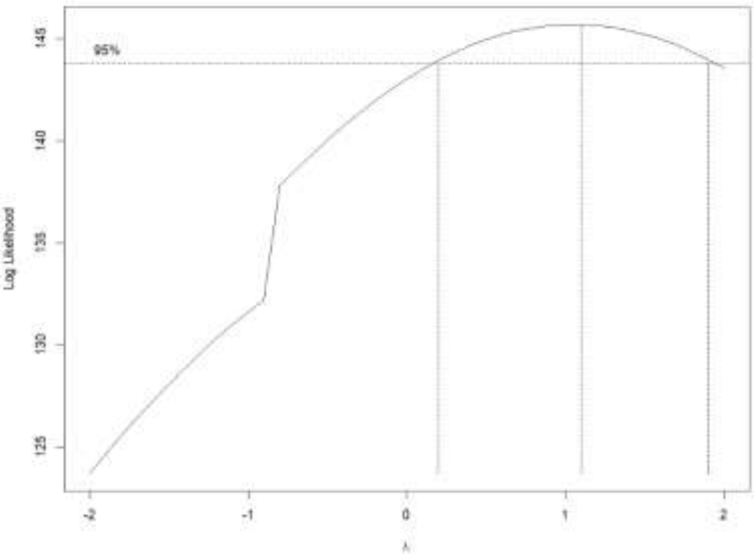
```
boxplot(datos$Ventas ~ datos$Año, xlab = "Año", ylab="Yt")
```



Dado el grafico podemos inferir que la siete tiene un comportamiento en el cual parece presentar la estacionariedad varianza si no fuera por la tercera caja que muestra tener una variación.

```
b <- BoxCox.ar(Yt)
lambda <- b$mle
round(lambda,2)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

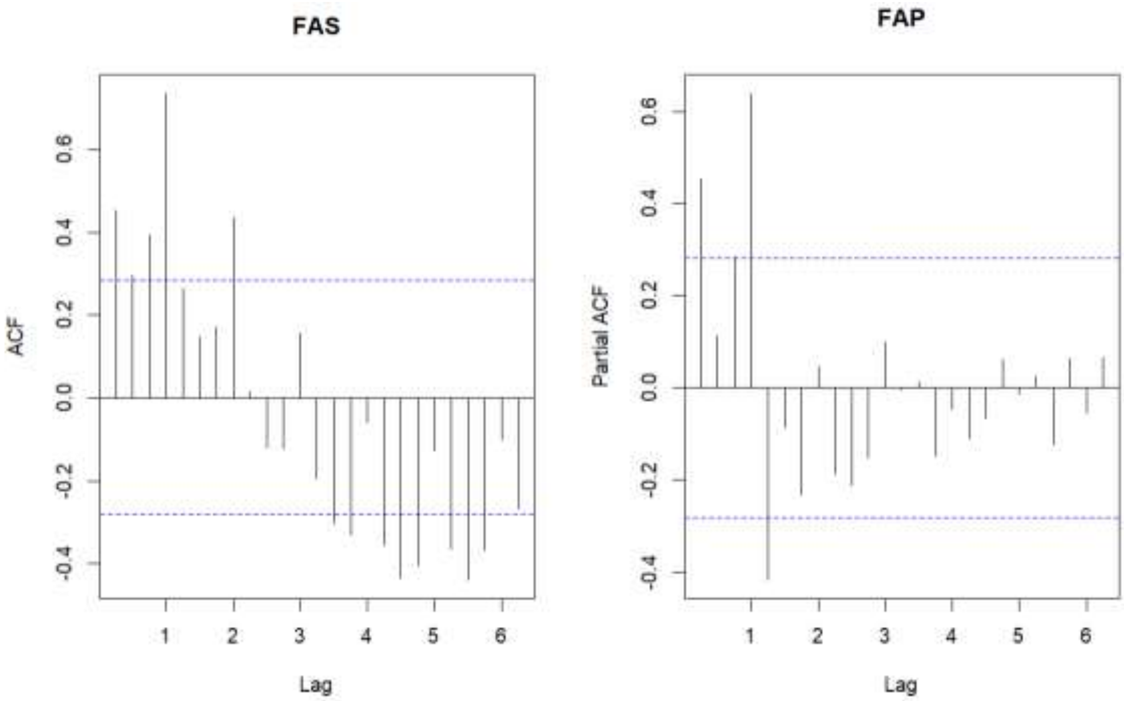



```
[1] 1.1
```

Segun el dato 1.1 y el grafico de boxcox se puede apreciar que la serie no necesita una transformación por lo que podemos estar afirmando que si es estacionaria en varianza.

1.2.2 Estacionariedad en media

```
par(mfrow = c(1,2))
FAS <- acf(Yt,lag.max = 25, main = "FAS")
FAP <- pacf(Yt, lag.max = 25, main = "FAP")
```



Dado el grafico del FAS observamos que decrece lentamente y en el FAP el retardo 9 recién llega a 0 lo que es un gran indicio de que la serie no es estacionaria en media, por tanto, se debe hacer una diferenciación para estabilizarlo.

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

PARTE REGULAR

```
data_adf <- ur.df(Yt,type="drift", lags = 1)
summary(data_adf)

###############################################
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
###############################################

Test regression drift


Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 + 1 + z.diff.lag)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-68.867 -18.850  -4.859  21.205  57.345 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)  
(Intercept)  75.2917    30.3705   2.479   0.0172 *
z.lag.1      -0.4102     0.1670  -2.456   0.0182 *
z.diff.lag   -0.1473     0.1600  -0.920   0.3625  
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 31.35 on 43 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2356,	Adjusted R-squared:    0.2 
F-statistic: 6.625 on 2 and 43 DF,  p-value: 0.003104


Value of test-statistic is: -2.456 3.0737 

Critical values for test statistics: 
      1pct  5pct 10pct
tau2 -3.58 -2.93 -2.60
phi1  7.06  4.86  3.94
```

Observamos que el T calculado (-1.7121) es MAYOR que el T critico (-3.45) por tanto se acepta la hipótesis nula de la existencia de raíz unitaria, es decir que la serie NO ES ESTACIONARIA

PARTE ESTACIONAL

```
data_adf2 <- ur.df(Yt , lags = 4)
summary(data_adf2)
###############################################
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
###############################################

Test regression none


Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 - 1 + z.diff.lag)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-39.801  -8.880  -3.702  12.350  38.205 

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
```

```
z.lag.1       0.003761   0.014585   0.258  0.79791
z.diff.lag1 -0.452482   0.142315  -3.179  0.00293 **
z.diff.lag2 -0.447225   0.149674  -2.988  0.00490 **
z.diff.lag3 -0.353588   0.152878  -2.313  0.02624 *
z.diff.lag4  0.492846   0.142303   3.463  0.00134 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 17.13 on 38 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.7785,	Adjusted R-squared:  0.7493
F-statistic: 26.71 on 5 and 38 DF,  p-value: 1.759e-11


Value of test-statistic is: 0.2579

Critical values for test statistics:
      1pct  5pct 10pct
tau1 -2.62 -1.95 -1.61
```

En la parte regular tenemos t-calculado = -0.036 lo cual es mayor que el t-critico = -1.95 por tanto se rechaza la hipotesis nula de la existencia de la raiz unitaria, es decir que la serie no es estacionaria en media en la estructura Regular.

En la parte ESTACIONAL tenemos t-caculado = 0.2579 lo cual es mayor que el t-critico = -1.95 por tanto se rechaza la hipotesis nula de la existencia de la raiz unitaria, es decir que la serie no es estacionaria en media en la estructura estacional por tanto se necesita realizar la diferenciacion en la parte regular y estacional.

Diferenciamos debido a que la serie no es estacionaria - PARTE REGULAR

```
par(mfrow=c(1,1))
D1.Yt <- diff(Yt);
plot(D1.Yt,xlab="tiempo", ylab= "Ventas" )

# PRUEBA DE dF para la parte regular
D1.Yt_adf <- ur.df(D1.Yt, lags = 1)
summary(D1.Yt_adf)
###############################################
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
###############################################

Test regression none


Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 - 1 + z.diff.lag)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-52.521 -18.555  -6.299  20.322  62.184

Coefficients:
           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
z.lag.1     -1.9387     0.2379  -8.148 2.93e-10 ***
```

```
z.diff.lag   0.4195     0.1438   2.917   0.0056 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 30.62 on 43 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.7294,	Adjusted R-squared:  0.7168
F-statistic: 57.95 on 2 and 43 DF,  p-value: 6.242e-13


Value of test-statistic is: -8.1482

Critical values for test statistics:
      1pct  5pct 10pct
tau1 -2.62 -1.95 -1.61
```

Con la prueba de dickey fuller aumentada observamos que el T calculado (-8.1482) es MENOR que el T critico (-1.95) por tanto, rechazamos la hipotesis nula de no estacionariedad y se concluye que la serie ES ESTACIONARIA EN MEDIA EN SU PARTE REGULAR

Diferenciacion PARTE ESTACIONAL

```
D4.D1.Yt <- diff(Yt,4)

#raiz unitaria parte estacional
D4.D1.Yt_adf <- ur.df(D4.D1.Yt,lags = 4)
summary(D4.D1.Yt_adf)
```

```
############################################### 
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test # 
############################################### 

Test regression none 


Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 - 1 + z.diff.lag)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-44.808  -9.101  -0.004   9.938  35.864 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
z.lag.1     -0.22327    0.18158  -1.230    0.227
z.diff.lag1 -0.32948    0.20987  -1.570    0.126
z.diff.lag2 -0.27542    0.21017  -1.310    0.199
z.diff.lag3 -0.06103    0.19482  -0.313    0.756
z.diff.lag4 -0.24050    0.17027  -1.412    0.167

Residual standard error: 17.02 on 34 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3237,	Adjusted R-squared:  0.2242 
F-statistic: 3.254 on 5 and 34 DF,  p-value: 0.01656


Value of test-statistic is: -1.2296 

Critical values for test statistics: 
      1pct  5pct 10pct
tau1 -2.62 -1.95 -1.61
```

Viendo el gráfico vemos que claramente se ha estabilizado en media. Y confirmando esto con la prueba de dickey fuller aumentada observamos que el T calculado (-1.2296) es MAYOR que el T critico (-1.95) por tanto,

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

aceptamos la hipotesis nula de no estacionariedad y se concluye que la serie NO ES ESTACIONARIA EN MEDIA EN SU PARTE ESTACIONAL.

```
D4D4.D1.Yt <- diff(D4.D1.Yt,4)
D4D4.D1.Yt_adf <- ur.df(D4D4.D1.Yt,lags = 4)
summary(D4D4.D1.Yt_adf)
```

```
###############################################
# Augmented Dickey-Fuller Test Unit Root Test #
###############################################

Test regression none


Call:
lm(formula = z.diff ~ z.lag.1 - 1 + z.diff.lag)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-41.061  -9.650  -1.388  10.320  35.235

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
z.lag.1      -2.9621     0.6247  -4.742 3.94e-05 ***
z.diff.lag1   1.3885     0.5330   2.605   0.0137 *
z.diff.lag2   0.9410     0.4320   2.178   0.0366 *
z.diff.lag3   0.6882     0.3003   2.292   0.0284 *
z.diff.lag4   0.2574     0.1702   1.512   0.1400
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 17.07 on 33 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.7568,	Adjusted R-squared:  0.7199
F-statistic: 20.53 on 5 and 33 DF,  p-value: 2.817e-09


Value of test-statistic is: -4.742

Critical values for test statistics:
      1pct  5pct 10pct
tau1 -2.62 -1.95 -1.61
```

Tenemos t-calculado = -4.742 lo cual es menor que el t-critico = -1.95 por tanto se acepta la hipotesis nula de la existencia de la raiz unitaria el cual se corrobora con el grafico.

1.3 Identificación del modelo estacionario

1.3.1 Identificación de las órdenes p y q

```
ts_cor(D4D4.D1.Yt,lag.max = 50)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

Planteamos los modelos:

MODELO 1: SARIMA (0,1,1)(0,1,1)4

MODELO 2: SARIMA (1,1,0)(0,1,1)4

MODELO 3: SARIMA (0,1,0)(0,1,1)4

MODELO 4: SARIMA (1,1,1,)(0,1,0,)4

2 Estimación

```
modelo1 <- Arima(Yt, order = c(0,1,1), seasonal = list(order =
c(1,2,1)))
coeftest(modelo1)

z test of coefficients:

     Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)    
ma1  -0.64678    0.12833 -5.0400 4.656e-07 ***
sar1 -0.22605    0.16566 -1.3645    0.1724    
sma1 -0.99999    0.18101 -5.5246 3.302e-08 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

modelo2 <- Arima(Yt, order = c(0,1,1), seasonal = list(order =
c(0,1,1)))
coeftest(modelo2)

z test of coefficients:

     Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)    
ma1  -0.53259    0.15051 -3.5385 0.0004024 ***
sma1 -0.56678    0.27880 -2.0329 0.0420583 *  
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
modelo3 <- Arima(Yt, order = c(0,1,1), seasonal = list(order =
c(0,1,0)))
coeftest(modelo3)

z test of coefficients:

    Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)
ma1 -0.69300    0.11788 -5.8789 4.129e-09 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

```
modelo4 <- Arima(Yt, order = c(0,1,0), seasonal = list(order =
c(0,1,1)))
coeftest(modelo4)

z test of coefficients:

     Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
sma1 -1.00000    0.33424 -2.9919 0.002773 **
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

3 Validación

3.1 Análisis de los coeficientes estimados

3.1.1 Significación de los coeficientes

```
coeftest(modelo1)

z test of coefficients:

     Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)
ma1  -0.64678    0.12833 -5.0400 4.656e-07 ***
sar1 -0.22605    0.16566 -1.3645    0.1724
sma1 -0.99999    0.18101 -5.5246 3.302e-08 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

```
coeftest(modelo2)

z test of coefficients:

     Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)
ma1  -0.53259    0.15051 -3.5385 0.0004024 ***
sma1 -0.56678    0.27880 -2.0329 0.0420583 *
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

```
coeftest(modelo3)

z test of coefficients:

    Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)
ma1 -0.69300    0.11788 -5.8789 4.129e-09 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

```
coeftest(modelo4)
```

```
z test of coefficients:

     Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
sma1 -1.00000    0.33424 -2.9919 0.002773 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

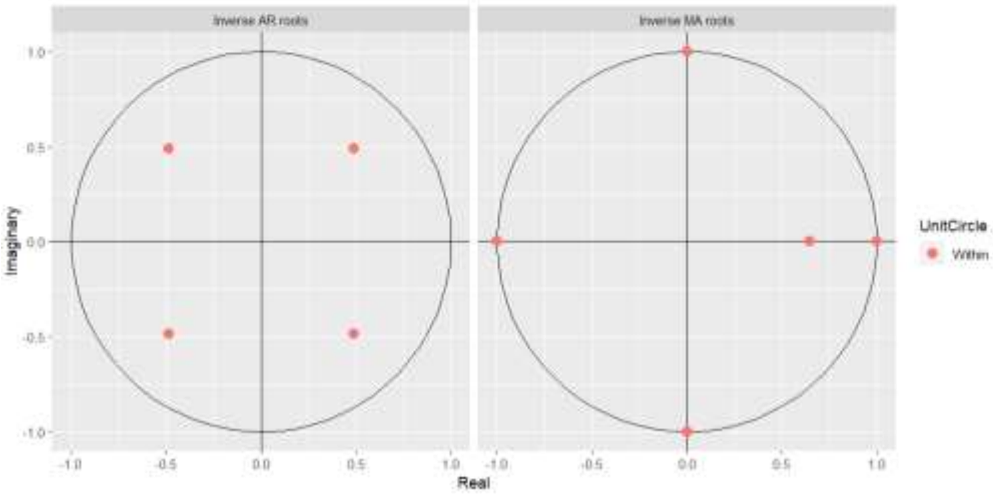
3.1.2 Examen de la matriz de correlaciones entre los coeficientes

```
vcov(mod1)
            sar1        sar2
sar1 0.008191179 0.003648156
sar2 0.003648156 0.008853282

vcov(mod2)
            sar1        sar2        sar3
sar1 0.007928069 0.005058438 0.002110606
sar2 0.005058438 0.009901841 0.004191203
sar3 0.002110606 0.004191203 0.009298398

vcov(mod3)
           sma1
sma1 0.01084332
```

Se observa claramente que NO hay coeficientes que esten cerca o sean superiores a 0.9, por tanto, podemos indicar que NO hay problema de multicolinealidad en los modelos propuestos.

3.1.3 Condición de convergencia e invertibilidad

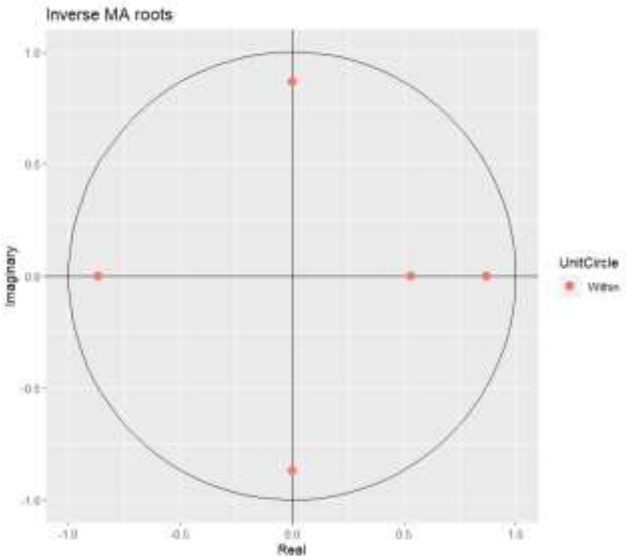
```
autoplot(mod1)
```



Dado para el primer modelo dado que los puntos estan dentro del circulo indica que son invertibles y estacinarios.

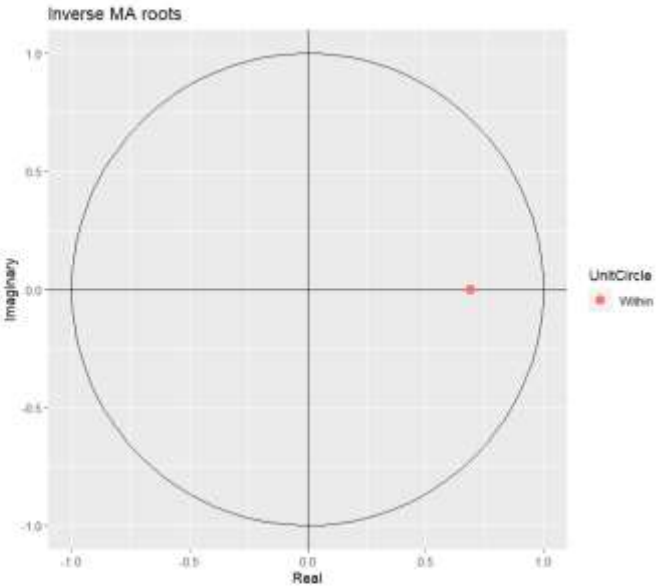
```
autoplot(mod2)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul



Para el segundo modelo ya que solo presenta la parte de ma() infiere que la parte autoregresiva ya presenta invertibilidad y estacionariedad. Pero segun el grafico se puede observar que que todo los puntos estan dentro del circulo señal clara de invertibilidad y estacionariedad.

```
autoplot(mod3)
```



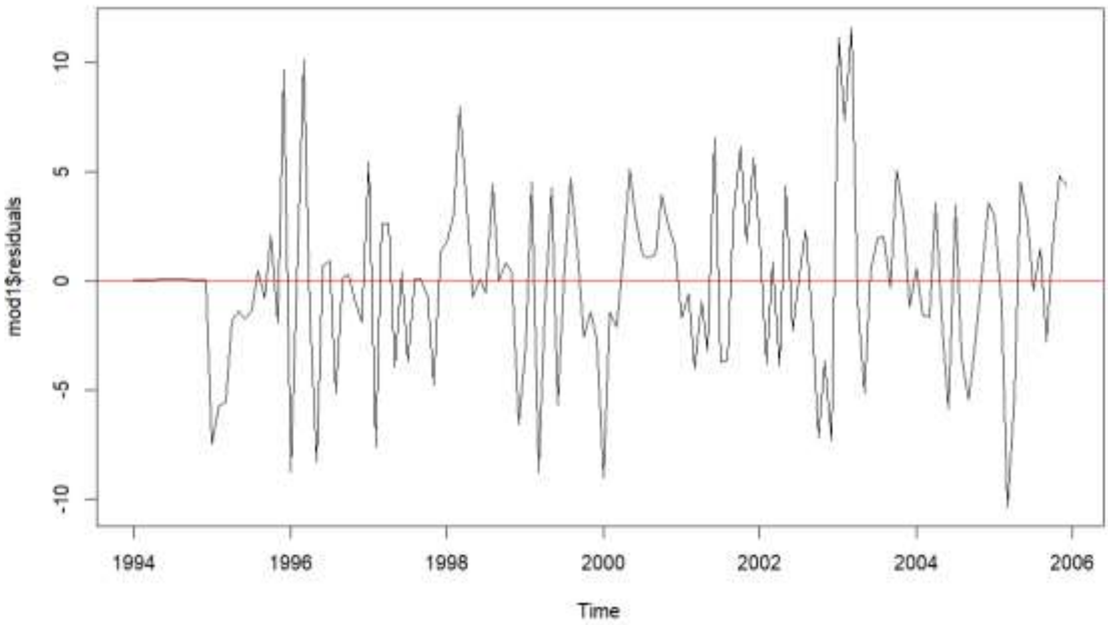
Dado que todo los puntos están dentro del circulo lo cual no indica que son invertibles y estacionarios.

3.2 Análisis de los residuos

3.2.1 Media es igual a cero

```
plot(mod1$residuals)
abline(h = 0, col = "red")
t.test(mod1$residuals, mu = 0)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

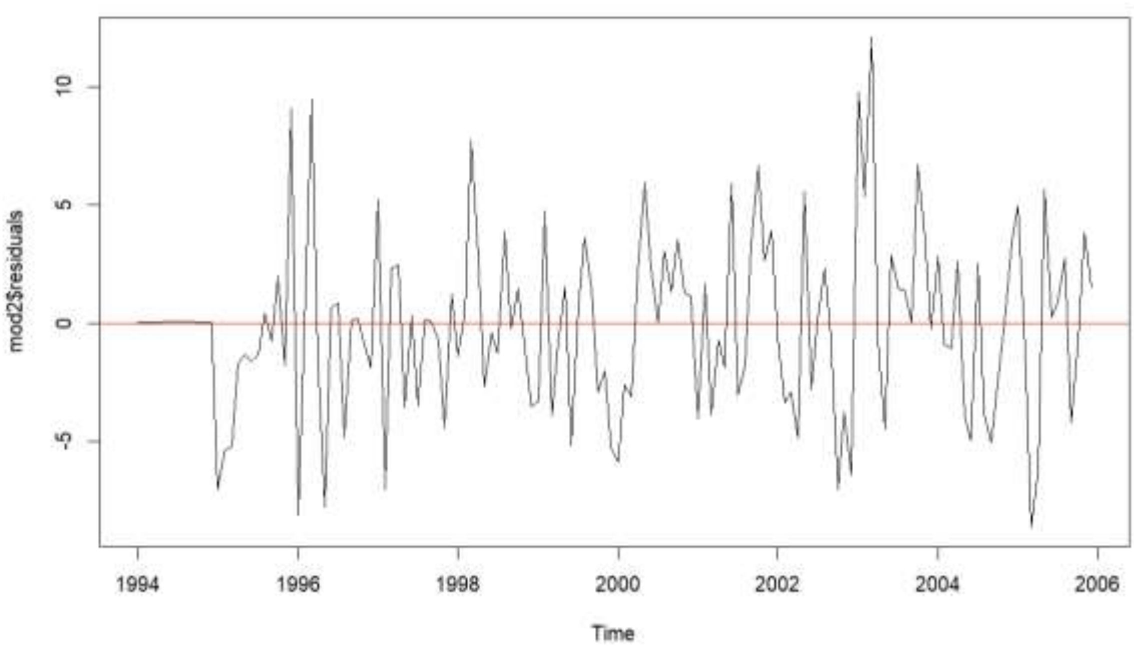



```
One Sample t-test

data:  mod1$residuals
t = -0.3252, df = 143, p-value = 0.7455
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -0.7670199  0.5502975
sample estimates:
 mean of x
-0.1083612
```

Parece indicar que un buen número de residuales están en torno a la media igual a cero. Para confirmar lo mencionado se realiza la prueba t: Como p = 0.7455 > α = 0.05, se acepta Ho, es decir la media es igual a cero.

```
plot(mod2$residuals)
abline(h = 0, col = "red")
t.test(mod2$residuals, mu = 0)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

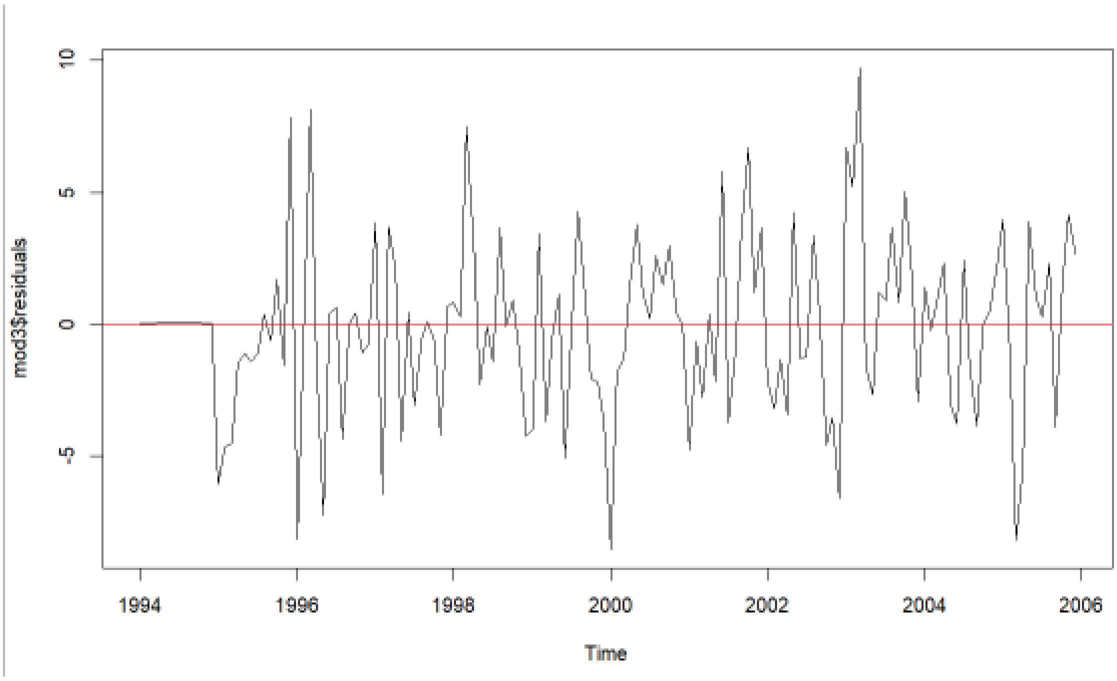



```
One Sample t-test

data:  mod2$residuals
t = -0.45491, df = 143, p-value = 0.6499
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -0.7584022  0.4746337
sample estimates:
 mean of x
-0.1418842
```

Parece indicar que un buen número de residuales están en torno a la media igual a cero. Para confirmar lo mencionado se realiza la prueba t: Como p = 0.6499 > α = 0.05, se acepta Ho, es decir la media es igual a cero.

```r
plot(mod3$residuals)
abline(h = 0, col = "red")
t.test(mod3$residuals, mu = 0)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

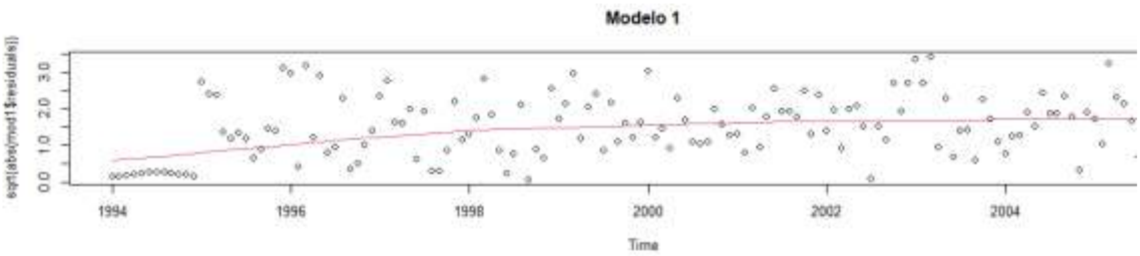


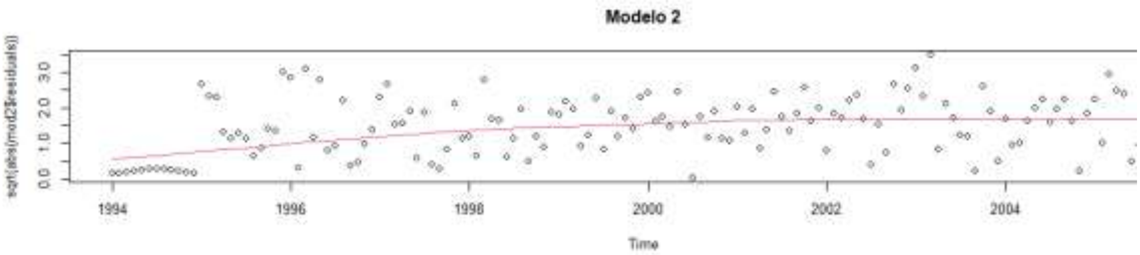

```
One Sample t-test

data:  mod3$residuals
t = -0.58811, df = 143, p-value = 0.5574
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -0.7100319  0.3844116
sample estimates:
 mean of x
-0.1628102
```

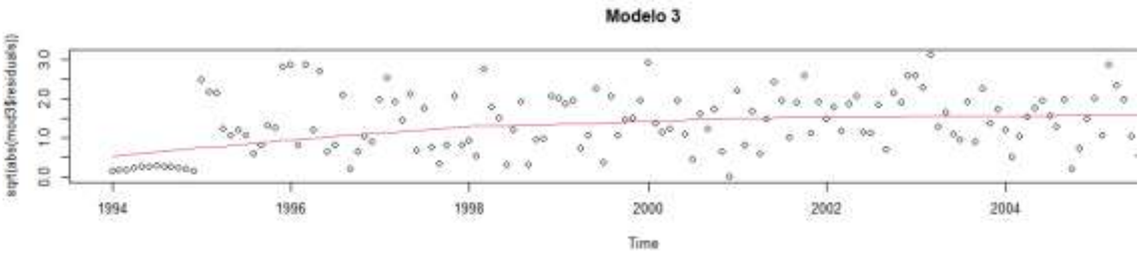
Parece indicar que un buen número de residuales están en torno a la media igual a cero. Para confirmar lo mencionado se realiza la prueba t: Como p = 0.5574 > α = 0.05, se acepta Ho, es decir la media es igual a cero.

3.2.2 Homocedasticidad o varianza constante

```
par(mfrow = c(3,1))
scatter.smooth(sqrt(abs(mod1$residuals)), lpars=list(col=2), main =
"Modelo 1")
scatter.smooth(sqrt(abs(mod2$residuals)), lpars=list(col=2), main =
"Modelo 2")
scatter.smooth(sqrt(abs(mod3$residuals)), lpars=list(col=2), main =
"Modelo 3")
```





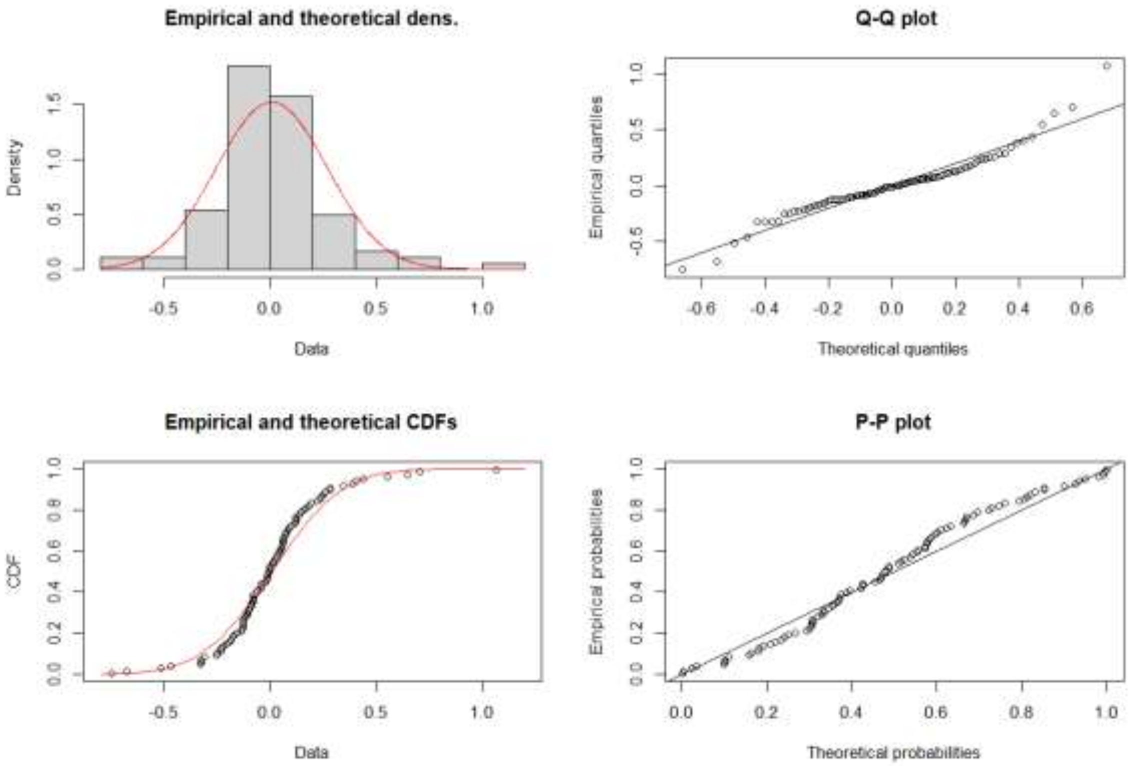


Se observa que los datos presentan una variabilidad considerable.

3.2.4 Contraste de normalidad

```
ajuste_m1<-fitdist(data = resid_m1, distr="norm")
plot(ajuste_m1)
JB_m1 <- jarque.bera.test(resid_m1)
JB_m1
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

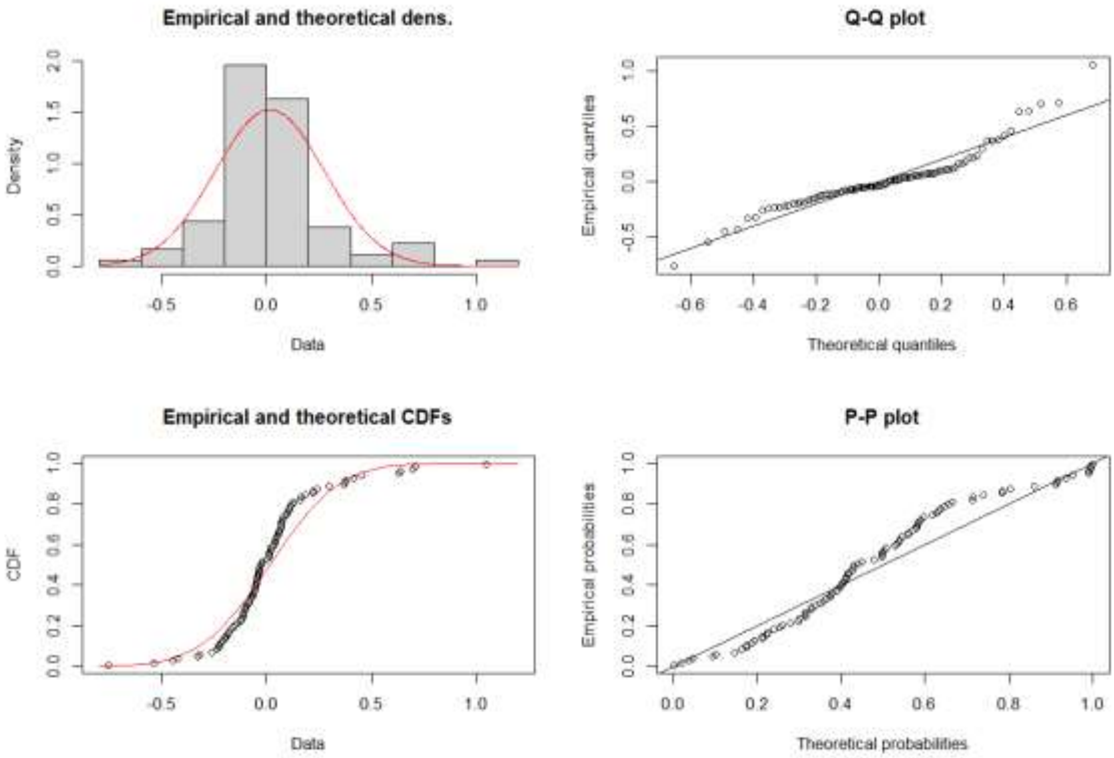



```
Jarque Bera Test

data:  resid_m1
X-squared = 41.778, df = 2, p-value = 8.471e-10
```

En las figuras se observa que los residuales del modelo 1 no presentan indicios de ajuste hacia la distribución normal. En la prueba JB, como p = 0.0000 < 0.05, se RECHAZA Ho, es decir, los residuos NO se aproximan a una distribución normal.

```
ajuste_m2<-fitdist(data = resid_m2, distr="norm")
plot(ajuste_m2)
JB_m2 <- jarque.bera.test(resid_m2)
JB_m2
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

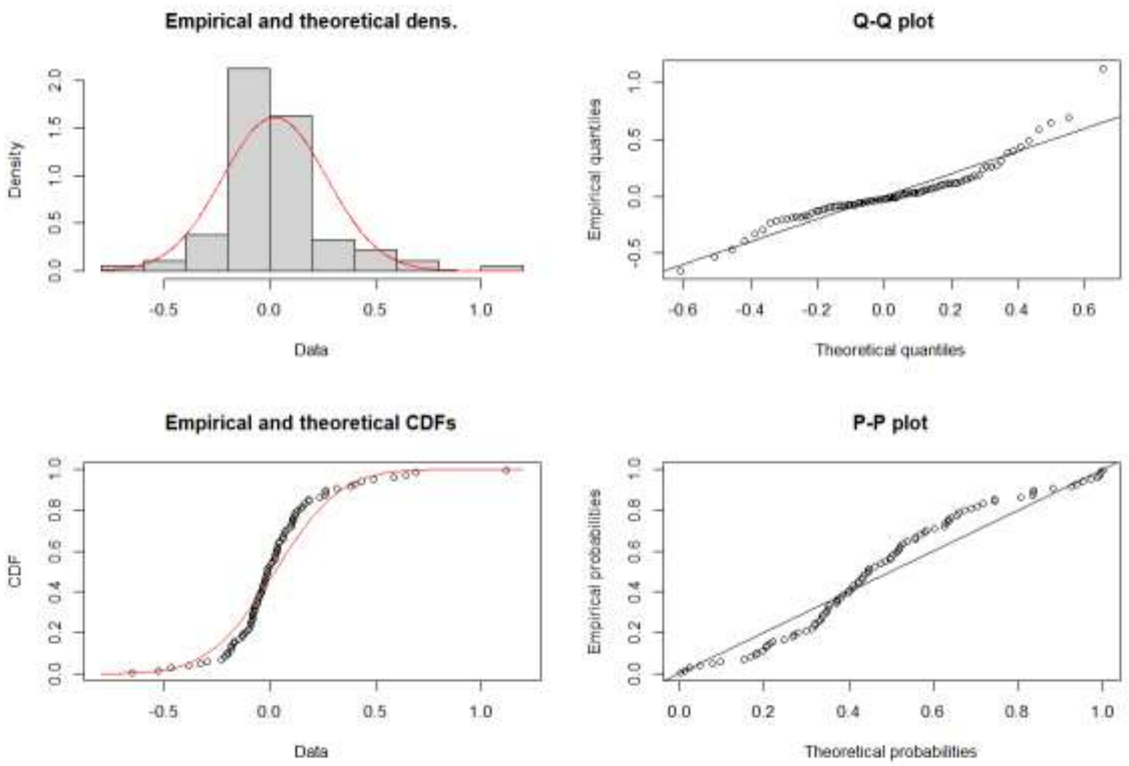



```
Jarque Bera Test

data:  resid_m2
X-squared = 47.925, df = 2, p-value = 3.919e-11
```

En las figuras se observa que los residuales del modelo 2 no presentan indicios de ajuste hacia la distribución normal. En la prueba JB, como p = 0.00011 < 0.05, se RECHAZA Ho, es decir, los residuos NO se aproximan a una distribución normal.

```
ajuste_m3<-fitdist(data = resid_m3, distr="norm")
plot(ajuste_m3)
JB_m3 <- jarque.bera.test(resid_m3)
JB_m3
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul




```
Jarque Bera Test

data:  resid_m3
X-squared = 87.238, df = 2, p-value < 2.2e-16
```

En las figuras se observa que los residuales del modelo 3 no presentan indicios de ajuste hacia la distribución normal. En la prueba JB, como p = 0.00000 < 0.05, se RECHAZA Ho, es decir, los residuos NO se aproximan a una distribución normal.

4 Pronostico

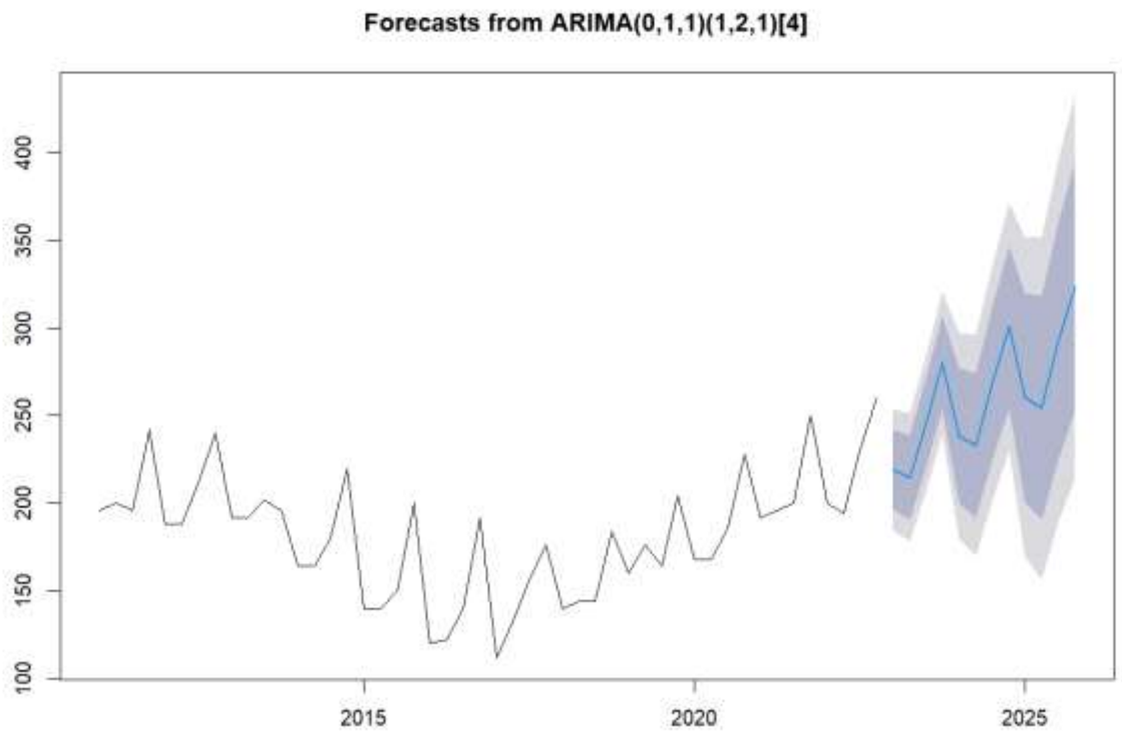
4.1Pronosticos de cada modelo

Modelo 1:

Pronóstico para la serie

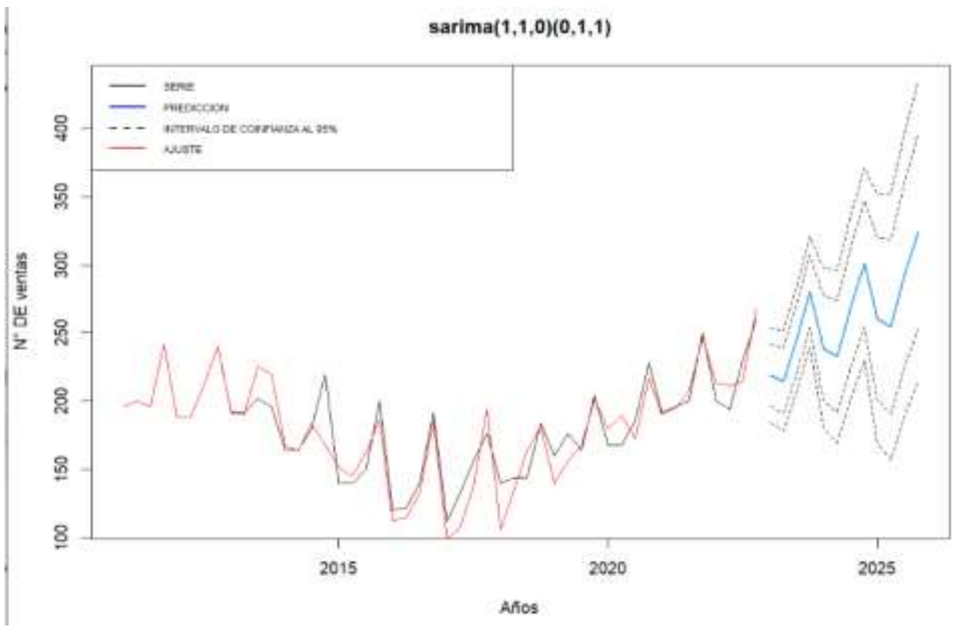
```
Pron <- forecast(modelo1,h=12)
plot(Pron)
summary(Pron)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul



Pronostico vs valores reales

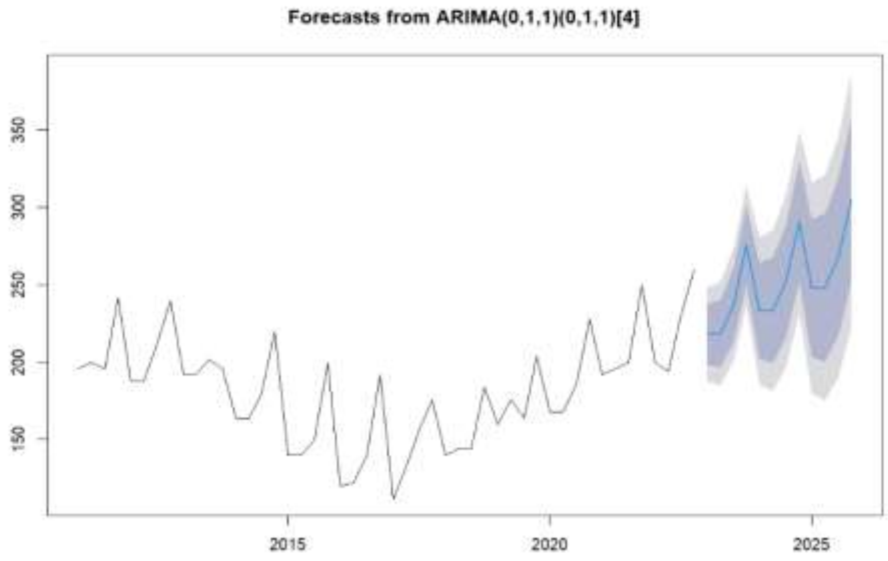
```
plot(Pron, shaded = FALSE, xlab = "Años", ylab = "N° DE ventas",main
= "sarima(1,1,0)(0,1,1)")
lines(Pron$fitted, col = "red")
legend("topleft", legend=c("SERIE", "PREDICCION", "INTERVALO DE
COINFIANZA AL 95%", "AJUSTE"),col=c("black", "blue", "black", "red"),
lty=c(1,1,2,1), lwd = 2,cex = 0.6)
```



Modelo 2:
Pronóstico para la serie

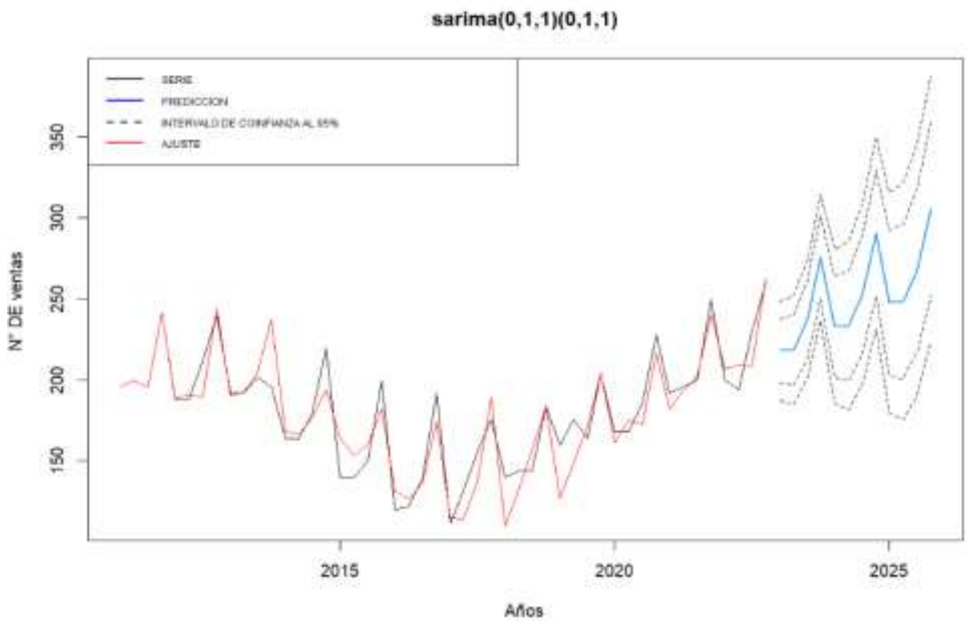
Alumno: Maye Mamani Victor Raul

```
Pron2 <- forecast(modelo2,h=12)
plot(Pron2)
summary(Pron2)
```



Pronostico vs valores reales

```
plot(Pron2, shaded = FALSE, xlab = "Años", ylab = "N° DE ventas
",main = "sarima(0,1,1)(0,1,1)")
lines(Pron2$fitted, col = "red")
legend("topleft", legend=c("SERIE", "PREDICCION", "INTERVALO DE
COINFIANZA AL 95%", "AJUSTE"),col=c("black", "blue", "black", "red"),
lty=c(1,1,2,1), lwd = 2,cex = 0.6)
```

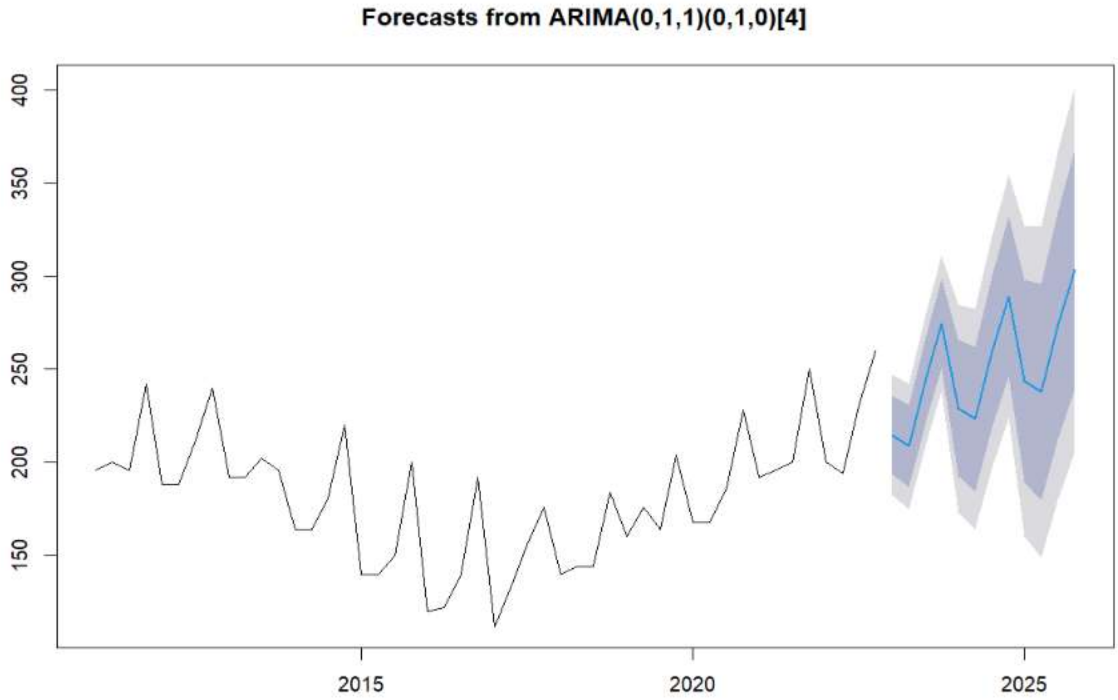


Modelo 3:
Pronóstico para la serie

```
Pron3 <- forecast(modelo3,h=12)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

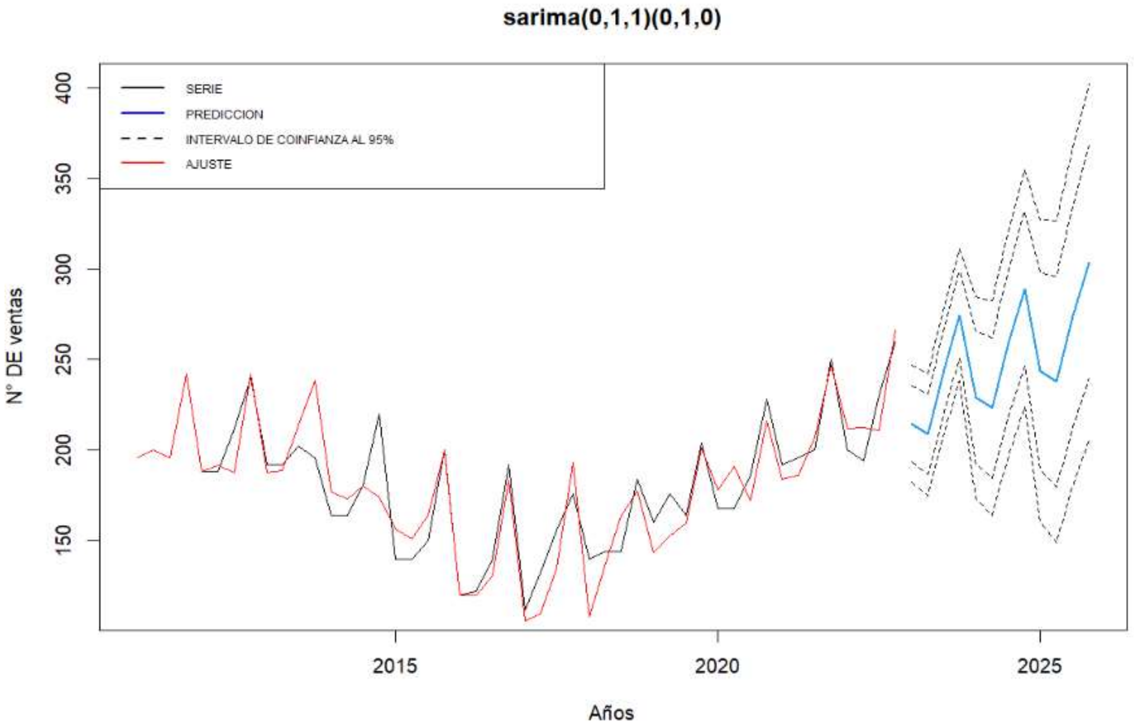
```r
plot(Pron3)
summary(Pron3)
```



Pronostico vs valores reales

```r
plot(Pron3, shaded = FALSE, xlab = "Años", ylab = "N° DE ventas",main
= "sarima(0,1,1)(0,1,0)")
lines(Pron3$fitted, col = "red")
legend("topleft", legend=c("SERIE", "PREDICCION", "INTERVALO DE
COINFIANZA AL 95%", "AJUSTE"),col=c("black", "blue", "black", "red"),
lty=c(1,1,2,1), lwd = 2,cex = 0.6)
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul



Métricas del modelo

accuracy(modelo1)

```
                     ME     RMSE     MAE      MPE     MAPE      MASE
ACF1
Training set 1.72136 14.63815 10.3043 1.177992 6.075034 0.5981389 0.00
03568487
```

accuracy(modelo2)

```
                     ME     RMSE      MAE      MPE     MAPE      MASE
ACF1
Training set 2.217023 14.30075 10.39466 1.054772 6.066516 0.6033838 -0
.03435107
```

accuracy(modelo3)

```
                     ME     RMSE     MAE       MPE    MAPE      MASE
ACF1
Training set 1.409756 15.37879 11.3276 0.7839319 6.51894 0.6575385 0.0
6208574
```

```
AIC(modelo1);BIC(modelo1)

[1] 348.2515
[1] 354.9057

AIC(modelo2);BIC(modelo2)

[1] 363.5213
[1] 368.8049

AIC(modelo3);BIC(modelo3)

[1] 366.4493
[1] 369.9717
```

Alumno: Maye Mamani Victor Raul

Conclusión

1. **Modelo 1:**
    - **RMSE:** 14.63815
    - **MAE:** 10.3043
    - **AIC:** 348.2515
    - **BIC:** 354.9057
2. **Modelo 2:**
    - **RMSE:** 14.30075
    - **MAE:** 10.39466
    - **AIC:** 363.5213
    - **BIC:** 368.8049
3. **Modelo 3:**
    - **RMSE:** 15.37879
    - **MAE:** 11.3276
    - **AIC:** 366.4493
    - **BIC:** 369.9717

Basado en estas métricas y criterios:

- El **Modelo 2** tiene el RMSE más bajo (14.30075) y un MAE comparativamente bajo (10.39466).
- Además, tiene el AIC más bajo (363.5213) y el BIC más bajo (368.8049), lo que indica un mejor ajuste del modelo en comparación con los otros dos.

Por lo tanto, según estas métricas y criterios, el **Modelo 2** sería la elección recomendada debido a su mejor desempeño general en la evaluación de la serie temporal.