Tabla de contenido

Actividad 5

Caso 1

1 Identificación

Grafica inicial de la serie:

1. 1 Análisis de la tendencia y la estacionalidad

1.2 Análisis de estacionariedad

1.2.1 Estacionariedad en varianza

1.2.2 Estacionariedad en media

1.3 Identificación del modelo estacionario

1.3.1 Identificación de las órdenes p y q

1.3.2 Inclusión del término independiente (δ) o intercepto

2 Estimación

3 Validación

3.1 Análisis de los coeficientes estimados

3.1.1 Significación de los coeficientes

3.1.2 Examen de la matriz de correlaciones entre los coeficientes

3.1.3 Condición de convergencia e invertibilidad

3.1.4 Análisis de la estabilidad

3.2 Análisis de los residuos

3.2.1 Media es igual a cero

3.2.2 Homocedasticidad o varianza constante

3.2.3 Ausencia de correlación serial

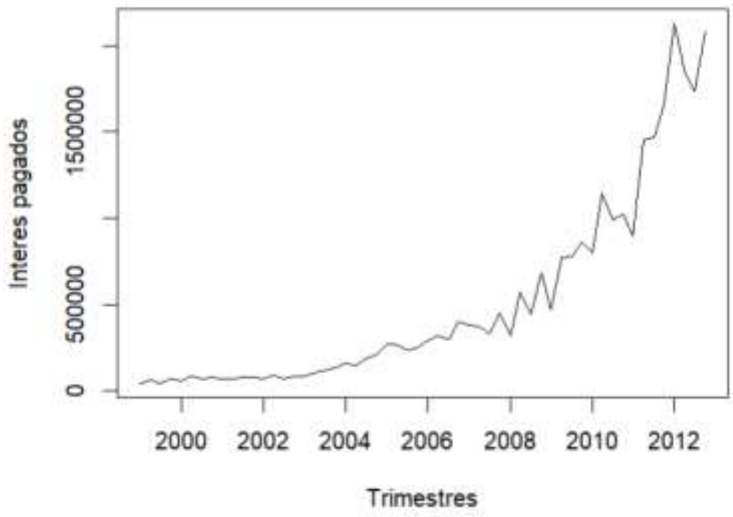
3.2.4 Contraste de normalidad

4 Pronostico

Conclusión

CASO 2: INTERESES PAGADOS AL EXTERIOR (IPE)

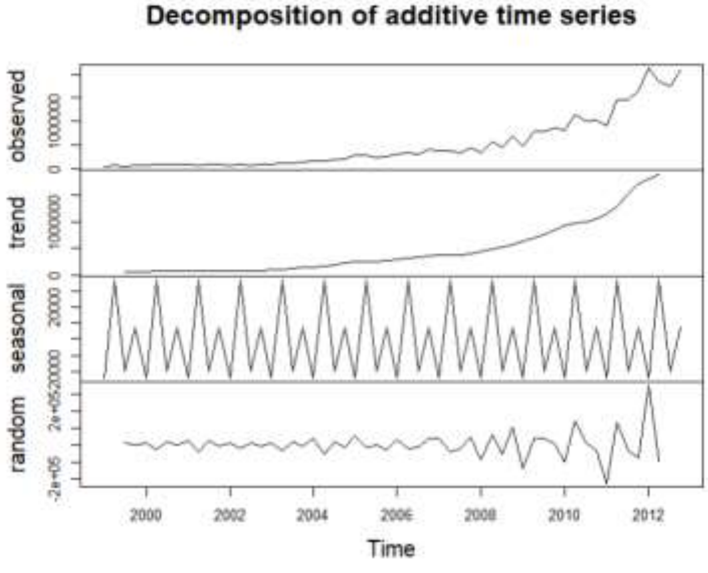
```r
data <- read_excel("F:\\777--Programacion
repos\\Una\\r\\data\\actividad-05.xlsx",sheet = "2")
View(data)
# Gráfica de la serie
data_ts <- ts(data$interes, start = c(1999,1), frequency = 4)
plot(data_ts, xlab="Trimestres", ylab="Interes pagados")
```



En primera instancia podemos visualizar una clara TENDENCIA creciente y la varianza no parece variar mucho. Y tendremos que realizar una análisis de estacionalidad dado que la seri es trimestral

1 Identificación

```r
#Descomposición de la serie
data_des <- decompose(data_ts, type = "additive")
plot(data_des,type="l")
```

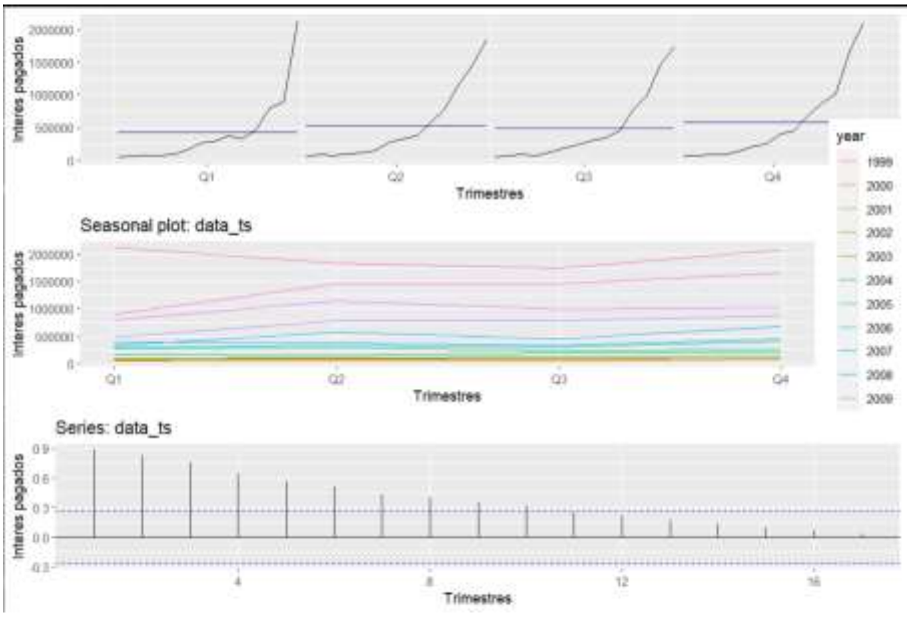


1. 1 Análisis de la tendencia y la estacionalidad

1.1.1 Estacionalidad

```r
#Graficos de la serie para identificar estacionalidad
plot1 <- ggsubseriesplot(data_ts, xlab = "Trimestres", ylab =
"Interes pagados")
plot2 <- ggseasonplot(data_ts, xlab = "Trimestres", ylab = "Interes
pagados")
```

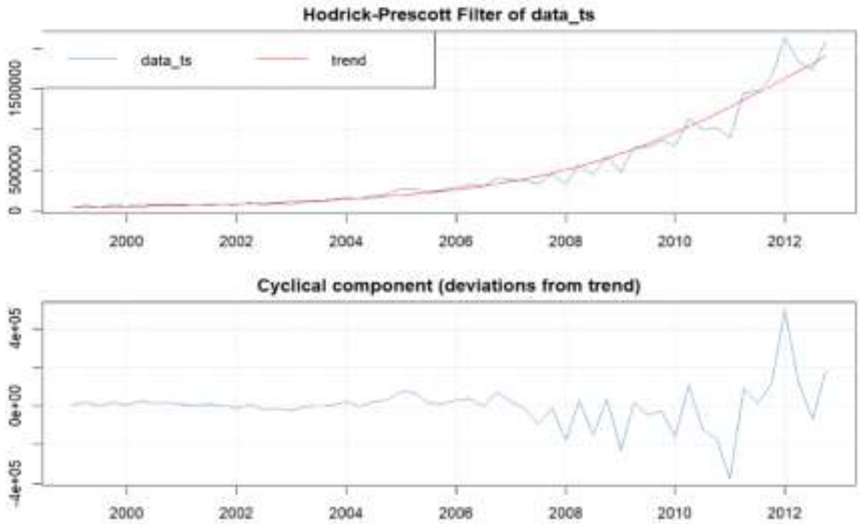
```
plot3 <- ggAcf(data_ts, xlab = "Trimestres", ylab = "Interes
pagados")

grid.arrange(plot1, plot2, plot3, ncol = 1)
```



Vemos que la serie no presenta estacionalidad

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)
```

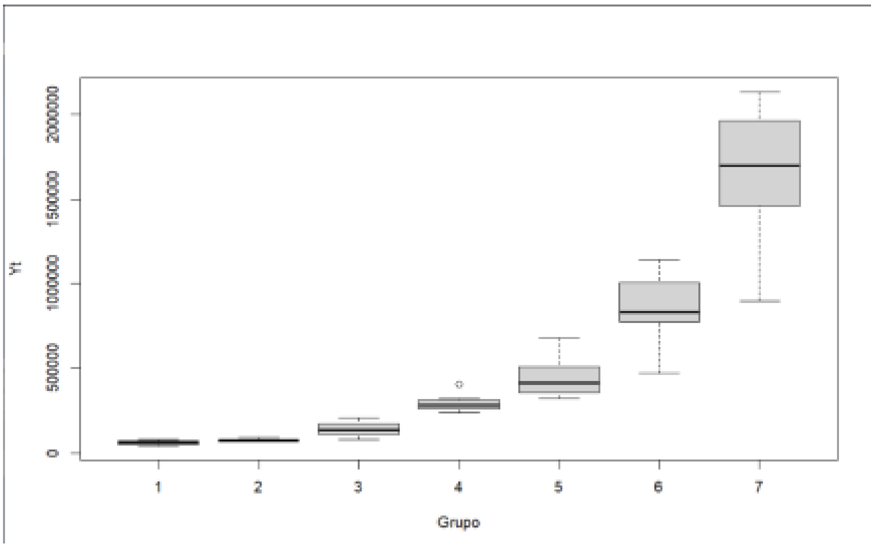


Hay una tendencia creciente y no parece haber algún patrón que se repita cíclicamente

1.2 Análisis de estacionariedad

1.2.1 Estacionariedad en varianza

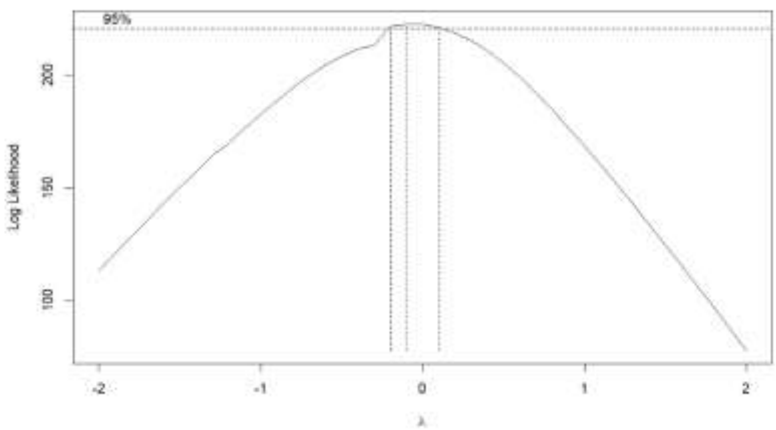
```
#Estacionaridad en varianza
Grupo <- rep(1:7, each = 8)
boxplot(data$interes ~ Grupo, xlab = "Grupo", ylab="Yt")
```



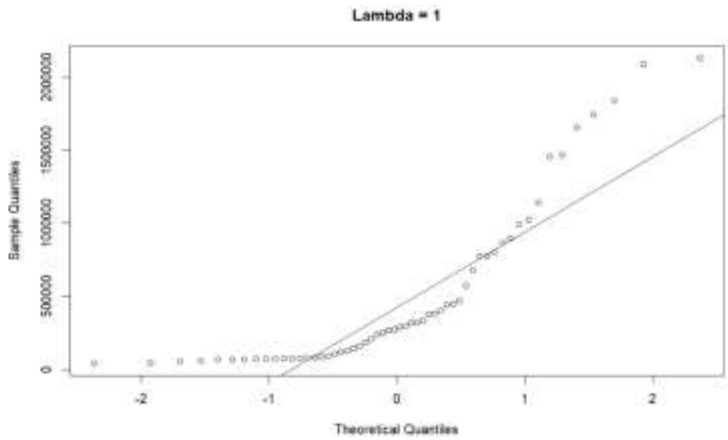
La varianza va creciendo, por lo que diremos que no es constante

Transformación de la serie para que sea estacionaria

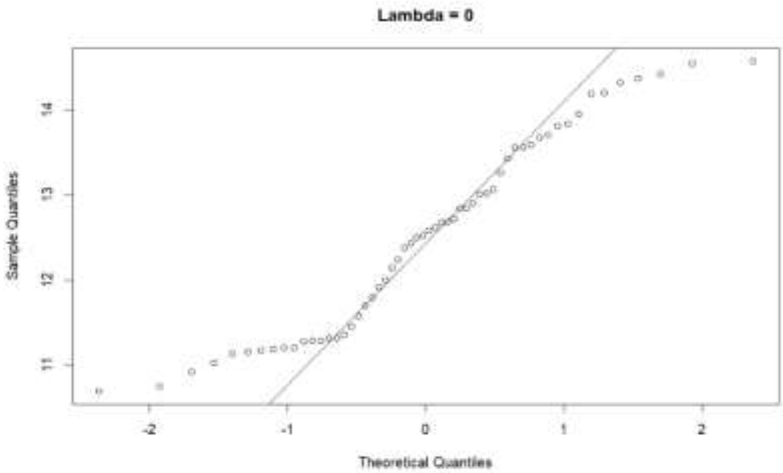
```
b <- BoxCox.ar(data_ts)
lambda <- b$mle
round(lambda,1)
[1] -0.1
```



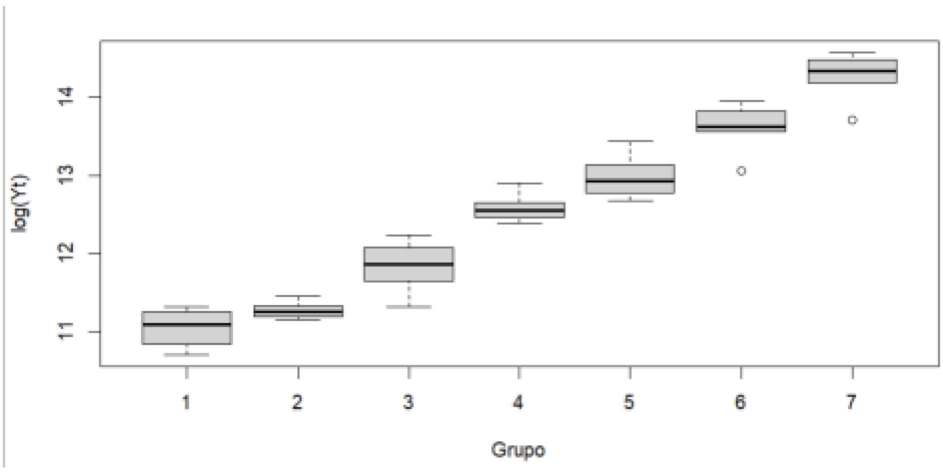

```
qqnorm(data_ts, main = "Lambda = 1") # Yt: Original
qqline(data_ts)
```



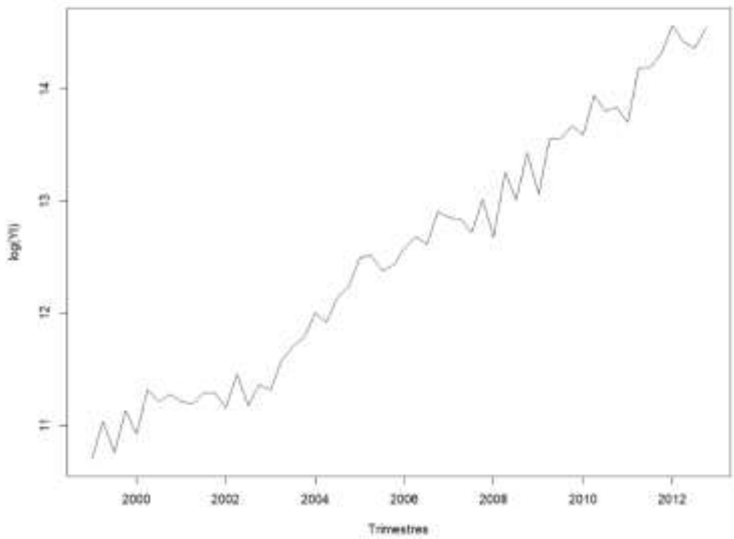

```
data_mod = log(data_ts)
qqnorm(data_mod, main = "Lambda = 0")
qqline(data_mod)
```




```
boxplot(data_mod ~ Grupo, xlab = "Grupo", ylab="log(Yt)")
```



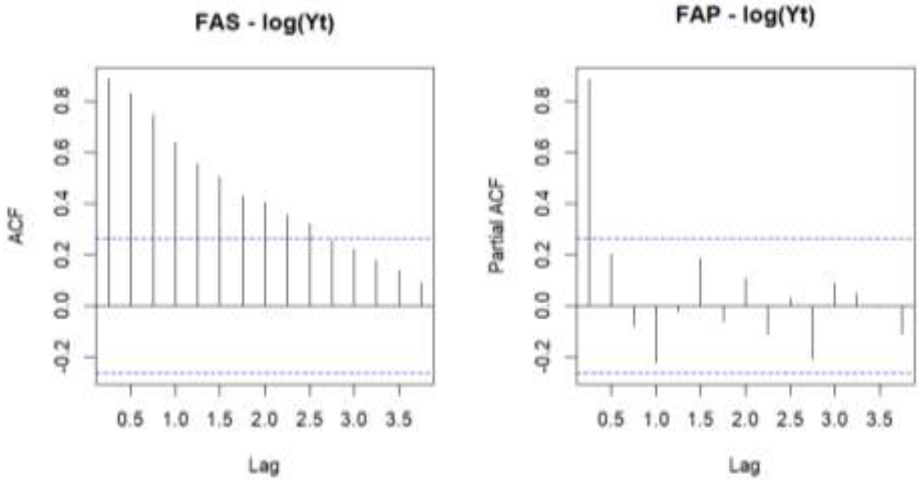

```
plot(data_mod, xlab="Trimestres", ylab="log(Yt)")
```



Después de haber transformado la serie podemos notar que la varianza se ha estabilizado y aparenta ser constante

1.2.2 Estacionariedad en media

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



El FAS decrece lentamente y el primer FAP es significativo siendo casi 0.9, por lo que podríamos decir que la serie NO ES ESTACIONARIA

```
# Verificación con la prueba de Raíz unitaria de Dickey-Fuller
Aumentada.
data_adf <- ur.df(data_mod, type="trend", lags = 1)
summary(data_adf)
```

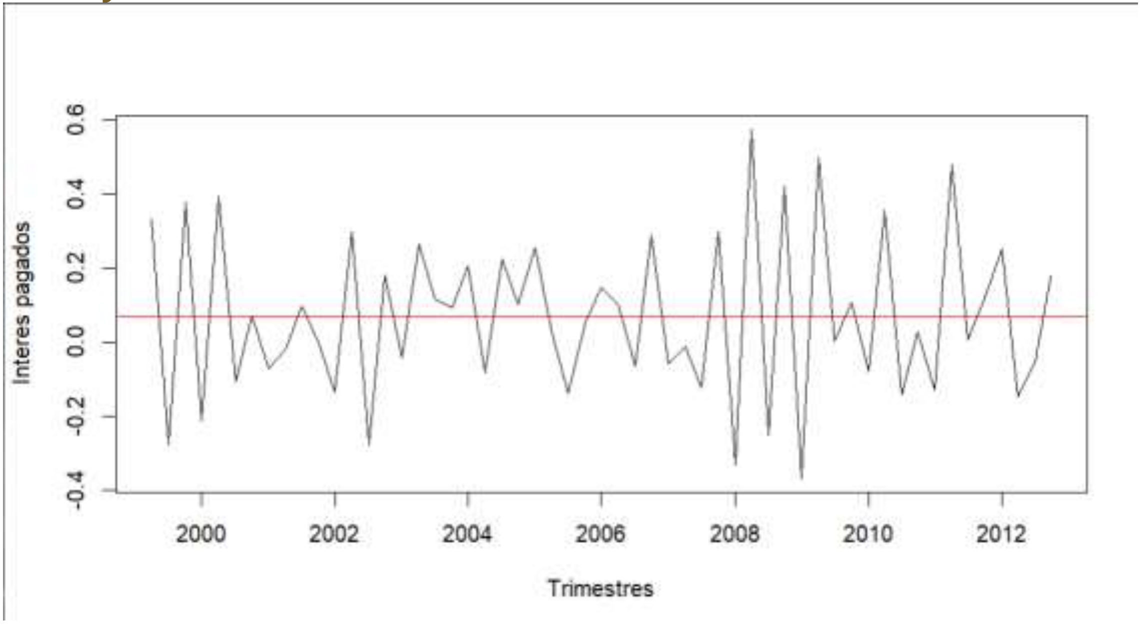
```
Residual standard error: 0.148 on 50 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.5748,   Adjusted R-squared:  0.5493
F-statistic: 22.53 on 3 and 50 DF,  p-value: 2.279e-09


Value of test-statistic is: -2.4952 12.0028 3.5166
```

```
Critical values for test statistics:
      1pct  5pct 10pct
tau3 -4.04 -3.45 -3.15
phi2  6.50  4.88  4.16
phi3  8.73  6.49  5.47
```

Observamos que el T calculado (-2.4952) 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

Diferenciamos debido a que la serie no es estacionaria

```
data_diff = diff(data_mod)
plot(data_diff, xlab="Trimestres", ylab="Interes pagados")
abline(h = mean(data_diff), col = "red")

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



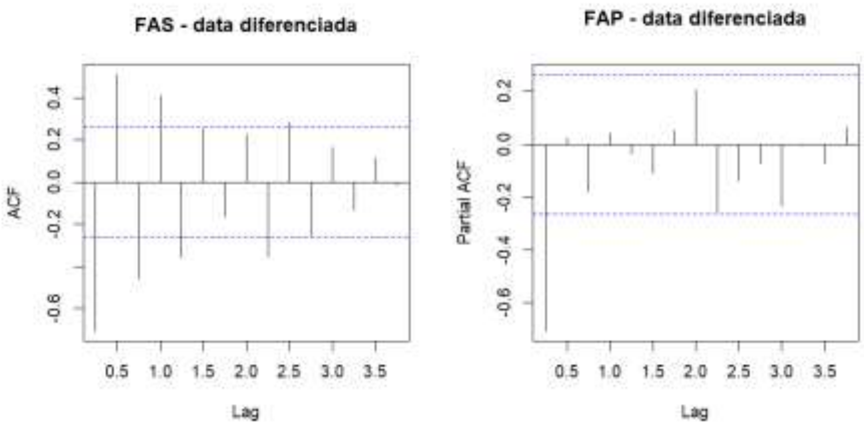
Y volvemos a aplicar el test de Dickey Fuller

```
Residual standard error: 0.1564 on 50 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8575,   Adjusted R-squared:  0.8518
F-statistic: 150.5 on 2 and 50 DF,  p-value: < 2.2e-16


Value of test-statistic is: -6.2316 19.4227

Critical values for test statistics:
      1pct  5pct 10pct
tau2 -3.51 -2.89 -2.58
phi1  6.70  4.71  3.86
```

Ahora vemos que el T calculado (-6.23)16 es MENOR que el T critico (-2.89) por tanto se RECHAZA la hipótesis nula de la existencia de raíz unitaria, es decir que la serie ES ESTACIONARIA

1.3 Identificación del modelo estacionario

1.3.1 Identificación de las órdenes p y q



Observando el FAS vemos que decrece en forma sinusoidal y tiene 5 coeficientes significativos por lo que proponemos un MA(5). Y el FAP decrece rápidamente a cero mostrando un patrón sinusoidal y tiene el primer coeficiente diferente de cero por lo que también planteamos un AR(1) aunque no esta muy claro. Adicionalmente planteamos un ARMA(1,2).

1.3.2 Inclusión del término independiente (δ) o intercepto

```
#incluir el intercepto
Z <- mean(data_diff)
Co <- var(data_diff)
Tn <- length(data_diff)
Ta <- Tn - 1
Sigma <- Co/Ta
t <- Z/Sigma
tt <- qt(1-0.05/2,Ta-1)
pruebaT <- c(t, tt)
names(pruebaT) <- c("t-calculado","t-critico")
pruebaT
```

```
t-calculado   t-critico
  77.157356     2.00574
```

Al tener un T calculado (77.157356) MAYOR al T critico (2.00574) se acepta la hipótesis alterna por lo que incluimos la constante en el modelo

2 Estimación

```
mod1 <- Arima(data_mod, order = c(1, 1, 0), include.constant = T)
coeftest(mod1)
```

```
z test of coefficients:

       Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)
ar1   -0.715918   0.092892 -7.7070 1.288e-14 ***
drift  0.067188   0.012105  5.5505 2.849e-08 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

Con los parámetros estimados del modelo tenemos lo siguiente

$$\Delta Y_t = 0.0671 - 0.7159\Delta Y_{t-1} + a_t$$

```r
mod2 <- Arima(data_mod, order = c(0, 1, 5), include.constant = T)
coeftest(mod2)
```

```
z test of coefficients:

        Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)    
ma1   -0.4485415  0.1576038 -2.8460  0.004427 ** 
ma2    0.2633784  0.2748540  0.9582  0.337938    
ma3   -0.6407278  0.1198853 -5.3445 9.066e-08 ***
ma4    0.5254175  0.2013839  2.6090  0.009080 ** 
ma5   -0.6995139  0.2720900 -2.5709  0.010144 *  
drift  0.0694389  0.0033106 20.9749 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

Con los parámetros estimados del modelo tenemos lo siguiente

$$\Delta Y_t = 0.6994 + a_t - 0.4485 + 0.2633a_{t-2} - 0.6407a_{t-3} + 0.5254a_{t-4} - 0.6995a_{t-5}$$

Modelo ARIMA (1,1,2)

```r
mod3 <- Arima(data_mod, order = c(1, 1, 2), include.constant = T)
coeftest(mod3)
```

```
z test of coefficients:

       Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)    
ar1   -0.906507   0.093423 -9.7032 < 2.2e-16 ***
ma1    0.243719   0.171342  1.4224    0.1549    
ma2   -0.239670   0.163010 -1.4703    0.1415    
drift  0.067546   0.010765  6.2745 3.508e-10 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

Con los parámetros estimados del modelo tenemos lo siguiente

$$\Delta Y_t = 0.0675 - 0.9065\Delta Y_{t-1} + a_t + 0.2437a_{t-1} - 0.2396a_{t-2}$$

3 Validación

3.1 Análisis de los coeficientes estimados

3.1.1 Significación de los coeficientes

Para el modelo AR(1)

```
z test of coefficients:

       Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)    
ar1   -0.715918   0.092892 -7.7070 1.288e-14 ***
drift  0.067188   0.012105  5.5505 2.849e-08 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

$$AR(1): \phi_1 = -0.7159 \rightarrow p = 0.00000 < 0.01, altamente\ significativo$$

Para el modelo MA(5)

```
z test of coefficients:

        Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)    
ma1   -0.4485415  0.1576038 -2.8460  0.004427 ** 
```

```
ma2     0.2633784  0.2748540  0.9582  0.337938
ma3    -0.6407278  0.1198853 -5.3445 9.066e-08 ***
ma4     0.5254175  0.2013839  2.6090  0.009080 **
ma5    -0.6995139  0.2720900 -2.5709  0.010144 *
drift   0.0694389  0.0033106 20.9749 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

$$MA(1): \theta_1 = -0.4485 \rightarrow p = 0.0044 < 0.01, altamente\ significativo$$

$$MA(2): \theta_2 = 0.2633 \rightarrow p = 0.3379 > 0.05, NO\ es\ significativo$$

$$MA(3): \theta_3 = -0.6407 \rightarrow p = 0.0000 < 0.01, altamente\ significativo$$

$$MA(4): \theta_4 = 0.5254 \rightarrow p = 0.0090 < 0.01, altamente\ significativo$$

$$MA(5): \theta_5 = -0.6995 \rightarrow p = 0.0101 < 0.05, es\ significativo$$

```
z test of coefficients:

       Estimate Std. Error z value  Pr(>|z|)
ar1   -0.906507   0.093423 -9.7032 < 2.2e-16 ***
ma1    0.243719   0.171342  1.4224    0.1549
ma2   -0.239670   0.163010 -1.4703    0.1415
drift  0.067546   0.010765  6.2745 3.508e-10 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

$$AR(1): \phi_1 = -0.9065 \rightarrow p = 0.0000 < 0.01, altamente\ significativo$$

$$MA(1): \theta_1 = 0.2437 \rightarrow p = 0.1549 > 0.05, NO\ es\ significativo$$

$$MA(2): \theta_2 = -0.2396 \rightarrow p = 0.1415 > 0.05, NO\ es\ significativo$$

3.1.2 Examen de la matriz de correlaciones entre los coeficientes

```
vcov(mod1)
```

```
                ar1        drift
ar1   8.628880e-03 2.049485e-05
drift 2.049485e-05 1.465264e-04
```

```
vcov(mod2)
```

```
ma1     2.483896e-02  2.580993e-02  3.811391e-03 -0.0182930187 -0.02455
07250  1.659998e-05
ma2     2.580993e-02  7.554474e-02  1.455536e-02 -0.0419279506 -0.06756
89521 -8.637586e-06
ma3     3.811391e-03  1.455536e-02  1.437248e-02 -0.0138970967 -0.00937
73322 -8.930819e-06
ma4    -1.829302e-02 -4.192795e-02 -1.389710e-02  0.0405554824  0.03557
91858 -1.317850e-05
ma5    -2.455073e-02 -6.756895e-02 -9.377332e-03  0.0355791858  0.07403
29643  1.413850e-05
drift   1.659998e-05 -8.637586e-06 -8.930819e-06 -0.0000131785  0.00001
41385  1.095990e-05
```

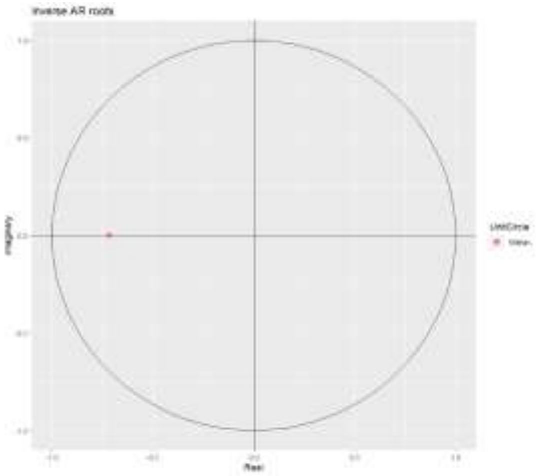
```
vcov(mod3)
```

```
                 ar1           ma1           ma2         drift
ar1     8.727900e-03 -0.0103213052  8.607613e-03  1.139592e-06
ma1    -1.032131e-02  0.0293581486 -3.515797e-03 -1.031090e-05
ma2     8.607613e-03 -0.0035157970  2.657211e-02 -4.151149e-05
drift   1.139592e-06 -0.0000103109 -4.151149e-05  1.158904e-04
```

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.

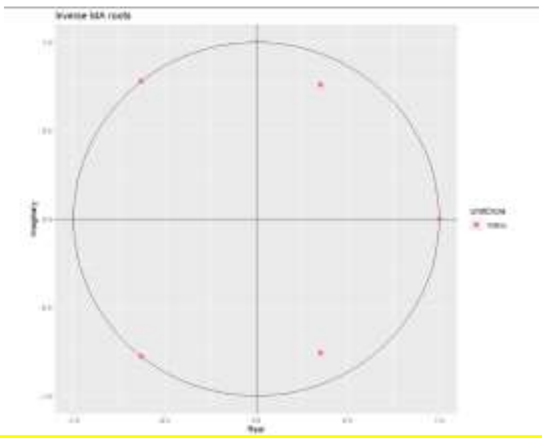
3.1.3 Condición de convergencia e invertibilidad

```
autoplot(mod1)
```



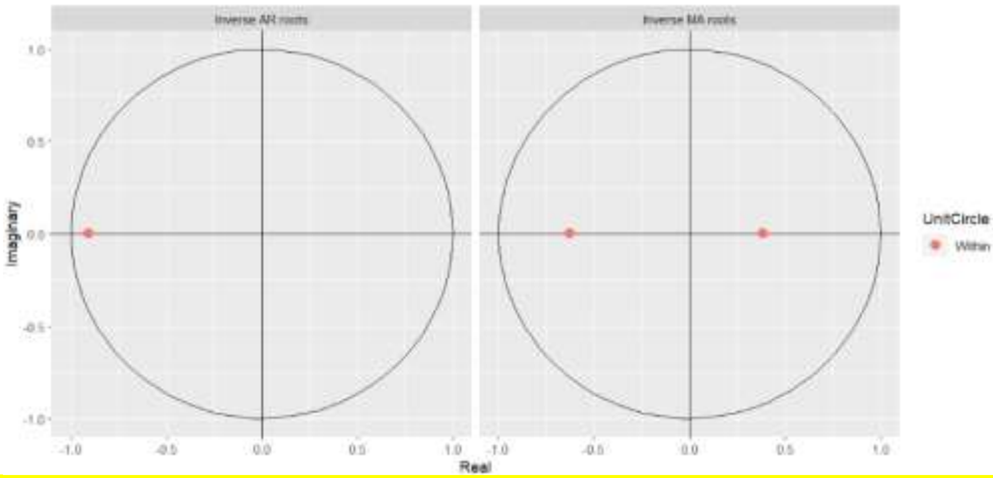
En la figura de raíces inversas de AR, se observa en el gráfico las raíces características se encuentran dentro del círculo, es decir que cumplen con la condición de estacionariedad para la parte autorregresiva.

```
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)
```



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.

3.1.4 Análisis de la estabilidad

```
Chow_mod1 <- Fstats(mod1$fitted ~ 1, from = 0.67)
sctest(Chow_mod1)
```

```
supF test

data:  Chow_mod1
sup.F = 160.43, p-value < 2.2e-16
```

```
Chow_mod2 <- Fstats(mod2$fitted ~ 1, from = 0.67)
sctest(Chow_mod2)
```

```
supF test

data:  Chow_mod2
sup.F = 156.99, p-value < 2.2e-16
```

```
Chow_mod3 <- Fstats(mod3$fitted ~ 1, from = 0.67)
sctest(Chow_mod3)
```

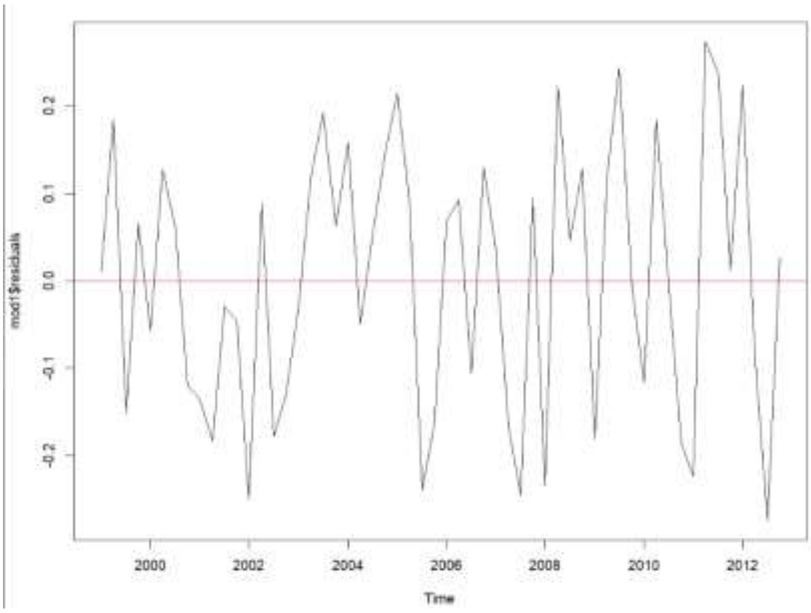
```
supF test

data:  Chow_mod3
sup.F = 157.84, p-value < 2.2e-16
```

En las tres pruebas se acepta la hipótesis nula ($p < \alpha = 0.05$), es decir, NO existe estabilidad de coeficientes.

3.2 Análisis de los residuos

3.2.1 Media es igual a cero

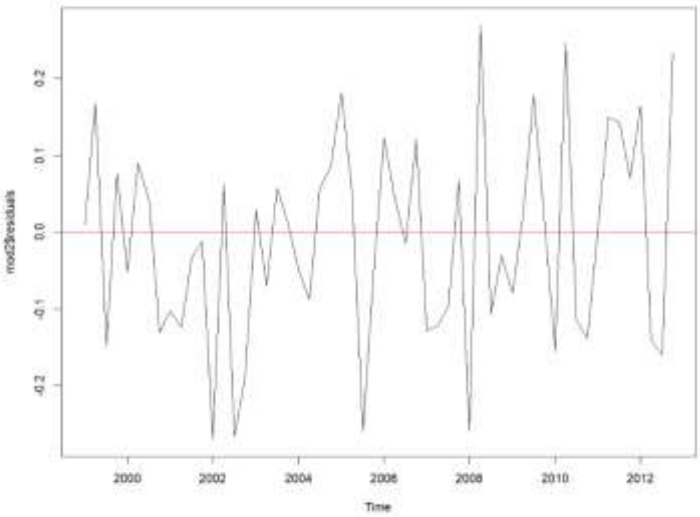
```
plot(mod1$residuals)
abline(h = 0, col = "red")
t.test(mod1$residuals, mu = 0)
```




```
One Sample t-test

data:  mod1$residuals
t = 0.10559, df = 55, p-value = 0.9163
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -0.03876991  0.04308281
sample estimates:
  mean of x
0.002156447
```

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 = 0.9163 > 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)
```

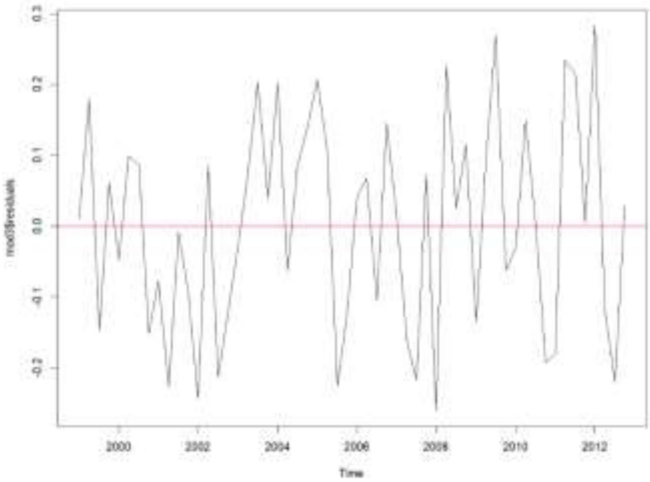



```
One Sample t-test

data:  mod2$residuals
```

```
t = -0.61655, df = 55, p-value = 0.5401
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -0.04695583  0.02486117
sample estimates:
  mean of x
-0.01104733
```

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 = 0.5401 > α = 0.05, se acepta Ho, es decir la media es igual a cero.

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

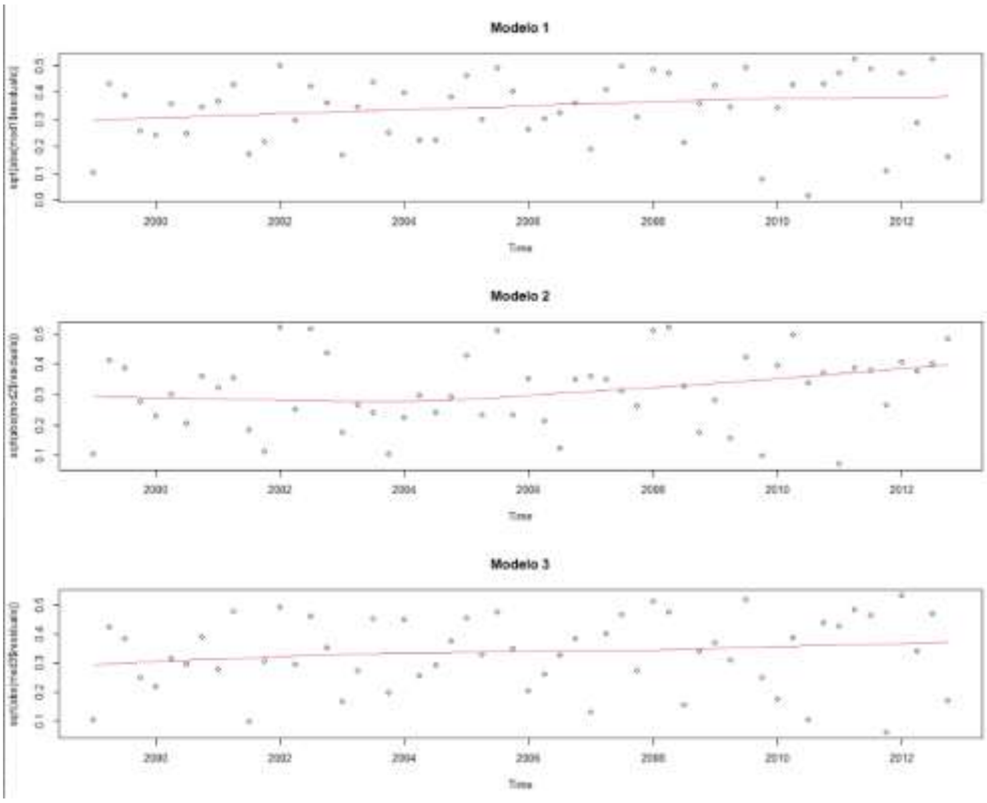



```
One Sample t-test

data:  mod3$residuals
t = 0.10756, df = 55, p-value = 0.9147
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -0.03789693  0.04219582
sample estimates:
  mean of x
0.002149444
```

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 = 0.9147 > 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 parecen no presentan una variabilidad considerable, por tanto, será necesario realizar la prueba de Breusch-Pagan para determinar finalmente si las varianzas constantes para los modelos.

Prueba de Breusch – Pagan

```
obs=get(mod1$series)
bptest(resid(mod1)~I(obs-resid(mod1)))
```

```
studentized Breusch-Pagan test

data:  resid(mod1) ~ I(obs - resid(mod1))
BP = 4.9887, df = 1, p-value = 0.02551
```

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

```
studentized Breusch-Pagan test

data:  resid(mod2) ~ I(obs - resid(mod2))
BP = 1.8583, df = 1, p-value = 0.1728
```

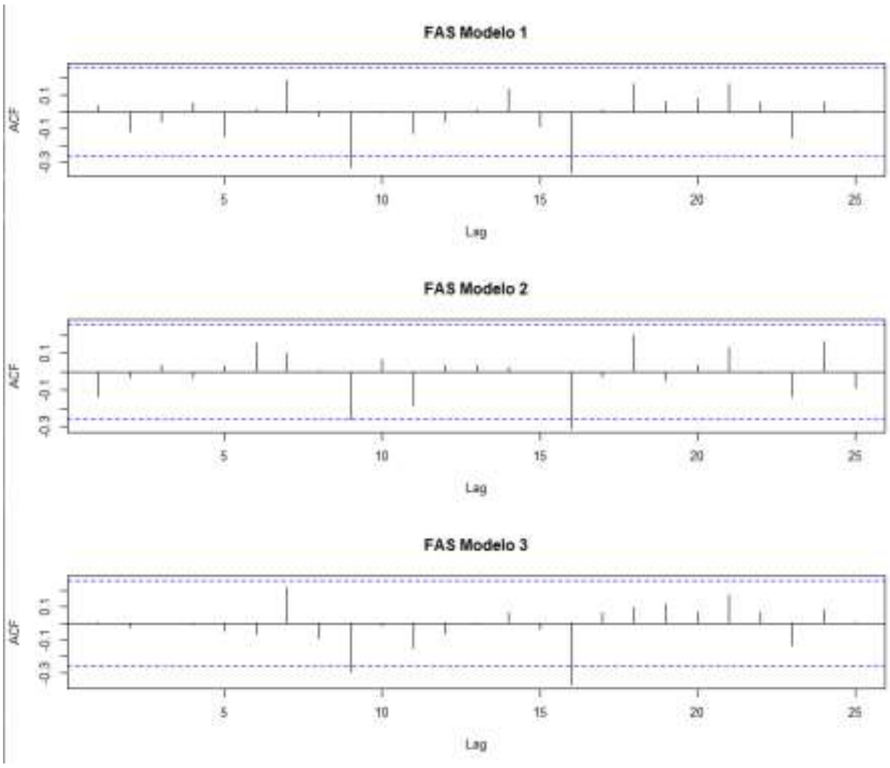
```
obs=get(mod3$series)
bptest(resid(mod3)~I(obs-resid(mod3)))
```

```
studentized Breusch-Pagan test

data:  resid(mod3) ~ I(obs - resid(mod3))
BP = 2.5607, df = 1, p-value = 0.1096
```

El valor de probabilidad (p-valor) asociado al estadístico BPasume un valor de 0.02551 para el MODELO 1, que es menor a α=0.05. Por tanto, estos residuos no tiene varianza constante.

En cambio en el MODELO 2 y MODELO3 tiene el valor de probabilidad de 0.1728 y 0.1096 respectivamente, que son mayores a α=0.05, por lo cual podemos afirmar que los residuales de estos modelos son constantes.

3.2.3 Ausencia de correlación serial



Se observa que casi la totalidad de los coeficientes del FAS para los modelos 1 , 2 y 3 se encuentran dentro de las bandas de no significación, sobre todo los de los primeros retardos.

Por tanto, tenemos altos indicios de que los residuos de los 3 modelos sean ruido blanco.

```
Box.test(resid_m1,type = "Ljung-Box")
Box-Ljung test

data:  resid_m1
X-squared = 0.079631, df = 1, p-value = 0.7778
```

```
Box.test(resid_m2,type = "Ljung-Box")
Box-Ljung test

data:  resid_m2
X-squared = 1.1497, df = 1, p-value = 0.2836
```

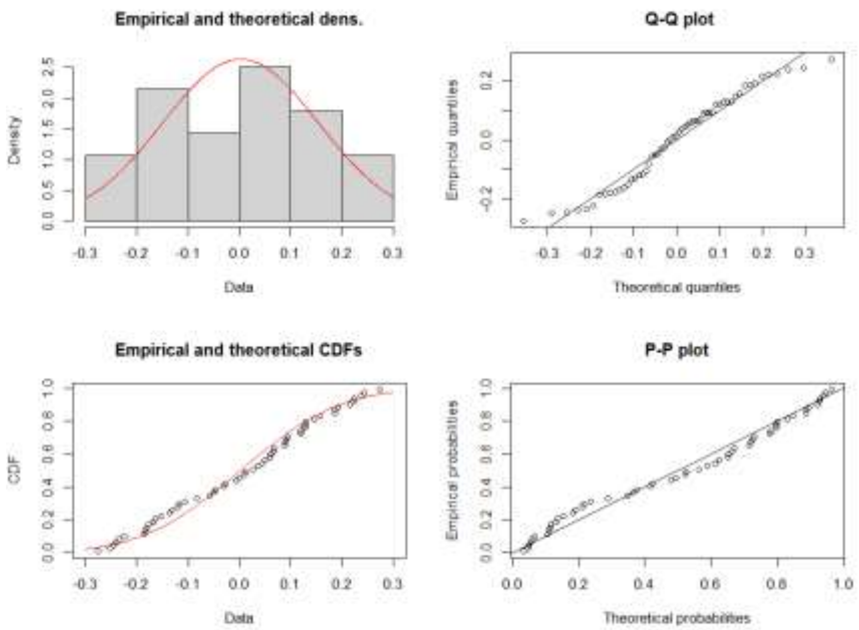
```
Box.test(resid_m3,type = "Ljung-Box")

        Box-Ljung test

data:  resid_m3
```

```
X-squared = 0.0026241, df = 1, p-value = 0.9591
```

Con los valores 0.7778, 0.2836 y 0.9591 son mayores a α=0.05, por lo que se acepta la hipótesis nula de que los coeficientes de autocorrelación son cero; es decir, los residuos son independientes o están incorrelacionados.

3.2.4 Contraste de normalidad

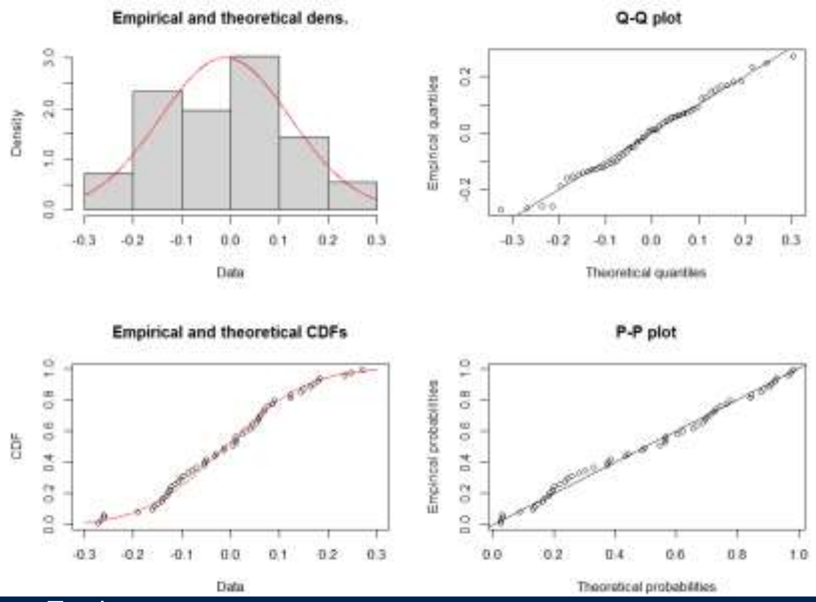
```
ajuste_m1<-fitdist(data = resid_m1, distr="norm")
plot(ajuste_m1)
JB_m1 <- jarque.bera.test(resid_m1)
JB_m1
```




```
Jarque Bera Test

data:  resid_m1
X-squared = 3.0068, df = 2, p-value = 0.2224
```

En las figuras se observa que los residuales del modelo 1 presentan indicios de ajuste hacia la distribución normal. En la prueba JB, como p = 0.2224 > 0.05, se acepta Ho, es decir, los residuos se aproximan a una distribución normal.

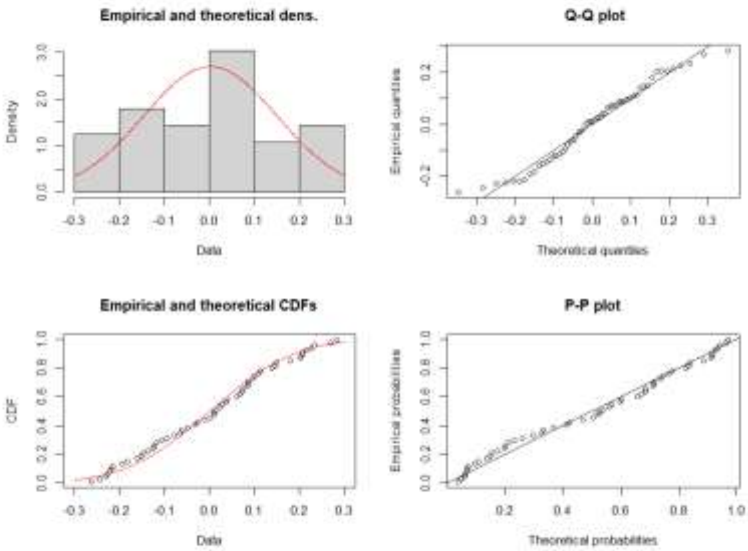
```
ajuste_m2<-fitdist(data = resid_m2, distr="norm")
plot(ajuste_m2)
JB_m2 <- jarque.bera.test(resid_m2)
JB_m2
```




```
Jarque Bera Test

data:  resid_m2
X-squared = 0.88085, df = 2, p-value = 0.6438
```

En las figuras se observa que los residuales del modelo 2 presentan indicios de ajuste hacia la distribución normal. En la prueba JB, como p = 0.6438 > 0.05, se acepta Ho, es decir, los residuos 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 = 2.4313, df = 2, p-value = 0.2965
```

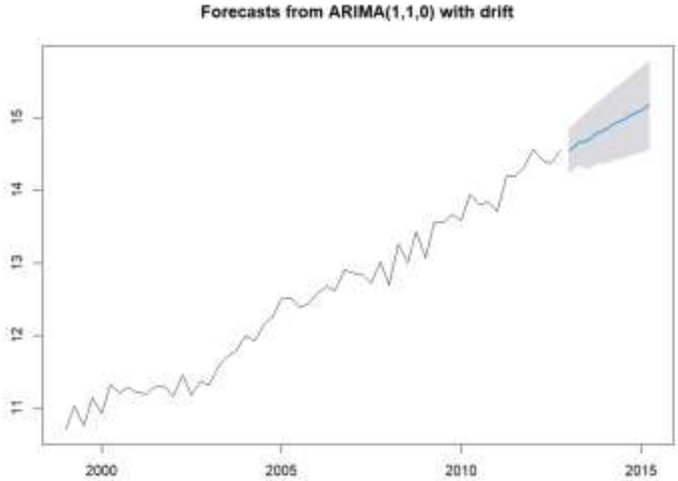
En las figuras se observa que los residuales del modelo 3 presentan indicios de ajuste hacia la distribución normal. En la prueba JB, como p = 0.2965 > 0.05, se acepta Ho, es decir, los residuos se aproximan a una distribución normal.

4 Pronostico

4.1Pronosticos de cada modelo

Modelo 1: ARIMA (1,1,0)

```
Pron1 <- forecast(mod1,level=c(95),h=10)
plot(Pron1)
summary(Pron1)
```



En la figura se puede observar el comportamiento de la función de predicción por punto y por intervalo.

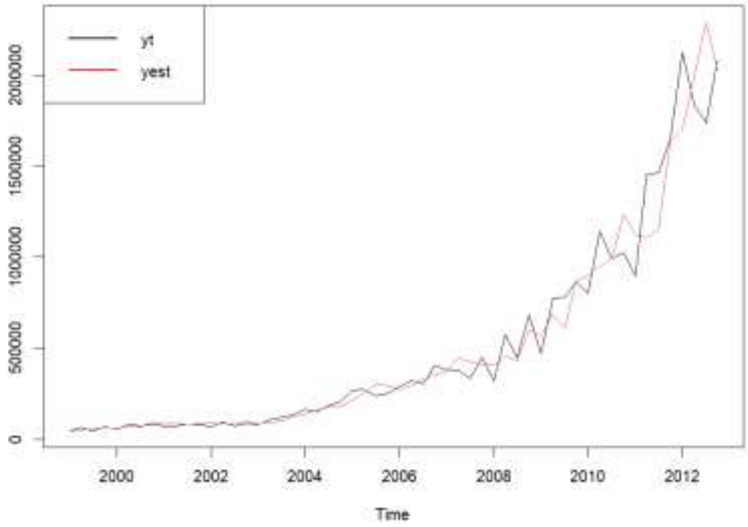
Los datos proyectados para los siguientes 10 trimestres son:

```
Forecast method: ARIMA(1,1,0) with drift

Model Information:
Series: data_mod
ARIMA(1,1,0) with drift

Coefficients:
          ar1   drift
      -0.7159  0.0672
s.e.   0.0929  0.0121

sigma^2 = 0.02424:  log likelihood = 24.91
AIC=-43.82   AICc=-43.35   BIC=-37.8

Error measures:
                      ME      RMSE       MAE          MPE     MAPE
MASE       ACF1
Training set 0.002156447 0.1514681 0.1302622 -0.001002706 1.037708 0.4
450654 0.03672105

Forecasts:
        Point Forecast    Lo 95    Hi 95
2013 Q1       14.53611 14.23095 14.84127
2013 Q2       14.66134 14.34410 14.97857
2013 Q3       14.68697 14.28731 15.08664
2013 Q4       14.78391 14.36328 15.20453
2014 Q1       14.82980 14.35909 15.30051
2014 Q2       14.91223 14.41701 15.40746
2014 Q3       14.96851 14.43628 15.50074
```

```
2014 Q4       15.04351 14.48612 15.60090
2015 Q1       15.10510 14.51730 15.69290
2015 Q2       15.17630 14.56397 15.78862
```

Es importante mencionar que, los valores pronosticados son logaritmos, por tanto, para obtener los verdaderos valores de pronóstico, se tendrán que transformar aplicando la función exp().

```
data_modelo1 <- exp(mod1$fitted)
grafico_comparativo <- cbind(data_ts,data_modelo1)
ts.plot(grafico_comparativo, col=c(1,2), lwd = 1)
legend("topleft",c("yt","yest"),lty = c(1,1), lwd = 2,col=c("black",
"red"))
```



PRONÓSTICO DE LA SERIE ORIGINAL

Deshaciendo la transformación:

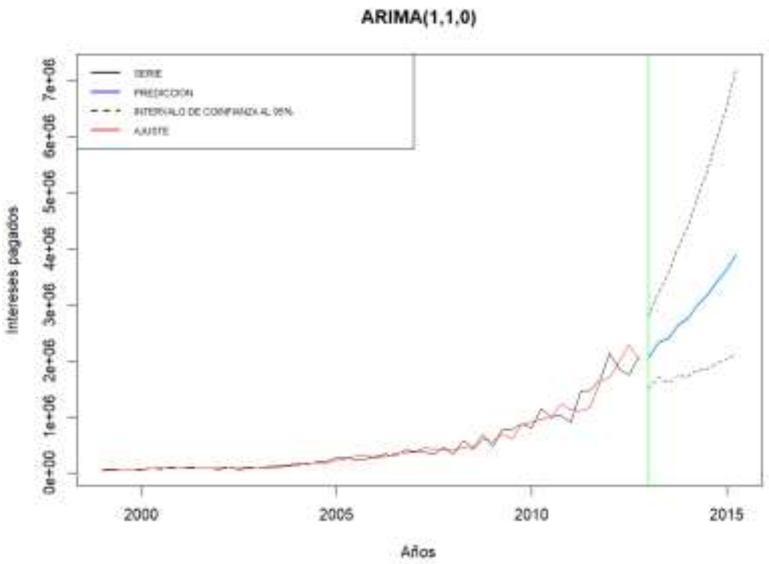
```
Pron1$mean <- exp(Pron1$mean)
Pron1$lower <- exp(Pron1$lower)
Pron1$upper <- exp(Pron1$upper)
Pron1$x <- exp(Pron1$x)
Pron1$fitted <- exp(Pron1$fitted)
Pron1$residuals <- exp(Pron1$residuals)
summary(Pron1)
```

```
Forecast method: ARIMA(1,1,0) with drift

Model Information:
Series: data_mod
ARIMA(1,1,0) with drift

Coefficients:
          ar1   drift
      -0.7159  0.0672
s.e.   0.0929  0.0121

sigma^2 = 0.02424:  log likelihood = 24.91
AIC=-43.82   AICc=-43.35   BIC=-37.8

Error measures:
```

```
                   ME     RMSE      MAE        MPE     MAPE      MASE
ACF1
Training set 6211.225 132113.9 71919.14 -0.9399903 13.13878 0.4836564
0.0547565

Forecasts:
        Point Forecast   Lo 95   Hi 95
2013 Q1        2055669 1515042 2789213
2013 Q2        2329903 1696545 3199708
2013 Q3        2390408 1602876 3564876
2013 Q4        2633723 1729399 4010930
2014 Q1        2757406 1722164 4414961
2014 Q2        2994341 1824848 4913330
2014 Q3        3167672 1860355 5393673
2014 Q4        3414391 1955433 5961884
2015 Q1        3631306 2017363 6536445
2015 Q2        3899254 2113747 7192999
```

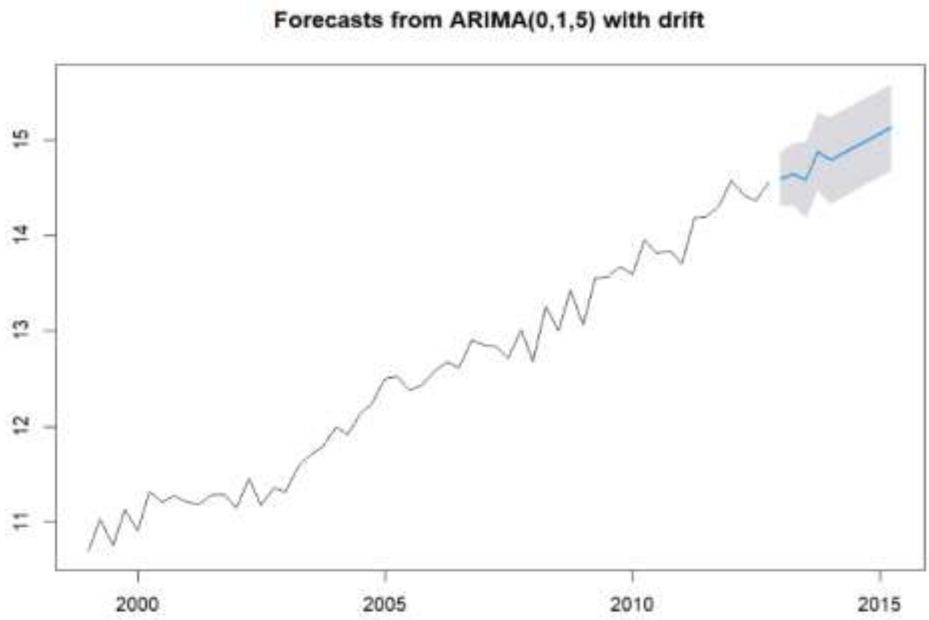
GRÁFICA DEL AJUSTE Y PRONÓSTICO CON VALORES REALES

```
plot(Pron1, shaded = FALSE, xlab = "Años", ylab = "Intereses
pagados",main = "ARIMA(1,1,0)")
lines(Pron1$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=2013, lwd = 1, col="green")
```



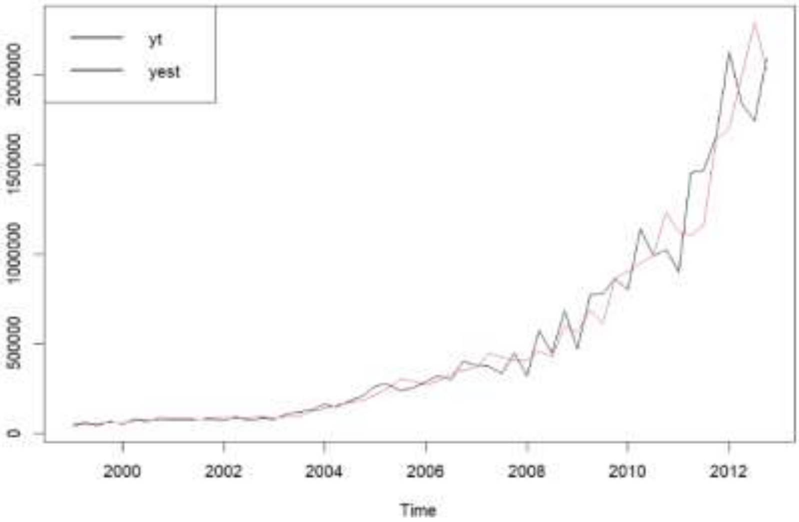
Modelo 2: ARIMA (0,1,5)

```
Pron2 <- forecast(mod2,level=c(95),h=10)
plot(Pron2)
summary(Pron2)
```



PRONÓSTICO DE LA SERIE ORIGINAL

```
yt_arima2 <- exp(mod2$fitted)
grafico_comparativo <- cbind(Yt,yt_arima2)
ts.plot(grafico_comparativo, col=c(1,2), lwd = 1)
legend("topleft",c("yt","yest"),lty = c(1,1), lwd = 2)
```



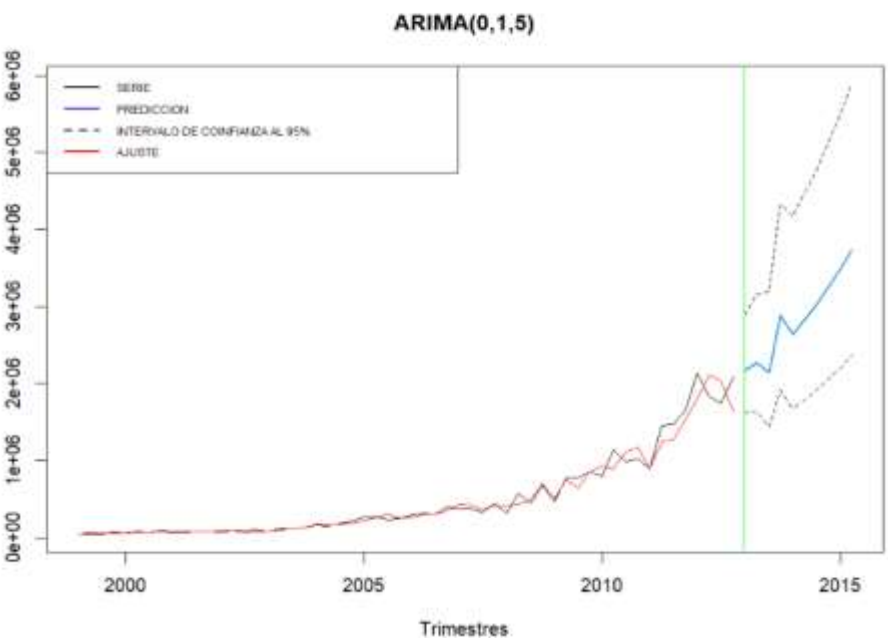

```
Pron2$mean <- exp(Pron2$mean)
Pron2$lower <- exp(Pron2$lower)
Pron2$upper <- exp(Pron2$upper)
Pron2$x <- exp(Pron2$x)
Pron2$fitted <- exp(Pron2$fitted)
Pron2$residuals <- exp(Pron2$residuals)
summary(Pron2)
```

```
Forecast method: ARIMA(0,1,5) with drift

Model Information:
```

```
Series: data_mod
ARIMA(0,1,5) with drift

Coefficients:
          ma1     ma2      ma3     ma4      ma5   drift
      -0.4485  0.2634  -0.6407  0.5254  -0.6995  0.0694
s.e.   0.1576  0.2749   0.1199  0.2014   0.2721  0.0033

sigma^2 = 0.02032:  log likelihood = 28.17
AIC=-42.33   AICc=-39.95   BIC=-28.28

Error measures:
                  ME     RMSE      MAE       MPE     MAPE      MASE
ACF1
Training set 9162.53 114974.8 64506.76 -2.005822 11.21007 0.4338081 -0
.1393904

Forecasts:
        Point Forecast   Lo 95   Hi 95
2013 Q1        2165890 1626312 2884490
2013 Q2        2276487 1642389 3155400
2013 Q3        2144462 1433980 3206961
2013 Q4        2886901 1921031 4338399
2014 Q1        2638674 1672330 4163414
2014 Q2        2828412 1792581 4462791
2014 Q3        3031794 1921480 4783696
2014 Q4        3249800 2059647 5127675
2015 Q1        3483482 2207749 5496389
2015 Q2        3733968 2366501 5891615
```

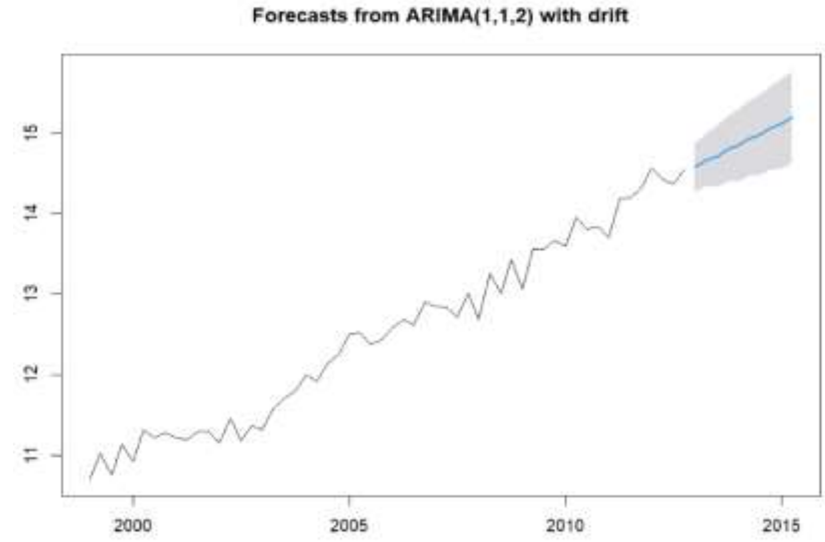
GRÁFICA DEL AJUSTE Y PRONÓSTICO CON VALORES REALES

```
plot(Pron2, shaded = FALSE, xlab = "Trimestres", ylab = "",main =
"ARIMA(0,0,2)")
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)
abline(v=1930, lwd = 1, col="green")
```



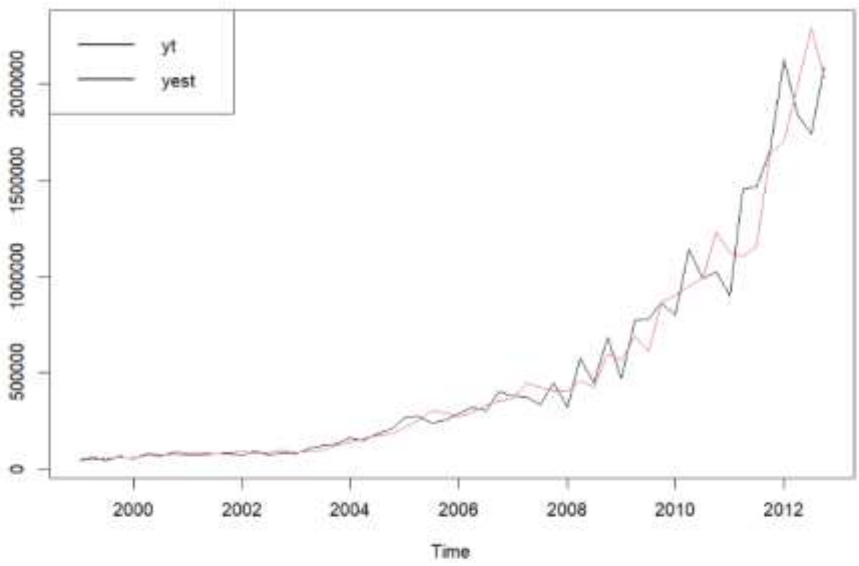
Modelo 3: ARIMA (1,1,2)

```
Pron3 <- forecast(modelo3,level=c(95),h=10)
plot(Pron3)
summary(Pron3)
```



PRONÓSTICO DE LA SERIE ORIGINAL

```
yt_arima3 <- exp(modelo3$fitted)
grafico_comparativo <- cbind(Yt,yt_arima1)
ts.plot(grafico_comparativo, col=c(1,2), lwd = 1)
legend("topleft",c("yt","yest"),lty = c(1,1), lwd = 2)
```



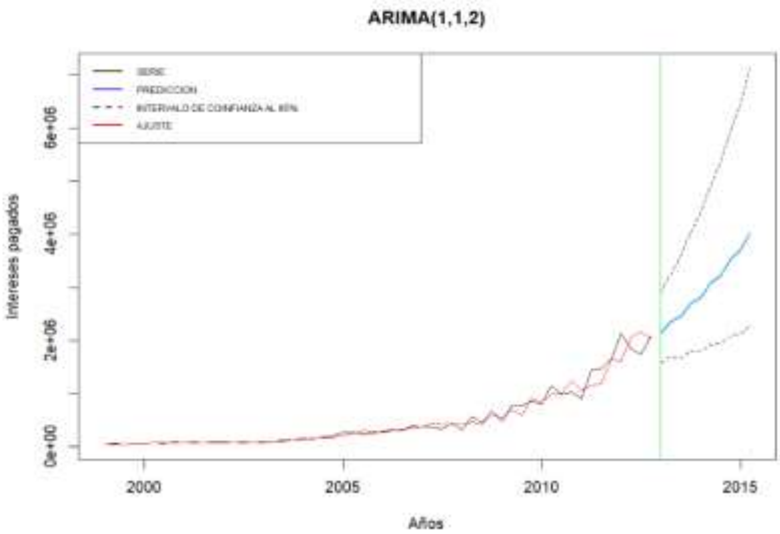
GRÁFICA DEL AJUSTE Y PRONÓSTICO CON VALORES REALES

```
Pron3$mean <- exp(Pron3$mean)
Pron3$lower <- exp(Pron3$lower)
Pron3$upper <- exp(Pron3$upper)
Pron3$x <- exp(Pron3$x)
Pron3$fitted <- exp(Pron3$fitted)
Pron3$residuals <- exp(Pron3$residuals)
```

```
summary(Pron3)
```

```
Forecast method: ARIMA(1,1,2) with drift

Model Information:
Series: data_mod
ARIMA(1,1,2) with drift

Coefficients:
          ar1     ma1      ma2   drift
      -0.9065  0.2437  -0.2397  0.0675
s.e.   0.0934  0.1713   0.1630  0.0108

sigma^2 = 0.02412:  log likelihood = 26.03
AIC=-42.06   AICc=-40.84   BIC=-32.03

Error measures:
                   ME     RMSE   MAE         MPE     MAPE      MASE
ACF1
Training set 8205.438 126569.1 68489 -0.8861896 12.64779 0.4605887 0.0
06992194

Forecasts:
        Point Forecast   Lo 95   Hi 95
2013 Q1        2136975 1576165 2897326
2013 Q2        2360379 1711867 3254569
2013 Q3        2453377 1669058 3606260
2013 Q4        2694501 1803620 4025422
2014 Q1        2815128 1795102 4414761
2014 Q2        3077400 1931037 4904303
2014 Q3        3228810 1947797 5352310
2014 Q4        3516103 2087372 5922749
2015 Q1        3701954 2125720 6446973
2015 Q2        4018652 2271042 7111081
```

```
plot(Pron3, shaded = FALSE, xlab = "Años", ylab = "Nº DE PIELES",main
= "ARIMA(1,1,2)")
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=1930, lwd = 1, col="green")
```



Métricas basadas en el error

```
accuracy(Pron1)
                    ME     RMSE      MAE        MPE     MAPE      MASE
ACF1
Training set 6211.225 132113.9 71919.14 -0.9399903 13.13878 0.4836564
0.0547565
```

```
accuracy(Pron2)
                   ME     RMSE      MAE       MPE     MAPE      MASE
ACF1
Training set 9162.53 114974.8 64506.76 -2.005822 11.21007 0.4338081 -0
.1393904
```

```
accuracy(Pron3)
                    ME     RMSE   MAE         MPE     MAPE      MASE
ACF1
Training set 8205.438 126569.1 68489 -0.8861896 12.64779 0.4605887 0.0
06992194
```

Basado en las métricas MAE y RMSE, el modelo Pron2 es el mejor entre los tres, ya que tiene los valores más bajos(MAE = 64506 Y RMSE=114974) en ambas métricas. Esto indica que sus predicciones son más precisas y con menos variabilidad en los errores grandes.

Conclusión

Sobre los modelos:

ARIMA (1,1,0)

- **Coeficientes Significativos**: Todos los coeficientes son altamente significativos.
- **Residuos**: Los residuos tienen una media cercana a cero y no presentan autocorrelación.
- **Estabilidad**: Las pruebas de Chow indicaron que no hay estabilidad de coeficientes, lo cual es un punto en contra.
- **Condición de Invertibilidad y Convergencia**: Cumple con las condiciones.

ARIMA (0,1,5)

- **Coeficientes Significativos**: Tres de los cinco coeficientes de media móvil son significativos.
- **Residuos**: Los residuos tienen una media cercana a cero y no presentan autocorrelación.
- **Estabilidad**: Al igual que el modelo anterior, no muestra estabilidad de coeficientes en las pruebas de Chow.
- **Condición de Invertibilidad y Convergencia**: Cumple con las condiciones.

ARIMA (1,1,2)

- **Coeficientes Significativos**: El coeficiente AR es significativo, pero los coeficientes MA no lo son.
- **Residuos**: Los residuos tienen una media cercana a cero y no presentan autocorrelación.

- **Estabilidad**: Similar a los otros dos modelos, no presenta estabilidad de coeficientes.
- **Condición de Invertibilidad y Convergencia**: Cumple con las condiciones.

Teniendo en cuenta todos los aspectos analizados, el *modelo ARIMA (1,1,0)* ***es el más adecuado para la serie de datos evaluada. Esto se debe a que todos sus coeficientes son altamente significativos, los residuos cumplen con los supuestos necesarios, y cumple con las condiciones de invertibilidad y convergencia. Aunque no presenta estabilidad en los coeficientes, este aspecto es una limitación compartida con los otros modelos evaluados. Pero si lo que mas nos importa es el error el modelo ARIMA(0,1,5) tiene menor error y cumple con los mismo supuestos del modelo ARIMA(1,1,0)***