Series de tiempo univariadas - Presentación 15

Mauricio Alejandro Mazo Lopera

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ciencias
Escuela de Estadística
Medellín

Modelos SARIMA:

Los modelos Autoregresivos Integrados de Medias Móviles Estacionales (SARIMA - Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) son una extensión de los modelos ARIMA(p, d, q):

$$\phi(B)(1-B)^d X_t = \theta(B) w_t, \quad \text{donde}$$

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p \quad \text{y}$$

$$\theta(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \cdots + \theta_q B^q$$

donde $\phi_p \neq 0$ y $\theta_q \neq 0$.

Modelos SARIMA:

Los modelos Autoregresivos Integrados de Medias Móviles Estacionales (SARIMA - Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) son una extensión de los modelos ARIMA(p, d, q):

$$\phi(B)(1-B)^d X_t = \theta(B) w_t, \quad \text{donde}$$

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p \quad \text{y}$$

$$\theta(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \cdots + \theta_q B^q$$

donde $\phi_p \neq 0$ y $\theta_q \neq 0$. Para poder extender estos modelos a los SARIMA, necesitamos definir los operadores polinómicos:

$$\Phi_P(B^s) = 1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \cdots - \Phi_P B^{Ps} \quad \text{y}$$

$$\Theta_Q(B^s) = 1 + \Theta_1 B^s + \Theta_2 B^{2s} + \cdots + \Theta_Q B^{Qs}, \quad \text{donde}$$

s es el periodo estacional y P y Q son los órdenes de $\Phi_P(B^s)$ y $\Theta_Q(B^s)$.

Modelos SARIMA:

El modelo SARIMA$(p, d, q)\times(P, D, Q)_s$ se define como:

$$\Phi_P(B^s)\phi(B)(1-B^s)^D(1-B)^d X_t = \alpha + \Theta_Q(B^s)\theta(B)w_t$$

donde w_t es un ruido blanco Gaussiano y α es una constante. Como vimos, los polinómios de color azul modelan la parte autoregresiva y de medias móviles.

Modelos SARIMA:

El modelo SARIMA$(p, d, q)\times(P, D, Q)_s$ se define como:

$$\Phi_P(B^s)\phi(B)(1-B^s)^D(1-B)^d X_t = \alpha + \Theta_Q(B^s)\theta(B)w_t$$

donde w_t es un ruido blanco Gaussiano y α es una constante. Como vimos, los polinómios de color azul modelan la parte autoregresiva y de medias móviles.

Pero, ¿cómo interpretar los polinómios de color rojo y el factor dado por $(1-B^s)^D$?

Modelos SARIMA:

El modelo SARIMA$(p, d, q)\times(P, D, Q)_s$ se define como:

$$\Phi_P(B^s)\phi(B)(1-B^s)^D(1-B)^d X_t = \alpha + \Theta_Q(B^s)\theta(B)w_t$$

donde w_t es un ruido blanco Gaussiano y α es una constante. Como vimos, los polinómios de color azul modelan la parte autoregresiva y de medias móviles.

Pero, ¿cómo interpretar los polinómios de color rojo y el factor dado por $(1-B^s)^D$?

- El polinómio $\Phi_P(B^s)$ modela la parte estacional autoregresiva. Las raíces deben estar por fuera del círculo unitario para que sea **estacionalmente estacionario**.

Modelos SARIMA:

El modelo SARIMA$(p, d, q)\times(P, D, Q)_s$ se define como:

$$\Phi_P(B^s)\phi(B)(1-B^s)^D(1-B)^d X_t = \alpha + \Theta_Q(B^s)\theta(B)w_t$$

donde w_t es un ruido blanco Gaussiano y α es una constante. Como vimos, los polinómios de color azul modelan la parte autoregresiva y de medias móviles.

Pero, ¿cómo interpretar los polinómios de color rojo y el factor dado por $(1-B^s)^D$?

- El polinómio $\Phi_P(B^s)$ modela la parte estacional autoregresiva. Las raíces deben estar por fuera del círculo unitario para que sea **estacionalmente estacionario**.
- $\Theta_Q(B^s)$ modela la parte estacional de medias móviles. Las raíces deben estar por fuera del círculo unitario para que sea **estacionalmente invertible**.

Modelos SARIMA:

El modelo SARIMA$(p, d, q)\times(P, D, Q)_s$ se define como:

$$\Phi_P(B^s)\phi(B)(1-B^s)^D(1-B)^d X_t = \alpha + \Theta_Q(B^s)\theta(B)w_t$$

donde w_t es un ruido blanco Gaussiano y α es una constante. Como vimos, los polinómios de color azul modelan la parte autoregresiva y de medias móviles.

Pero, ¿cómo interpretar los polinómios de color rojo y el factor dado por $(1-B^s)^D$?

- El polinómio $\Phi_P(B^s)$ modela la parte estacional autoregresiva. Las raíces deben estar por fuera del círculo unitario para que sea **estacionalmente estacionario**.
- $\Theta_Q(B^s)$ modela la parte estacional de medias móviles. Las raíces deben estar por fuera del círculo unitario para que sea **estacionalmente invertible**.
- El componente $(1-B^s)^D$ busca obtener estacionariedad estacional.

Con el fin de seleccionar los órdenes P y Q, podemos basarnos en el comportamiento de las ACF y PACF de los modelos estacionales ARMA$(P,\ Q)_s$ vistos como un caso particular de los SARIMA$(p,\ d,\ q)\times(P,\ D,\ Q)_s$:

$$\Phi_P(B^s)X_t = \Theta_Q(B^s)w_t$$

Con el fin de seleccionar los órdenes P y Q, podemos basarnos en el comportamiento de las ACF y PACF de los modelos estacionales ARMA$(P, Q)_s$ vistos como un caso particular de los SARIMA$(p, d, q)\times(P, D, Q)_s$:

$$\Phi_P(B^s)X_t = \Theta_Q(B^s)w_t$$

	AR$(P)_s$	MA$(Q)_s$	ARMA$(P, Q)_s$
ACF	Colas en los lags ks $(k = 1, 2, \ldots,)$	Corte en el lag Qs	Colas en los lags ks $(k = 1, 2, \ldots,)$
PACF	Corte en el lag Ps	Colas en los lags ks $(k = 1, 2, \ldots,)$	Colas en los lags $(k = 1, 2, \ldots,)$

NOTA: Los valores en los lags no-estacionales $h \neq ks$, para $k = 1, 2, \ldots,$ son teóricamente iguales a cero.

Veamos el comportamiento de algunas series simuladas:

1. $SARIMA(0,0,0) \times (2,0,0)_{12}$:

```
require(astsa)
set.seed(8654)
w_t <- rnorm(1050, 0, 1.5)
xt <- sarima.sim(ar = NULL, d = 0, ma = NULL, D = 0,
                 sar = c(0.5, 0.4),sma = NULL,S = 12,
                  n=1000, innov = w_t, burnin = 50)
```

Note que: En esta simulación generamos 1000 observaciones utilizando un ruido blanco Gaussiano w_t con 1050 observaciones y eliminamos las primeras 50. Además, el periodo estacional que usamos es $s = 12$, es decir, anual.

El polinómio $\Phi_2(B^{12}) = 1 - 0.5B^{12} - 0.4B^{24}$ tiene raíces:

```
require(magrittr)
c(1,rep(0,11),-0.5,rep(0,11),-0.4)%>%polyroot%>%abs
```

```
##  [1] 1.072848 1.006059 1.006059 1.006059 1.006059 1.072848 1.006059 1.006059
##  [9] 1.006059 1.006059 1.072848 1.072848 1.072848 1.006059 1.006059 1.006059
## [17] 1.006059 1.072848 1.072848 1.072848 1.072848 1.072848 1.072848 1.072848
```

La raíz más pequeña de las 24 raíces es:

```
c(1,rep(0,11),-0.5,rep(0,11),-0.4)%>%polyroot%>%abs%>% min
```

```
## [1] 1.006059
```

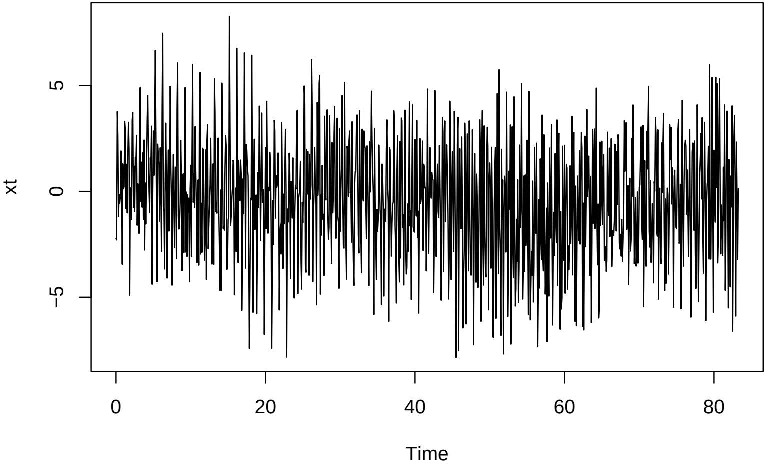
Note que la raíz más pequeña está por fuera del círculo unitario, lo cual indica que el proceso es estacionalmente estacionario.

Veamos la serie de tiempo X_t y su gráfico:

```
xt
```

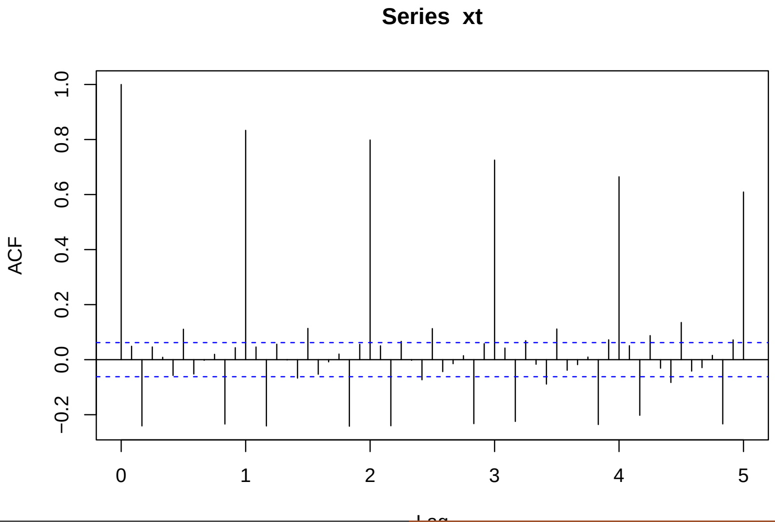
```
##            Jan         Feb         Mar         Apr          May
## 0  -2.229200770 -2.297532165 3.764085640 2.624320449 -1.182715503
## 1   0.120935893  0.216710066 3.303939712 2.910373819 -0.814874710
## 2  -0.471699180 -1.335679413 3.370515475 3.719972046 -0.763556432
## 3   0.134105899 -1.987012828 4.808499968 4.918775681 -0.483363081
## 4  -1.542973962  0.888376837 3.290908676 4.526287146  1.895805511
## 5   2.854774036  0.756078343 2.974960345 6.664127619  3.087299206
## 6   0.067557518 -2.851808204 3.849818907 7.472517504 -0.693256827
## 7   1.955769120 -1.877352080 0.220560075 4.964023440  1.126301239
## 8   1.125545626 -3.180554768 3.938852840 6.072250531 -1.182978277
## 9   0.828536757 -2.893574866 2.147189865 4.906767592 -2.866862818
## 10  1.237473329 -3.082088378 1.777586007 5.998234660 -0.521761775
## 11  0.543851491 -3.489688156 4.055512827 5.610892787 -2.963228627
## 12  1.958823059 -4.165801705 2.461281981 3.143438470 -2.712166690
## 13  1.298325835 -3.449442320 5.318972258 3.704995651 -0.960729510
## 14  0.067132432 -4.687335075 5.115461826 2.078410400 -1.748999530
## 15 -1.329013290 -1.217522000 8.265796261 3.407205696 -1.603772197
## 16  0.161304954 -2.848376440 6.759374770 1.874156695 -3.358342690
## 17  0.599320877 -1.057309355 6.544176833 2.167190559 -3.629736515
## 18 -0.338438426 -0.407757870 6.429465738 1.019288519 -5.717646040
## 19  0.891812477 -0.772348183 4.027249260 1.518376389 -2.320515565
## 20  2.070868893 -1.761103797 4.256214225 0.879390428 -1.978756679
## 21 -0.431510464 -2.513855794 3.350457853 2.869878288 -1.265674866
## 22 -1.547559633 -2.968856189 3.252972800 0.140849561 -3.649513310
## 23 -0.825540510 -1.440403596 1.805266620 0.783766208 -4.117732234
## 24  0.267104314  0.113528124 3.719143455 3.834503079 -4.836120976
## 25 -1.482945857  0.399155188 4.977209708 4.137009014 -3.462134598
## 26 -0.369247467  0.296682086 6.224853605 3.897107082 -4.268447720
## 27 -0.189501671  0.564688113 5.106085781 5.474441493 -4.859773804
```

```
plot(xt)
```

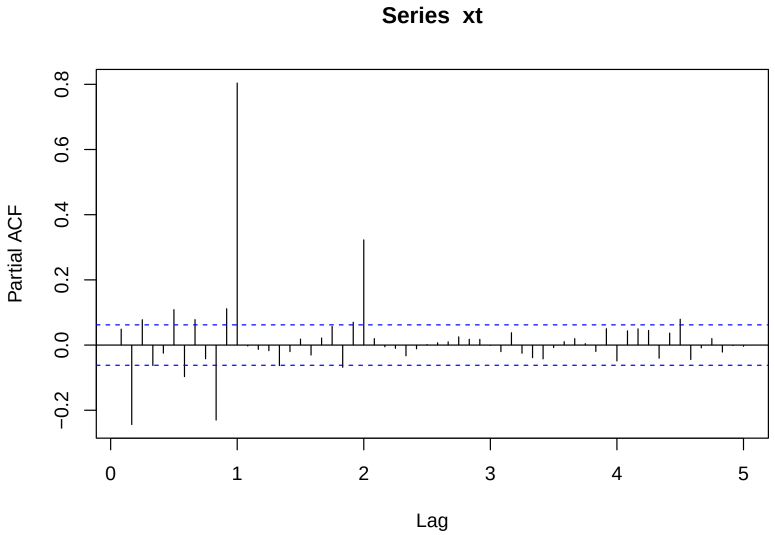


Graficamos la ACF y la PACF:

```
acf(xt, lag.max = 60)
```



```
pacf(xt, lag.max = 60)
```



Modelos SARIMA: Comportamiento de ACF y PACF

En los dos gráficos anteriores vemos que:

- La ACF presenta un comportamiento de cola en los lags $k \times s = k \times 12$ para $k = 1, 2, 3, \ldots$.
- La PACF tiene un comportamiento de corte en el lag $2 \times 12 = 24$.

Este comportamiento era de esperarse debido a que el modelo que simulamos fue $SARIMA(0,0,0) \times (2,0,0)_{12}$:

$$\Phi_2(B^{12})X_t = w_t, \quad \text{esto es}$$

$$(1 - 0.5B^{12} - 0.4B^{24})X_t = w_t, \implies X_t = 0.5X_{t-12} + 0.4X_{t-24} + w_t$$

donde w_t es un ruido blanco Gaussiado con $\sigma_w = 1.5$.

De hecho, podemos encontrar las ACF y PACF teóricas del modelo:

$$X_t = 0.5X_{t-12} + 0.4X_{t-24} + w_t$$

```
Phi <- c(rep(0,11),0.5,rep(0,11),0.4)
Phi
```

```
##  [1] 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.5 0.0 0.0
## [20] 0.0 0.0 0.0 0.0 0.4
```

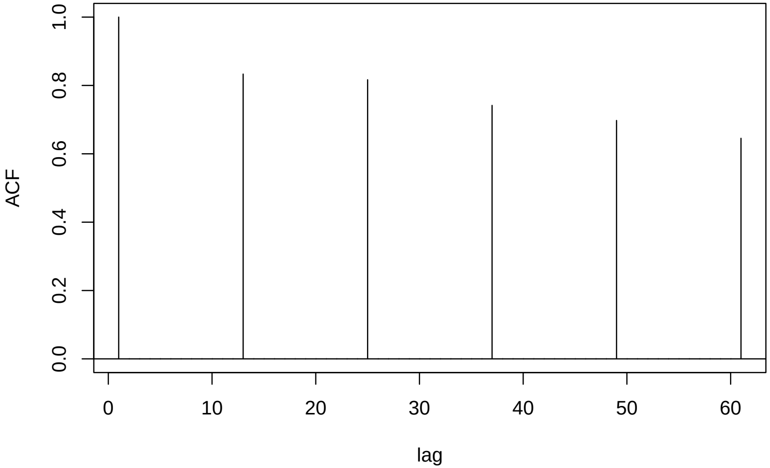
Note que, los coeficientes son cero en lags diferentes al 12 y al 24.

Los gráficos de la ACF y PACF teóricas son:

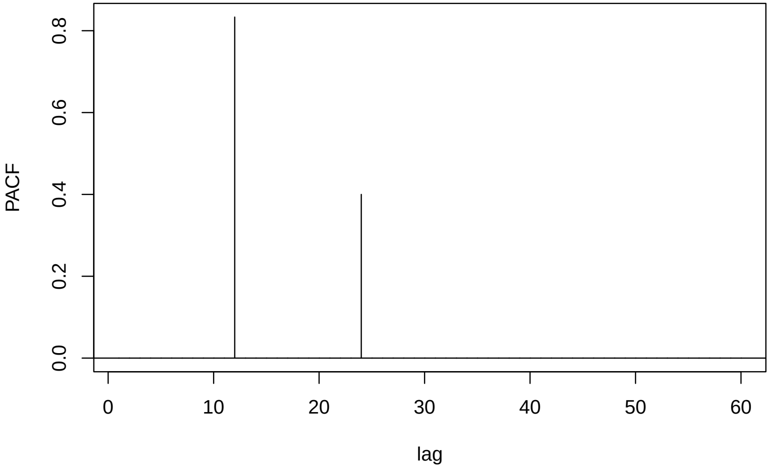
```
ACF <- ARMAacf(ar=Phi, lag.max = 60)
PACF <- ARMAacf(ar=Phi, lag.max = 60, pacf=TRUE)
```

Modelos SARIMA: Comportamiento de ACF y PACF

```
plot(ACF, type="h", xlab="lag")
abline(h=0)
```



```r
plot(PACF, type="h", xlab="lag")
abline(h=0)
```



2. $SARIMA(0,0,0) \times (0,0,2)_3$:

```
require(astsa)
set.seed(92839)
w_t <- rnorm(1050, 0, 1.5)
xt <- sarima.sim(ar = NULL, d = 0, ma = NULL,
                 sar = NULL, D = 0, sma = c(0.6,-0.2),
                 S = 3,n=1000, innov = w_t, burnin = 50)
```

Note que: En esta simulación generamos 1000 observaciones utilizando un ruido blanco Gaussiano w_t con 1050 observaciones y eliminamos las primeras 50. Además, el periodo estacional que usamos es $s = 3$, es decir, trimestral.

Modelos SARIMA: Comportamiento de ACF y PACF

El polinómio $\Theta_2(B^3) = 1 + 0.6B^3 - 0.2B^6$ tiene raíces:

```
c(1,rep(0,2),0.6,rep(0,2),-0.2) %>% polyroot %>% abs
```

```
## [1] 1.060464 1.060464 1.612478 1.060464 1.612478 1.612478
```

La raíz más pequeña de las 12 raíces es:

```
c(1,rep(0,5),0.6,rep(0,5),-0.2) %>% polyroot %>% abs %>% min
```

```
## [1] 1.029789
```

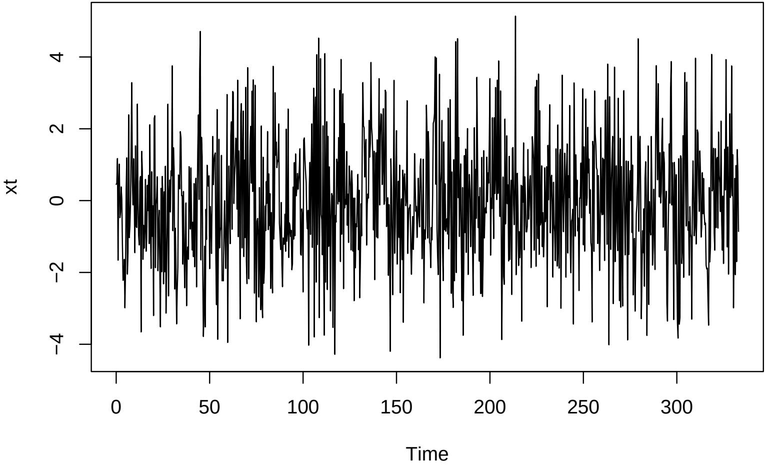
Note que la raíz más pequeña está por fuera del círculo unitario, lo cual indica que el proceso es estacionalmente invertible.

Veamos la serie de tiempo X_t y su gráfico:

```
xt
```

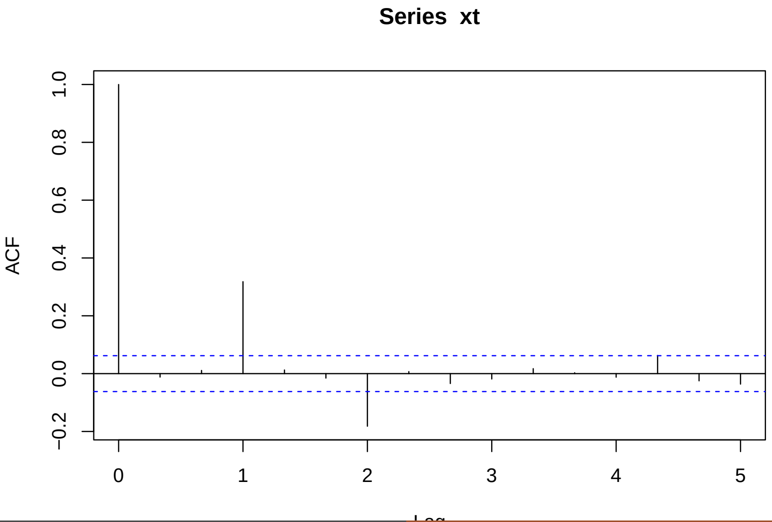
```
## Time Series:
## Start = c(0, 1)
## End = c(333, 1)
## Frequency = 3
##     [1]  0.4525664819  0.4821557749  1.1707866031 -1.6587659650  0.5642724546
##     [6]  1.0162793540 -0.4762812872 -0.3277715318  0.3811773678  0.0417184037
##    [11] -1.1978777710 -2.2194053217 -2.1344889724 -1.6362634365 -2.9858017125
##    [16] -1.9068758437  0.3062094668  1.1906991251 -2.0463068348 -1.4236283226
##    [21]  2.3894593994 -1.0311652231 -0.7114605309 -0.0530282025  1.5895615844
##    [26]  3.2857255143  0.5385018413 -0.1207067717  1.1661391029 -0.0167076336
##    [31] -1.4508766556  1.5255559217 -0.7128672739 -0.7481432648  2.6883522782
##    [36] -0.0445821482 -0.9622151473 -1.2337664494  0.5357215292  0.6714232198
##    [41] -3.6562173922  1.3706710642  0.8327548795 -1.6346473832 -0.6866576948
##    [46] -1.3231340035 -0.7230018776  0.5907580459 -1.4093902315 -1.0920366101
##    [51]  0.4264399075 -0.2793501639  0.7044861063 -1.1954526819  2.1127916169
##    [56] -0.7022711224 -1.8889400825  0.8038661353 -0.9955740743 -0.1457034024
##    [61] -3.2010589070  2.2907869069  2.3631058563 -1.8690120524 -0.1095983844
##    [66]  0.0831551681  0.6640584190 -1.9528017055 -0.7237357226 -0.2694065001
##    [71] -1.8812206299 -3.5154052185  0.3431349422 -1.9815230657  0.6726428671
##    [76]  0.0405790977 -2.3174761170  0.2449207674 -1.9814980832  0.9573644274
##    [81] -3.1332795853 -1.7642097476 -0.5751840252  2.6854658041 -2.6546251364
##    [86]  0.1056948666  0.5733436989 -0.3163569724  0.8289740015  0.6943515600
##    [91]  3.7521281505 -0.8398088349  1.4725103788  0.8419539668 -2.4617474153
##    [96] -0.7684864627 -1.8753072911 -3.4326427112 -2.4680955507 -1.8621735364
##   [101]  0.7138479144  0.6134414644  0.3265843359  1.9202677807  1.7359021760
##   [106]  0.1377595157  0.1375989288 -1.7691730094  0.2557939016 -1.2850362566
##   [111] -2.4286481380 -1.1430852640 -0.0648158434 -2.9272966276 -1.4969203801
##   [116] -1.2901477280 -1.6321773157  0.9460594831  0.3569568369 -0.7921552565
##   [121]  0.9102274932 -0.5898831696 -1.3738313195 -0.5993228626 -1.5607360845
```

```
plot(xt)
```



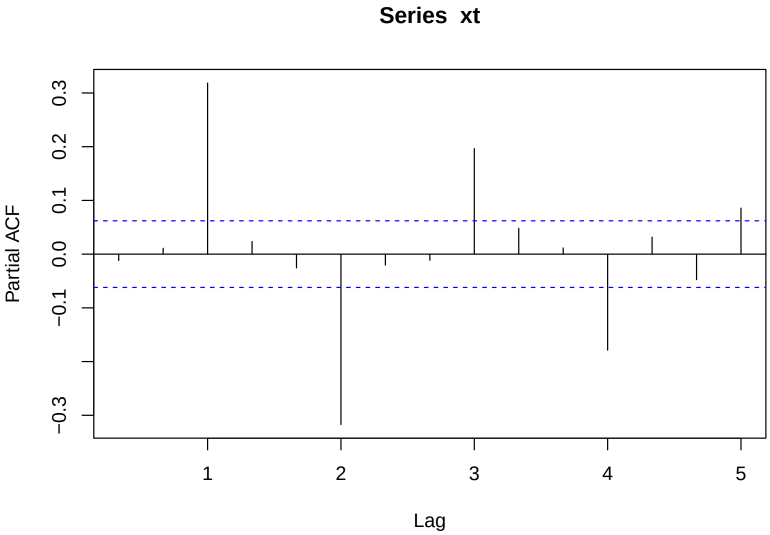
Graficamos la ACF y la PACF:

```
acf(xt, lag.max = 15)
```



Modelos SARIMA: Comportamiento de ACF y PACF

```r
pacf(xt, lag.max = 15)
```



Modelos SARIMA: Comportamiento de ACF y PACF

En los dos gráficos anteriores vemos que:

- La ACF tiene un comportamiento de corte en el lag $2 \times 3 = 6$.
- La PACF presenta un comportamiento de cola en los lags $k \times s = k \times 3$ para $k = 1, 2, 3, \ldots$.

Este comportamiento era de esperarse debido a que el modelo que simulamos fue $SARIMA(0,0,0) \times (0,0,2)_3$:

$$\Theta_2(B^3)X_t = w_t, \quad \text{esto es}$$

$$X_t = (1 + 0.6B^3 - 0.2B^6)w_t, \implies X_t = w_t + 0.6w_{t-3} - 0.2w_{t-6}$$

donde w_t es un ruido blanco Gaussiado con $\sigma_w = 1.5$.

De hecho, podemos encontrar las ACF y PACF teóricas del modelo:

$$X_t = w_t + 0.6w_{t-3} - 0.2w_{t-6}$$

```r
Theta <- c(rep(0,2),0.6,rep(0,2),-0.2)
Theta
```

```
## [1]  0.0  0.0  0.6  0.0  0.0 -0.2
```

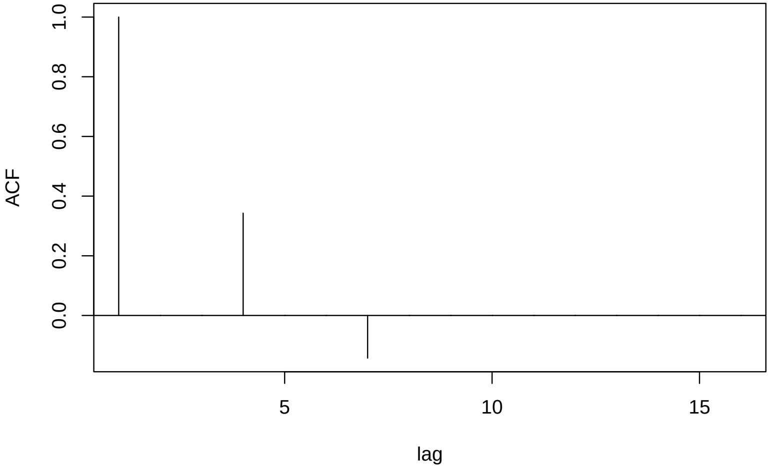
Note que, los coeficientes son cero en lags diferentes al 6 y al 12.

Los gráficos de la ACF y PACF teóricas son:

```r
ACF <- ARMAacf(ma=Theta, lag.max = 15)
PACF <- ARMAacf(ma=Theta, lag.max = 15, pacf=TRUE)
```

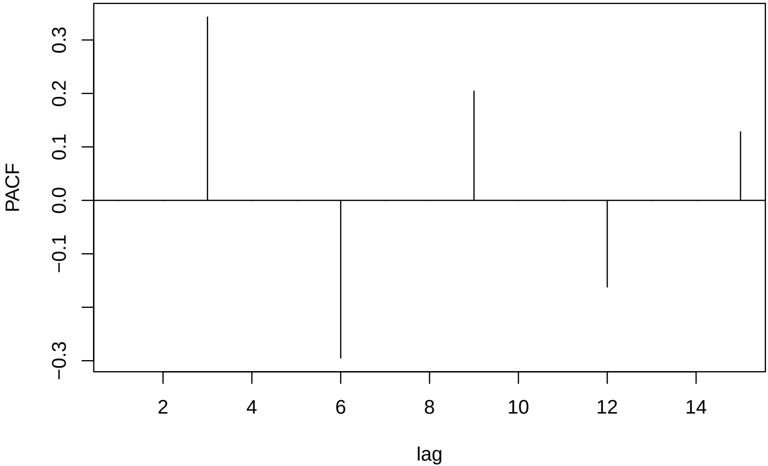
Modelos SARIMA: Comportamiento de ACF y PACF

```
plot(ACF, type="h", xlab="lag")
abline(h=0)
```



Modelos SARIMA: Comportamiento de ACF y PACF

```r
plot(PACF, type="h", xlab="lag")
abline(h=0)
```



Considere la BD relacionada con el Empleo y Desempleo en Colombia desde 2021 reportada por el DANE y que se encuentra en el link (AQUÍ) (también la pueden encontrar en la carpeta de DATOS del Moodle del curso como **anexo_empleo_ago_22.xlsx**).

puntos porcentuales respecto al mismo mes de 2021 (54,9%).

Documento	Fecha de publicación	Formato	Tamaño	Acción
Boletín técnico	30/09/2022	PDF	353 KB	Descargar
Comunicado de prensa	30/09/2022	PDF	466 KB	Descargar
Presentación (rueda de prensa)	30/09/2022	PDF	5,80 MB	Descargar
Presentación extendida (rueda de prensa)	30/09/2022	PDF	7,53 MB	Descargar
Presentación empalme de series GEIH 2005-2018	30/09/2022	PDF	1,18 MB	Descargar
Anexos	30/09/2022	XLSX	2.59 MB	Descargar
Anexo desestacionalizado	30/09/2022	XLSX	403 KB	Descargar
Nota técnica de empalme serie	30/09/2022	PDF	146 KB	Descargar

```r
require(tidyverse)
require(readxl)
direccion <- "../../DATOS/anexo_empleo_ago_22.xlsx"
bd_original <- read_excel(direccion,
                          sheet = "Total nacional",
                          skip=12)
# Seleccionamos la fila 4, relacionada con la tasa
# de desempleo y las columnas 2 hasta 261:
td <- bd_original %>%
       slice(4) %>%
       select(2:ncol(bd_original)) %>%
       t() %>% as.numeric()
tasa_desemp <- data.frame(fecha=seq(as.Date("2001/1/1"),
                                    as.Date("2022/8/1"),
                                    "months"), td =td)
```

Modelos SARIMA: Ejemplo real

```r
tasa_desemp %>% head(4)
```

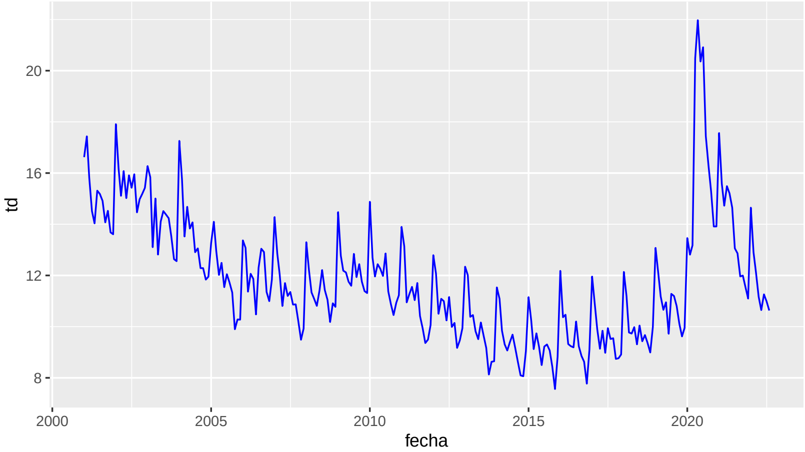
```
##        fecha      td
## 1 2001-01-01 16.6223
## 2 2001-02-01 17.4342
## 3 2001-03-01 15.8119
## 4 2001-04-01 14.5151
```

```r
tasa_desemp %>% tail(4)
```

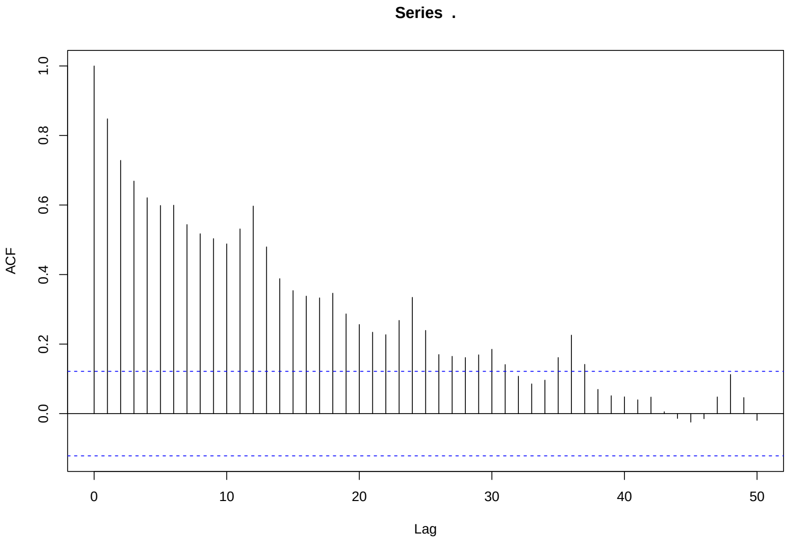
```
##          fecha       td
## 257 2022-05-01 10.64826
## 258 2022-06-01 11.26120
## 259 2022-07-01 10.98892
## 260 2022-08-01 10.63128
```

Modelos SARIMA: Ejemplo real

```
tasa_desemp %>% ggplot(aes(x=fecha, y=td))+
                  geom_line(col="blue")
```

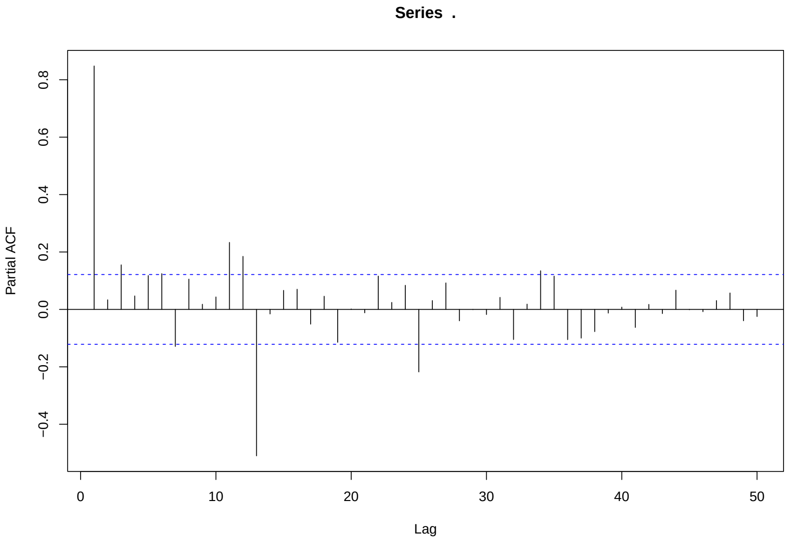


```
tasa_desemp$td  %>% acf(lag.max=50)
```



Modelos SARIMA: Ejemplo real

```
tasa_desemp$td %>% pacf(lag.max=50)
```



Modelos SARIMA: Ejemplo real

Observando los tres gráficos anteriores, podemos considerar lo siguiente:

- El gráfico de la serie original, aparentemente muestra un comportamiento estacional y una componente de tendencia. Aplicamos la prueba de Dickey-Fuller para saber si $d \geq 1$.
- El gráfico de la ACF presenta un decaimiento lento a cero confirmando que es necesario verificar si se debe diferenciar la serie.
- El gráfico de la PACF también presenta un comportamiento periódico anual (aunque también semestral).

Modelos SARIMA: Ejemplo real

```
require(tseries)
adf.test(tasa_desemp$td)
```

```
##
##  Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data:  tasa_desemp$td
## Dickey-Fuller = -2.9161, Lag order = 6, p-value = 0.1901
## alternative hypothesis: stationary
```

El test de Dickey-Fuller evidencia que no rechazamos H_0 : La serie no es estacionaria y por tanto, aplicamos una diferencia.

Modelos SARIMA: Ejemplo real

```
tasa_desemp$td %>% diff() %>% na.omit() %>% adf.test()
```

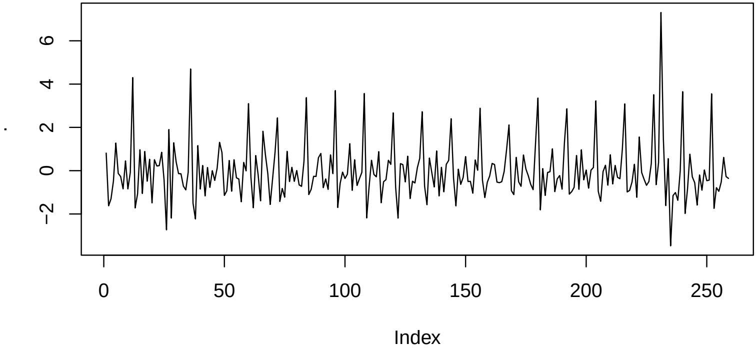
```
##
##  Augmented Dickey-Fuller Test
##
## data:  .
## Dickey-Fuller = -7.912, Lag order = 6, p-value = 0.01
## alternative hypothesis: stationary
```

El test de Dickey-Fuller evidencia que rechazamos H_0 : La serie no es estacionaria y por tanto, ya no es necesario tomar una segunda diferencia. Concuimos que $d = 1$.

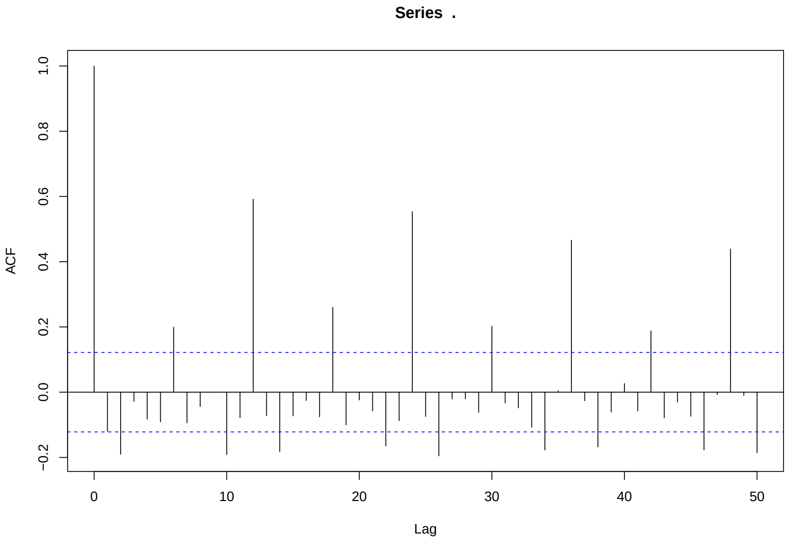
Modelos SARIMA: Ejemplo real

Observamos el gráfico de las diferencias:

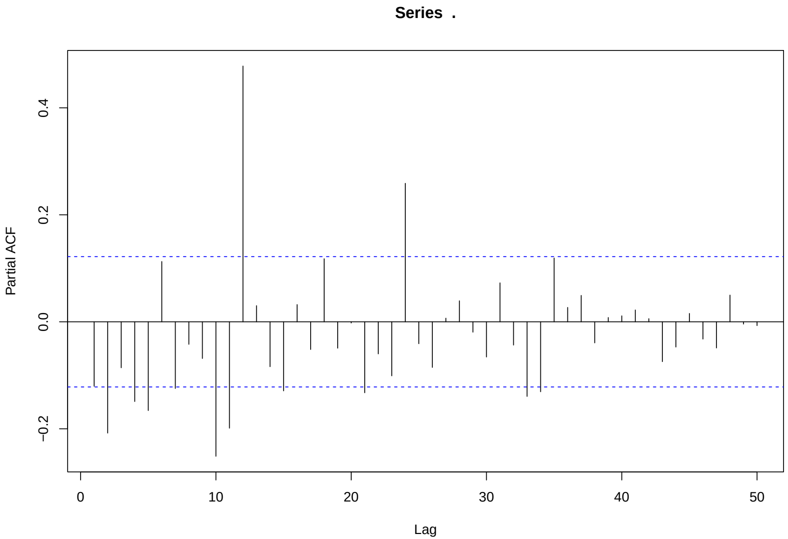
```
tasa_desemp$td %>% diff() %>% plot(type="l")
```



```
tasa_desemp$td  %>%diff()  %>%  acf(lag.max=50)
```



```
tasa_desemp$td %>%diff() %>% pacf(lag.max=50)
```



Modelos SARIMA: Ejemplo real

Observando los dos gráficos anteriores, podemos considerar lo siguiente:

- La ACF evidencia un decaimiento en los lags 6, 12, 18, 24, ... es decir, semestral.
- La PACF evidencia un corte estacional en $4 \times 6 = 24$.

Según este comportamiento se sugiere ajustar un $SARIMA(0,1,0) \times (4,0,0)_6$. Sin embargo, propongamos un $SARIMA(0,1,0) \times (0,0,4)_6$ y **dejo como TAREA ajustar el primer modelo** para que compare los resultados de ambos modelos.

NOTA: Iniciamos con este modelo y luego analizamos si es necesario aplicar un modelo ARIMA.

Ajustamos el modelo propuesto inicial:

```
require(astsa)
modelo1 <- sarima(tasa_desemp$td,p=0, d=1, q=0, Q=4,
                  S=6, details=FALSE)
modelo1
```

Extraemos los residuales del modelo:

```
resid1 <- modelo1$fit$residuals
```

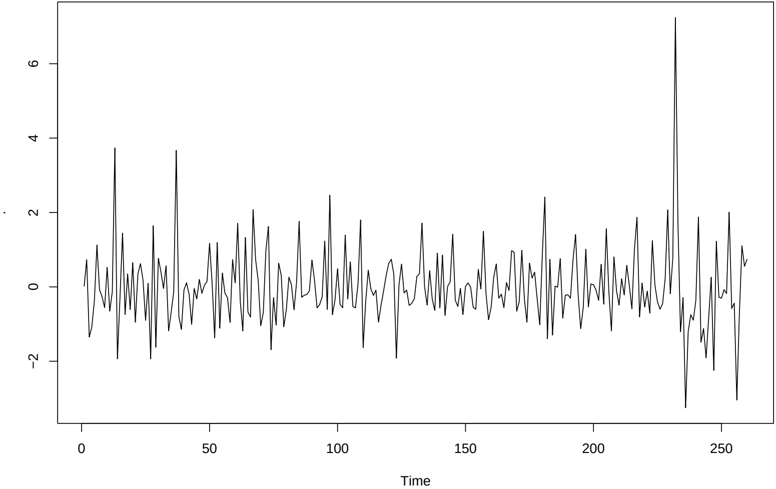
Veamos el ajuste del modelo, el ACF y el PACF de los residuales:

Modelos SARIMA: Ejemplo real

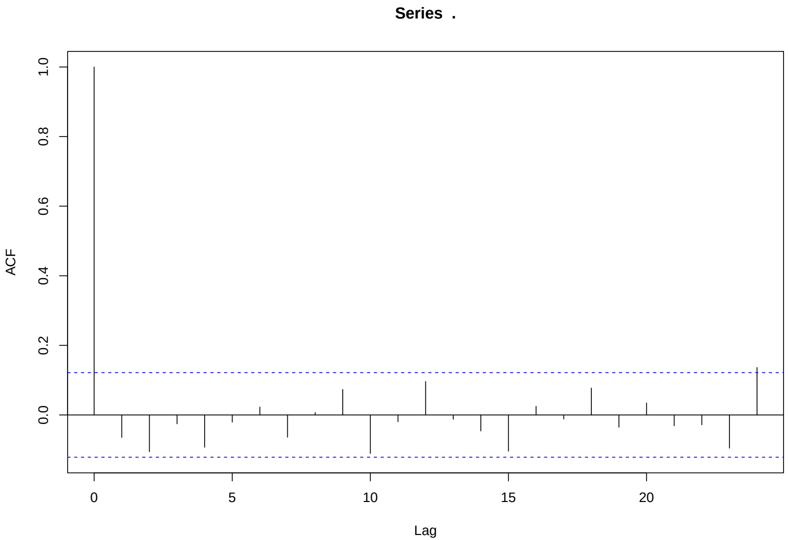
```
## $fit
##
## Call:
## arima(x = xdata, order = c(p, d, q), seasonal = list(order = c(P, D, Q), period = S),
##     xreg = constant, transform.pars = trans, fixed = fixed, optim.control = list(trace = trc,
##         REPORT = 1, reltol = tol))
##
## Coefficients:
##         sma1    sma2    sma3    sma4  constant
##        0.012  0.4182  0.1338  0.4189   -0.0417
## s.e.  0.068  0.0625  0.0594  0.0615    0.1247
##
## sigma^2 estimated as 1.093:  log likelihood = -382.18,  aic = 776.37
##
## $degrees_of_freedom
## [1] 254
##
## $ttable
##          Estimate     SE t.value p.value
## sma1       0.0120 0.0680  0.1771  0.8596
## sma2       0.4182 0.0625  6.6965  0.0000
## sma3       0.1338 0.0594  2.2520  0.0252
## sma4       0.4189 0.0615  6.8145  0.0000
## constant  -0.0417 0.1247 -0.3344  0.7384
##
## $AIC
## [1] 2.997566
##
## $AICc
## [1] 2.998481
##
## $BIC
## [1] 3.079963
```

Modelos SARIMA: Ejemplo real

```
resid1 %>% plot(type="l")
```

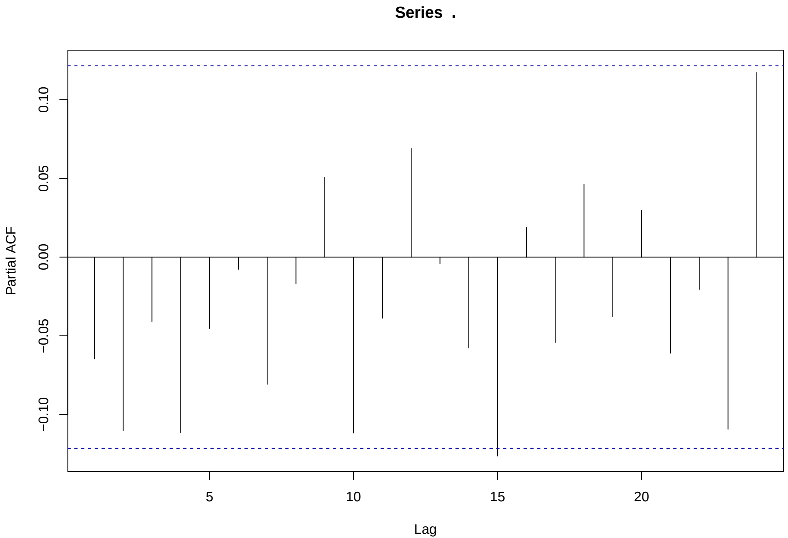


```r
resid1 %>% acf()
```



Modelos SARIMA: Ejemplo real

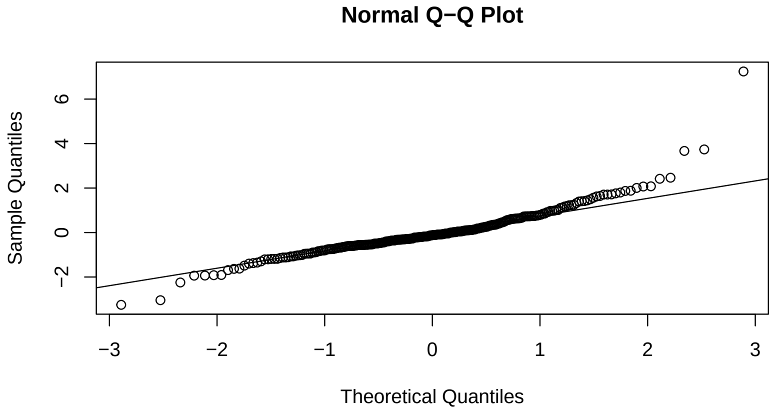
```
resid1 %>% pacf()
```



Modelos SARIMA: Ejemplo real

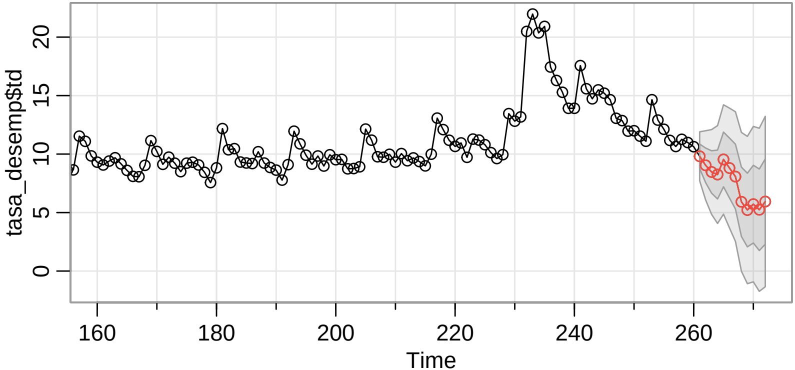
Para considerar la normalidad de los residuales del modelo:

```
qqnorm(resid1)
qqline(resid1)
```



Suponiendo que se cumple la normalidad gráficamente (aunque los test Jarque-Beta, Shapiro o Kolgomorov-Smirnov NO lo verifican), podemos realizar pronósticos con la función:

```
forec1 <- sarima.for(tasa_desemp$td,p=0, d=1, q=0, Q=4,
                     S=6, details=FALSE, n.ahead = 12)
```



Modelos SARIMA: Ejemplo real

```
forec1$pred
```

```
## Time Series:
## Start = 261
## End = 272
## Frequency = 1
##  [1] 9.813779 9.038479 8.470647 8.251063 9.541379 8.806684 8.074792 5.920101
##  [9] 5.216158 5.720411 5.238016 5.941439
```

```
forec1$se
```

```
## Time Series:
## Start = 261
## End = 272
## Frequency = 1
##  [1] 1.045461 1.478504 1.810791 2.090921 2.337721 2.560845 2.770814 2.965956
##  [9] 3.149028 3.322026 3.486451 3.643463
```

Las bandas que aparecen en el gráfico anterior corresponden a los intervalos construidos con ± 1 y ± 2 errores estándar con respecto a la predicción.