UNAP

FINESI

Series de Tiempo

VI Semestre

Grupo: B

MODELOS ARMA

Modelos Autorregresivo (AR)
y Medias Móviles (MA)

Mtr. Alcides Ramos Calcina
FINESI

5. Modelo Lineal General

- La metodología de la modelización univariante es sencilla. Dado que el objetivo es explicar el valor que toma en el momento *t* una variable de interés que presenta dependencia temporal, una forma de trabajar es recoger información sobre el pasado de la variable, observar su evolución en el tiempo y explotar el patrón de regularidad que muestran los datos.

- Este procedimiento se hará operativo mediante los modelos ARMA que son una aproximación a la estructura teórica general.

- El modelo de series temporales univariante se descompone:

$$Y_t = \underbrace{PS_t}_{\text{Parte que recoge el patrón de regularidad, o parte sistemática}} + \underbrace{a_t}_{\text{Parte puramente aleatoria (Ruido blanco)}} \qquad t = 1, 2, 3, \ldots$$

5. Modelo Lineal General

- El modelo teórico:

$$Y_t = f\left(Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, \cdots\right) + a_t \qquad t = 1, 2, 3, \ldots$$

donde se exige que el comportamiento de Y_t sea función de sus valores pasados, posiblemente infinitos.

- Dentro de los procesos estocásticos estacionarios se considerará únicamente la clase de procesos lineales que se caracterizan porque se pueden representar como una combinación lineal de variables aleatorias.

- En el caso de los procesos estacionarios con distribución normal y media cero, bajo condiciones muy generales, Y_t se puede expresar como:

$$Y_t = \pi_1 Y_{t-1} + \pi_2 Y_{t-2} + \pi_3 Y_{t-3} + \cdots + a_t \qquad t = 1, 2, 3, \ldots \qquad \text{(I)}$$

5. Modelo Lineal General

- Las condiciones generales que ha de cumplir el proceso son:

  a) El proceso sea **no anticipante**.

  El presente no venga determinado por el futuro, luego el valor de *Y* en el momento *t* no puede depender de valores futuros de *Y* o de las innovaciones *a*.

  b) El proceso sea **invertible**.

  El presente dependa de forma convergente de su propio pasado lo que implica que la influencia de Y_{t-k} en Y_t ha de ir disminuyendo conforme nos alejemos en el pasado. Si y solo si se cumple:

$$\sum_{i=1}^{\infty} \pi_i^2 < \infty$$

- El modelo (I) se puede escribir de forma más compacta en términos del operador de retardos:

$$Y_t = \pi_1 L Y_t + \pi_2 L^2 Y_t + \pi_3 L^3 Y_t + \cdots + a_t$$

$$Y_t = \left(\pi_1 L + \pi_2 L^2 + \pi_3 L^3 + \cdots\right) Y_t + a_t$$

$$Y_t - \left(\pi_1 L + \pi_2 L^2 + \pi_3 L^3 + \cdots\right) Y_t = a_t$$

$$\left(1 - \pi_1 L - \pi_2 L^2 - \pi_3 L^3 - \cdots\right) Y_t = a_t \Rightarrow \boxed{\Pi_\infty(L) Y_t = a_t}$$

5. Modelo Lineal General

- Otra forma alternativa de escribir el modelo (I) es:

$$Y_t = \frac{1}{\Pi_\infty(L)} a_t = \Psi_\infty(L) a_t = \left(1 + \psi_1 L + \psi_2 L^2 + \psi_3 L^3 + \cdots\right) a_t$$

$$Y_t = a_t + \psi_1 a_{t-1} + \psi_2 a_{t-2} + \psi_3 a_{t-3} + \cdots \qquad t = 1, 2, 3, \ldots \qquad \text{(II)}$$

- Es decir, el valor Y_t se puede representar como la combinación lineal del ruido blanco a_t y su pasado infinito.

- El modelo (II) cumple la condición de estacionariedad si los parámetros del modelo satisfacen la siguiente rest ricción:

$$\sum_{i=1}^{\infty} \psi_i^2 < \infty$$

- Tanto la representación (I) como la (II) son igualmente válidas para los procesos estocásticos estacionarios $\Leftrightarrow$ cumplen las dos condiciones antes mencionadas, o sea que el modelo sea **no anticipante** e **invertible**.

5. Modelo Lineal General

- Será necesario simplificar las formulaciones del modelo general (I) y/o (II) de forma que tengan un número finito de parámetros.

$$\Pi_\infty(L) \simeq \frac{\phi_p(L)}{\theta_q(L)}$$

donde $\phi_p(L)$ y $\theta_q(L)$ son polinomios en el operador de retardos finitos de orden p y q, respectivamente:

$$\phi_p(L) = 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \cdots - \phi_p L^p$$

$$\theta_q(L) = 1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \cdots - \theta_q L^q$$

- Sustituyendo en el modelo (I), se obtiene:

$$\Pi_\infty(L) Y_t \simeq \frac{\phi_p(L)}{\theta_q(L)} Y_t = a_t \quad \Rightarrow \quad \boxed{\phi_p(L) Y_t = \theta_q(L) a_t}$$

5. Modelo Lineal General

- Por lo tanto, el modelo lineal general admite tres representaciones, todas igualmente válidas bajo los supuestos señalados:

$$\phi_p(L)Y_t = \theta_q(L)a_t$$

$$\left(1-\phi_1 L-\phi_2 L^2-\cdots-\phi_p L^p\right)Y_t = \left(1-\theta_1 L-\theta_2 L^2-\cdots-\theta_q L^q\right)a_t$$

$$Y_t = \underbrace{\underbrace{\phi_1 Y_{t-1}+\phi_2 Y_{t-2}+\cdots+\phi_p Y_{t-p}}_{\substack{\text{parte autorregresiva}\\ AR(p)}} + \underbrace{a_t-\theta_1 a_{t-1}-\theta_2 a_{t-2}-\cdots-\theta_q a_{t-q}}_{\substack{\text{pate medias móviles}\\ MA(q)}}}_{\substack{\text{Representación finita}\\ ARMA(p,\,q)}}$$

- Esta formulación finita es una representación más restringida que las representaciones generales (I)-(II).

5. Modelo Lineal General

- Dos casos particulares del modelo ARMA(p, q) de gran interés son:
  - ***AR(p).*** Modelo que sólo presenta parte autorregresiva, es decir, el polinomio de medias móviles es de orden 0:

$$Y_t = AR(p) \quad \Rightarrow \quad \boxed{Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + a_t}$$

  - ***MA(q).*** Modelo que sólo presenta parte medias móviles, es decir, el polinomio autorregresivo es de orden 0:

$$Y_t = MA(q) \quad \Rightarrow \quad \boxed{Y_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \cdots + \theta_q a_{t-q}}$$

- Los modelos *ARMA*(p,q), *AR*(p) y *MA*(q) son aproximaciones al modelo lineal general. Comenzaremos por caracterizar sus funciones de autocorrelación para conocer sus propiedades y posteriormente utilizarlos para modelar series y predecir.

6. Modelo Autorregresivo (*AR*)

- Un modelo autorregresivo de orden p, o abreviadamente un modelo AR(p), se define de la siguiente forma:

$$\boxed{Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + a_t}$$

Donde:

ϕ_1, ϕ_2, ... , ϕ_p son los parámetros constantes del modelo
a_t, es una variable "ruido blanco"
$\phi_1(L)$, polinomio autorregresivo

- A continuación se van analizar las características de los modelos AR(1) y AR(2).

Modelo *AR*(1)

- Un modelo AR(1) viene definido por: $\boxed{Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + a_t}$

- En términos de operador de retardos,

$$\left(1-\phi L\right)Y_t = a_t \Rightarrow \phi\left(L\right)Y_t = a_t$$

Modelo *AR*(1)

- La estructura de correlación temporal representada por el modelo AR(1) es como sigue:

$$\begin{array}{ccccccccccc} \cdots & Y_{t-2} & \rightarrow & Y_{t-1} & \rightarrow & Y_t & \rightarrow & Y_{t+1} & \rightarrow & Y_{t+2} & \cdots \\ & \uparrow & & \uparrow & & \uparrow & & \uparrow & & \uparrow & \\ \cdots & a_{t-2} & & a_{t-1} & & a_t & & a_{t+1} & & a_{t+2} & \cdots \end{array}$$

- Es importante mencionar con respecto a la constante ϕ_1 la cual debe estar comprendida en el rango [-1, 1], indicando:

  - ❖ Si $\phi_1 > 0$, la variable Y_t depende de su retardo anterior de forma **proporcional**.
  - ❖ Si $\phi_1 < 0$, la variable Y_t depende de su retardo anterior de forma **inversamente proporcional**.
  - ❖ Si $\phi_1 = 0$, la variable Y_t **no depende** de su retardo anterior.

Modelo *AR*(1)

Condiciones de estacionariedad

a) **Media**: $\boxed{E(Y_t) = \frac{0}{1-\phi} = 0}$ con parámetro $\phi \neq 1$

Si en el modelo se incluye una constante (intercepto), se obtendrá que: $Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + a_t$

entonces, $E(Y_t) = E(Y_{t-1}) = \mu$ se verifica que $\mu = \frac{\delta}{1-\phi}$

b) Varianza: $\boxed{\gamma_0 = \frac{\sigma^2}{1-\phi^2}}$

Para que el proceso sea estacionario, varianza constante y finita, es necesario que $|\phi| < 1$.

Modelo *AR*(1)

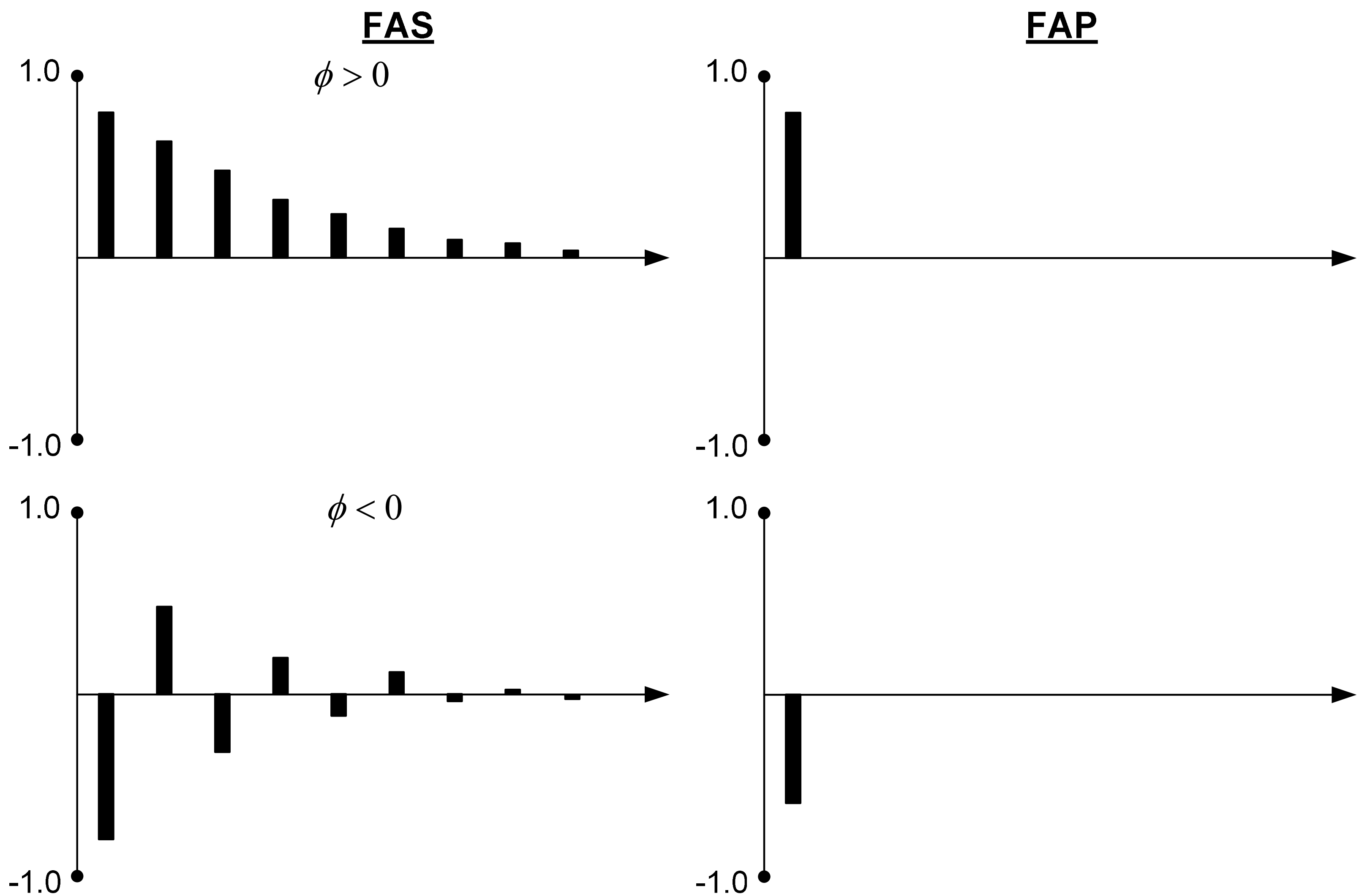
La función de autocovarianzas de un proceso AR(1) estacionario es: $\gamma_k = \begin{cases} \dfrac{\sigma^2}{1-\phi^2} & k=0 \\ \phi\gamma_{k-1} & k>0 \end{cases}$

c) Los coeficientes de autocorrelación: $\boxed{\rho_k = \begin{cases} 1 & k=0 \\ \phi\rho_{k-1} & k>0 \end{cases}}$

Para distinguir si un proceso es autorregresivo o no, así como su orden, se recurre a las **funciones de autocorrelación simple (FAS) y parcial (FAP)**, como se muestra en la siguiente figura.

Modelo $AR(1)$

Funciones de autocorrelación simple y parcial para procesos AR(1).



6. Modelo Autorregresivo (*AR*)

Modelo *AR*(2)

- Un modelo AR(2) viene definido por: $$\boxed{Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + a_t}$$
- En términos de operador de retardos, $\left(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2\right) Y_t = a_t \Rightarrow \phi_2\left(L\right) Y_t = a_t$
- La constante ϕ_1 y ϕ_2 deben estar comprendida en el rango [-1, 1]

Condiciones de estacionariedad

a) **Media**: $\left(1 - \phi_1 + \phi_2\right) E\left(Y_t\right) = 0 \quad \rightarrow \quad \boxed{E\left(Y_t\right) = 0}$

b) **Varianza**: $\boxed{\gamma_1 = \dfrac{\phi_1 \gamma_0}{1 - \phi_2}}$

La función de autocovarianzas de un modelo AR(2) es, por lo tanto: $$\gamma_k = \begin{cases} \gamma_0 & k = 0 \\ \gamma_1 & k = 1 \\ \phi_1 \gamma_{k-1} + \phi_2 \gamma_{k-2} & k > 1 \end{cases}$$

Modelo *AR*(2)

c) Los coeficientes de autocorrelación:

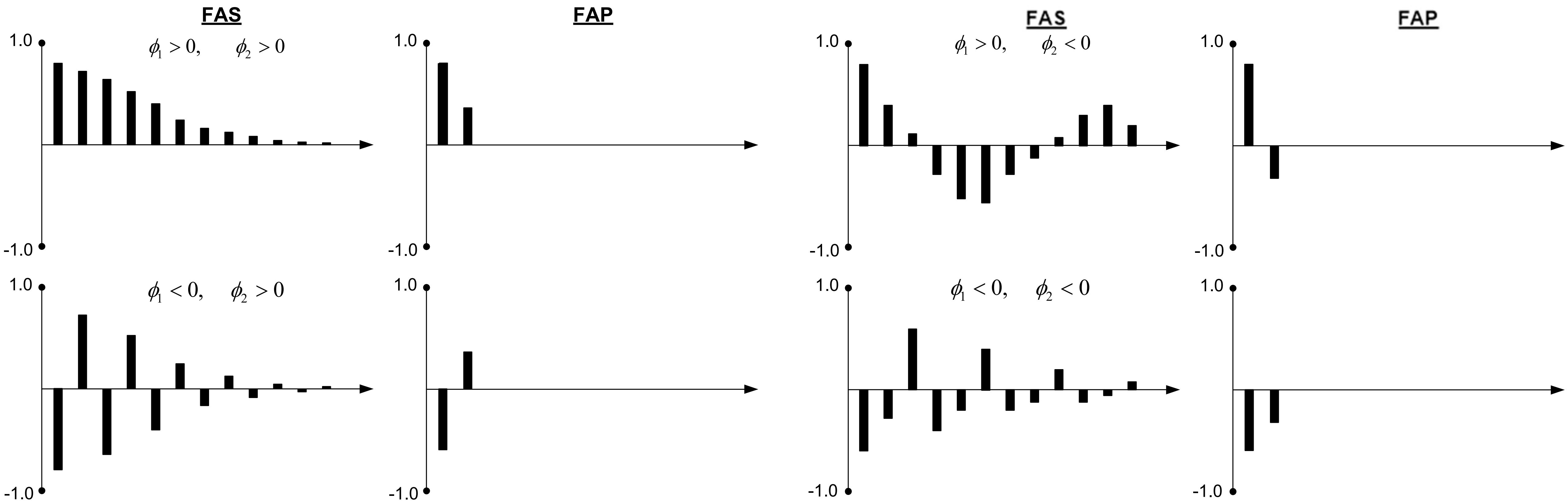
$$\rho_k = \begin{cases} 1 & k = 0 \\ \phi_1\rho_{k-1} + \phi_2\rho_{k-2} & k > 0 \end{cases}$$

- Para distinguir si un proceso es autorregresivo o no así como su orden, se recurre a las funciones de autocorrelación simple (FAS) y parcial (FAP), como se muestra en la siguiente figura.

- Los procesos AR(2) se reconocen por una FAS infinita y una FAP que se anula a partir del tercer retardo.

Modelo $AR(2)$

Funciones de autocorrelación simple y parcial para procesos AR(2).



6. Modelo Autorregresivo (*AR*)

Modelo *AR*(*p*)

- Un modelo AR(p) viene definido por: $\boxed{Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + a_t}$

- En términos de operador de retardos, $\left(1-\phi_1 L-\phi_2 L^2-\phi_3 L^3-\cdots-\phi_p L^p\right) Y_t = a_t \Rightarrow \phi_p(L) Y_t = a_t$

Condiciones de estacionariedad

a) **Media**: $\left(1-\phi_1+\phi_2+\cdots+\phi_p\right) E\left(Y_t\right)=0 \quad \rightarrow \quad \boxed{E\left(Y_t\right)=0}$

Este modelo se puede generalizar para representar series con media distinta de cero. El siguiente modelo AR(p):

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \cdots + \phi_p Y_{t-p} + a_t$$

Tiene media:

$$\left(1-\phi_1+\phi_2+\cdots+\phi_p\right) E\left(Y_t\right)=\delta \quad \rightarrow \quad E\left(Y_t\right)=\frac{\delta}{1-\phi_1+\phi_2+\cdots+\phi_p}$$

Modelo *AR*(*p*)

b) Los coeficientes de autocorrelación:

La función de autocorrelación, ρ_k, k = 0, 1, 2, ... de un proceso AR(*p*) tiene la misma estructura que la de un *p* roceso AR(1),

Resumiendo:

- Muchos coeficientes de autocorrelación simple no nulos que decrecen con el retardo como mezcla de exponenciales y senoidales.

- Los *p* primeros coeficientes de autocorrelación parcial son distintos de cero.

REGLA DE IDENTIFICACIÓN DEL ORDEN DE UN PROCESO AUTORREGRESIVO:

El número de coeficientes de la FAP distintos de cero indica el orden del proceso AR

Ejemplo 4

Simular 500 observaciones de un proceso autorregresivos AR(1) y represente su FAS y FAP , con:

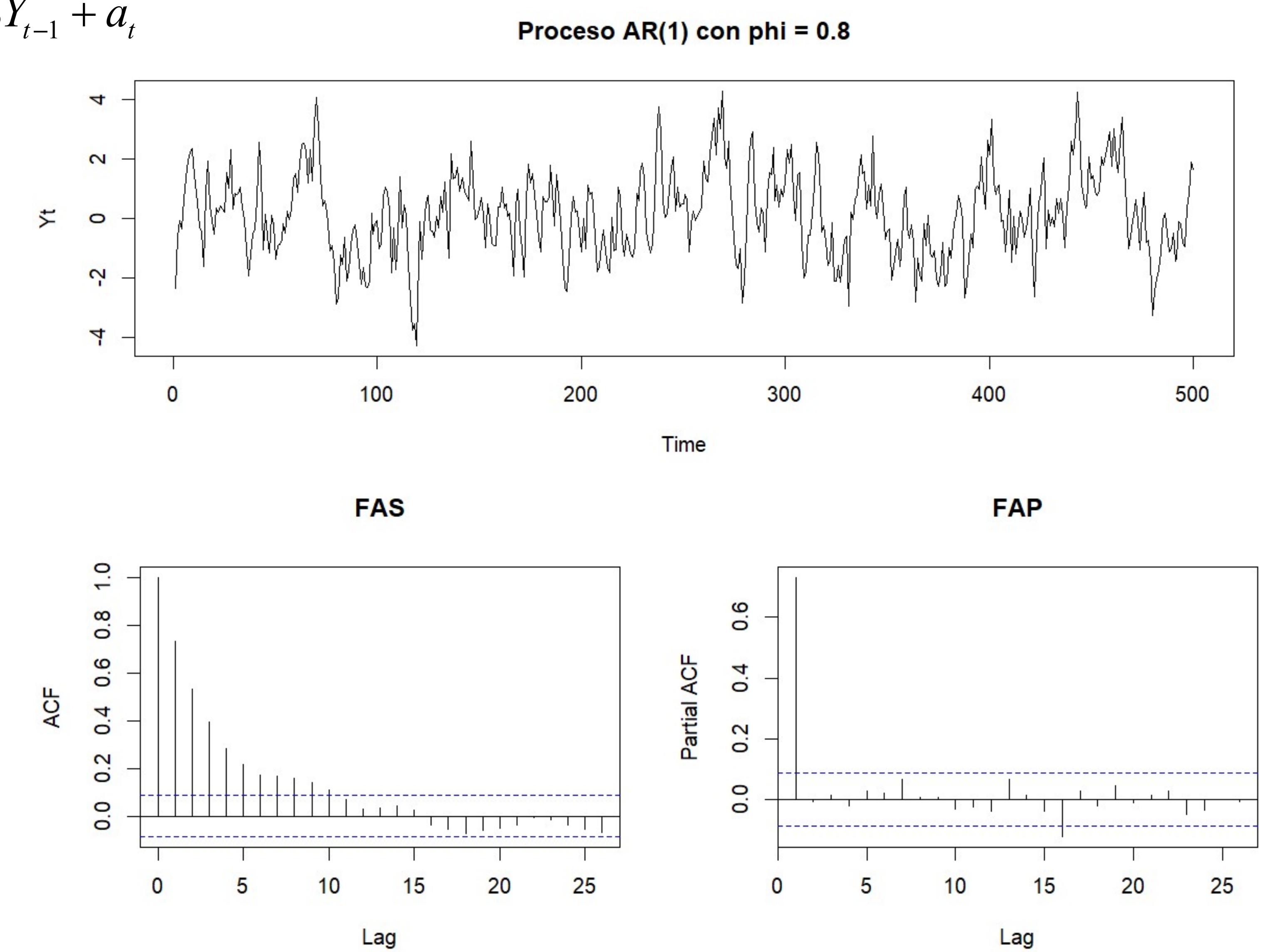
a) $\phi = 0.8$
b) $\phi = 0.1$
c) $\phi = -0.9$

En el siguiente script utiliza el comando **arima.sim()** para simular 500 observaciones de un proceso AR(1) para diferentes valores de ϕ.

```
set.seed(123)
AR1_m1 <- arima.sim(model = list(ar = 0.8), n = 500)
plot(AR1_m1, ylab = "Yt", main = "Proceso AR(1) con phi = 0.8")
cpar(mfrow = c(2,1))
acf(AR1_m1,main="FAS")
pacf(AR1_m1,main="FAP")
```

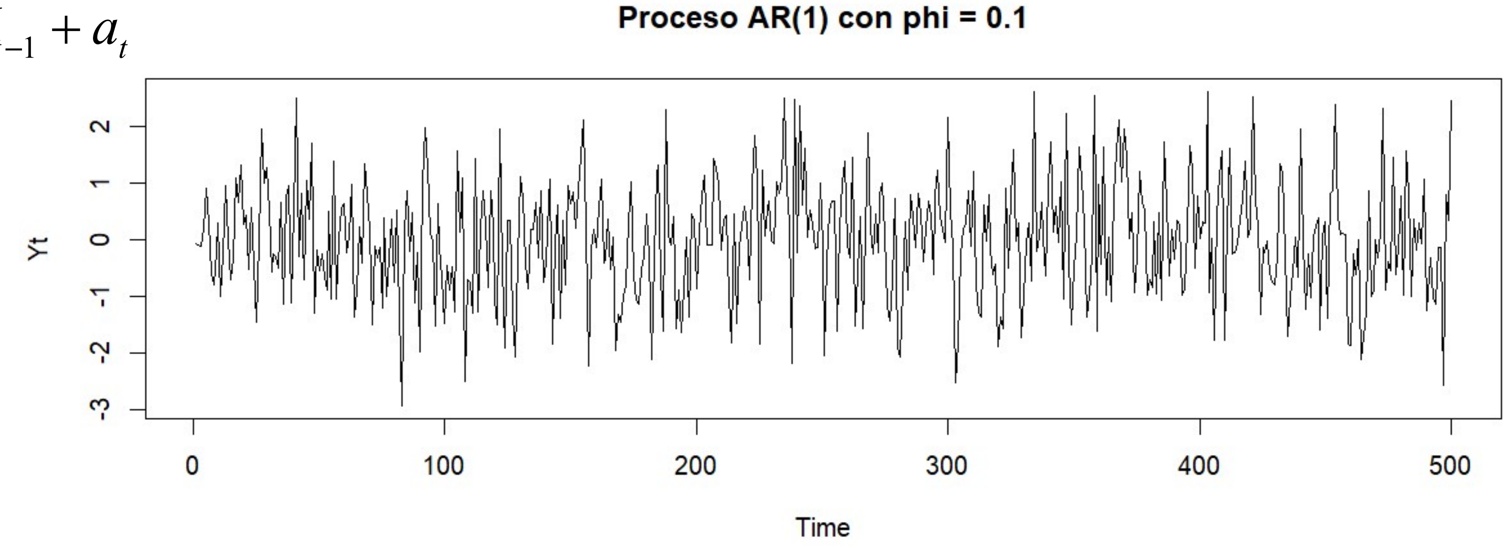
Ejemplo 4 – Simulación AR(1)

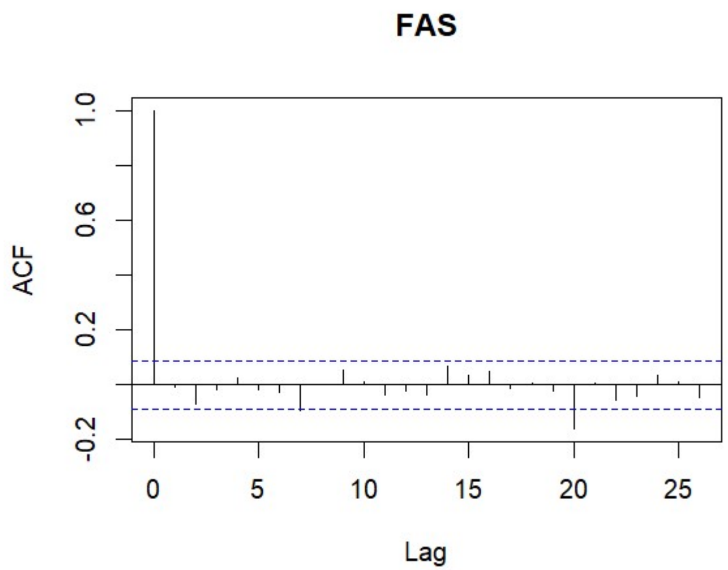
a) Modelo: $Y_t = 0.8Y_{t-1} + a_t$

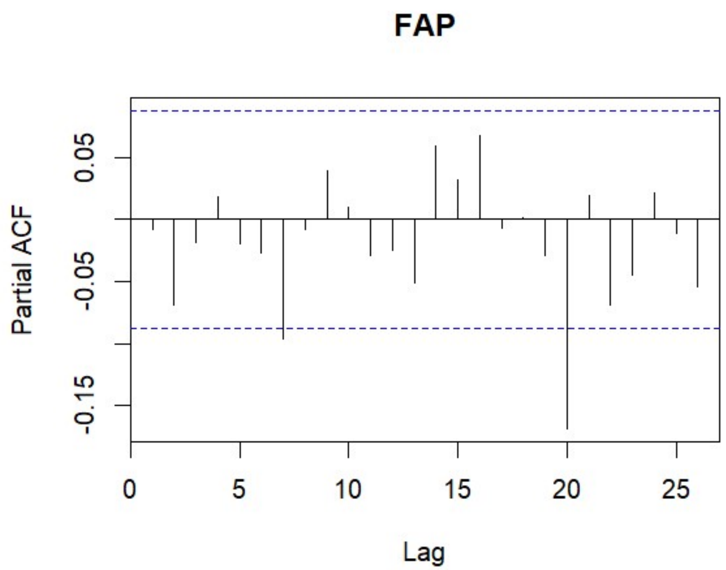


Ejemplo 4 – Simulación AR(1)

b) Modelo: $Y_t = 0.1Y_{t-1} + a_t$

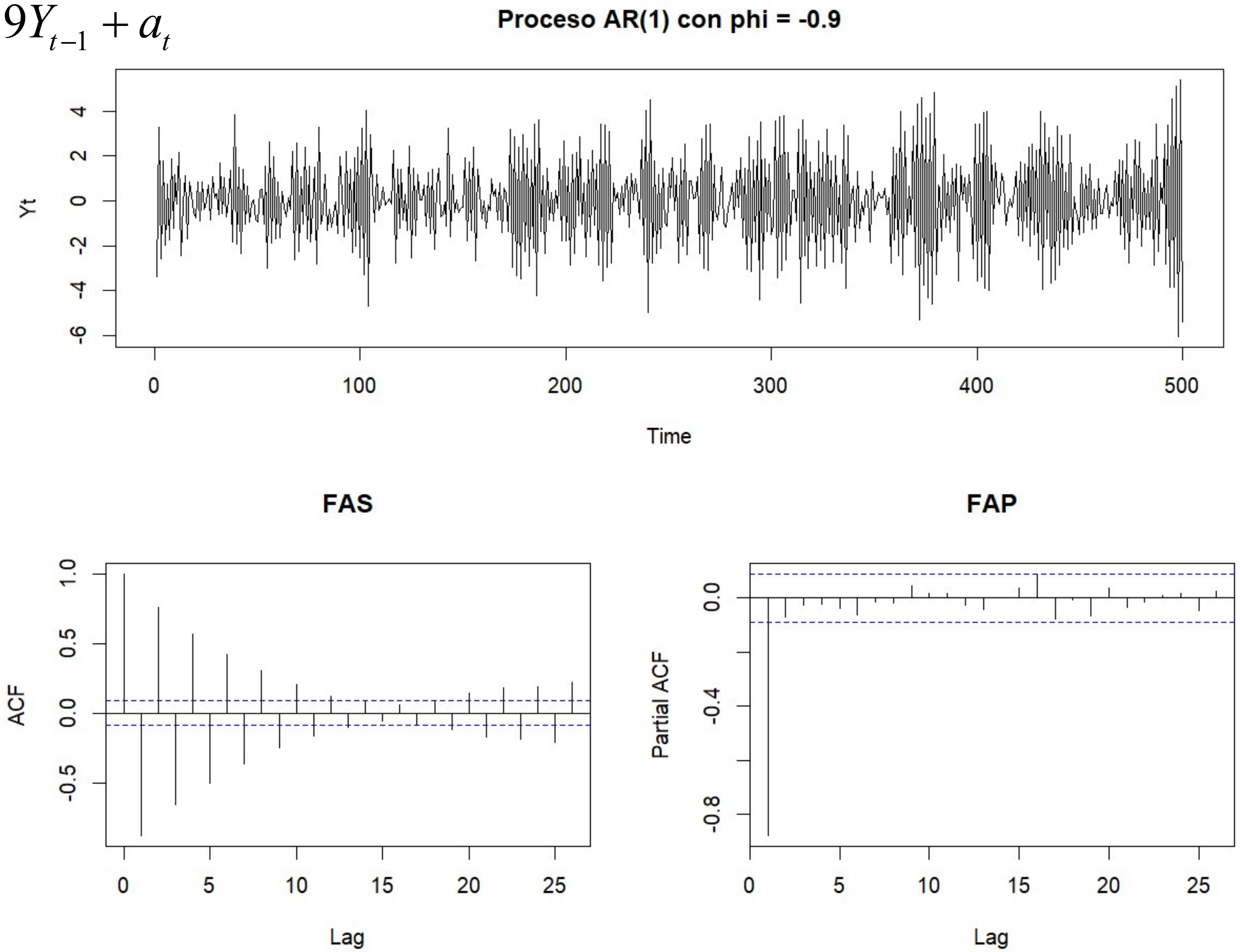






Ejemplo 4 – Simulación AR(1)

c) Modelo: $Y_t = -0.9Y_{t-1} + a_t$



Ejemplo 5

Simular 500 observaciones de un proceso autorregresivos AR(2) y represente su FAS y FAP , con:

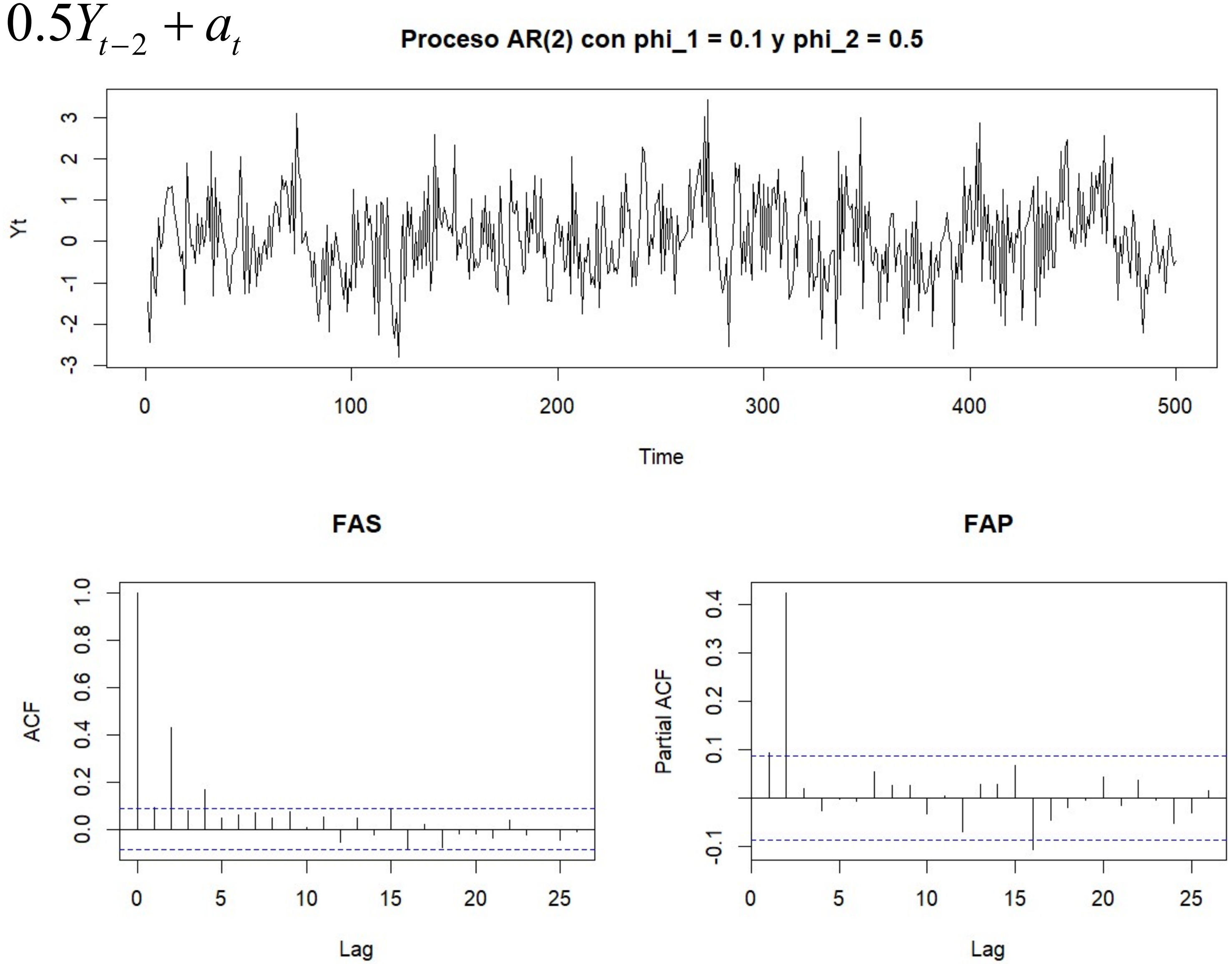
a) $\phi_1 = 0.1$ y $\phi_2 = 0.5$
b) $\phi_1 = -0.7$ y $\phi_2 = 0.1$

Al igual que el Ejemplo 4.4, seguimos utilizando el comando **arima.sim()** para simular 500 observaciones de un proceso AR(2) para diferentes valores de ϕ_1 y ϕ_2.

```
set.seed(123)
AR2_m1 <- arima.sim(model = list(ar = c(0.1, 0.5)), n = 500)
plot(AR2_m1, ylab = "Yt", main = "Proceso AR(2) con phi_1 = 0.1 y phi_2 = 0.5")
par(mfrow = c(1,2))
acf(AR2_m1, main="FAS")
pacf(AR2_m1, main="FAP")
```

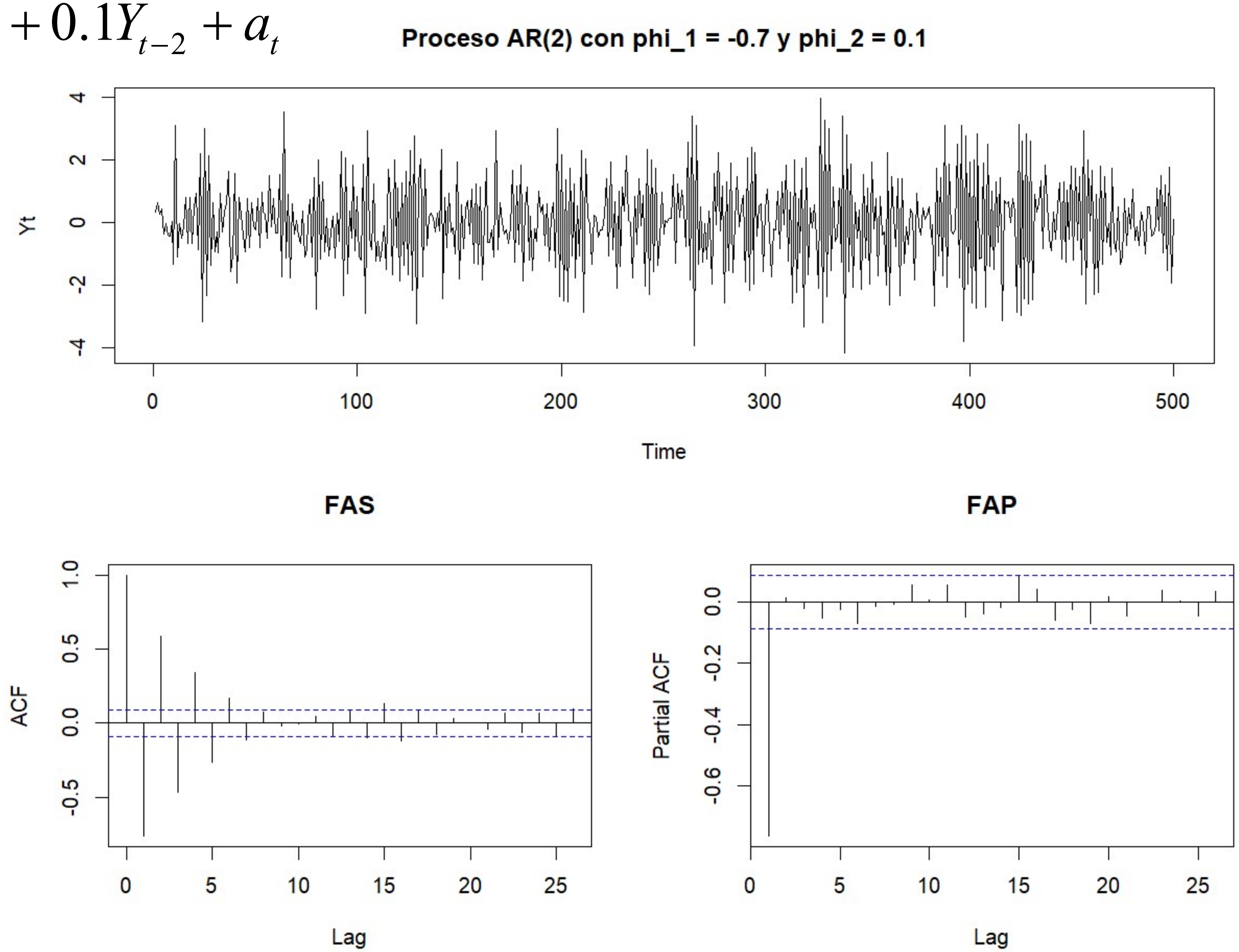
Ejemplo 5 – Simulación AR(2)

a) Modelo: $Y_t = 0.1Y_{t-1} + 0.5Y_{t-2} + a_t$



Ejemplo 5 – Simulación AR(2)

b) Modelo: $Y_t = -0.7Y_{t-1} + 0.1Y_{t-2} + a_t$



7. Modelo de Media Móvil (*MA*)

- Un proceso MA se caracteriza por un reajuste de la estimación, en cada instante de tiempo, a partir de los errores pasados de estimación.

- Un modelo de media móvil de orden *q*, o abreviadamente un modelo MA(*q*), se define de la siguiente forma:

$$\boxed{Y_t = a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \cdots + \theta_q a_{t-q}}$$

- A continuación se van analizar las características de los modelos MA(1) y MA(2).

Modelo *MA*(1)

- Un modelo MA(1) viene definido por: $\boxed{Y_t = a_t + \theta a_{t-1}}$

- Utilizando el operador polinomial de retardos, $Y_t = (1 - \theta L) a_t \Rightarrow Y_t = \theta(L) a_t$

  La constante θ debe estar comprendida en el rango **[-1, 1]**

Modelo *MA*(1)

- La estructura de correlación temporal representada por el modelo MA(1) es como sigue:

$$
\begin{array}{ccccccccccc}
\dots & Y_{t-2} & \rightarrow & Y_{t-1} & \rightarrow & Y_t & \rightarrow & Y_{t+1} & \rightarrow & Y_{t+2} & \dots \\
\nearrow & \uparrow & \nearrow & \uparrow & \nearrow & \uparrow & \nearrow & \uparrow & \nearrow & \uparrow & \nearrow \\
\dots & a_{t-2} & & a_{t-1} & & a_t & & a_{t+1} & & a_{t+2} & \dots
\end{array}
$$

- Vamos a comprobar si el modelo MA(1) cumple las condiciones de estacionariedad para cualquier valor del parámetro θ.

Modelo *MA*(1)

Condiciones de estacionariedad

a) **Media**: $E(Y_t) = E(a_t - \theta a_{t-1}) = 0$

b) **Varianza**: $\gamma_0 = (1+\theta^2)\sigma^2$

La función de autocovarianzas de un MA(1) es:

$$\gamma_k \begin{cases} \gamma_0 = (1+\theta^2)\sigma^2 & k = 0 \\ \gamma_1 = -\theta\sigma^2 & k = 1 \\ \gamma_k = 0 & k > 1 \end{cases}$$

Modelo *MA*(1)

c) Los coeficientes de autocorrelación:

$$\rho_k = \begin{cases} 1 & k = 0 \\ \dfrac{-\theta}{1+\theta^2} & k = 1 \\ 0 & k > 1 \end{cases}$$

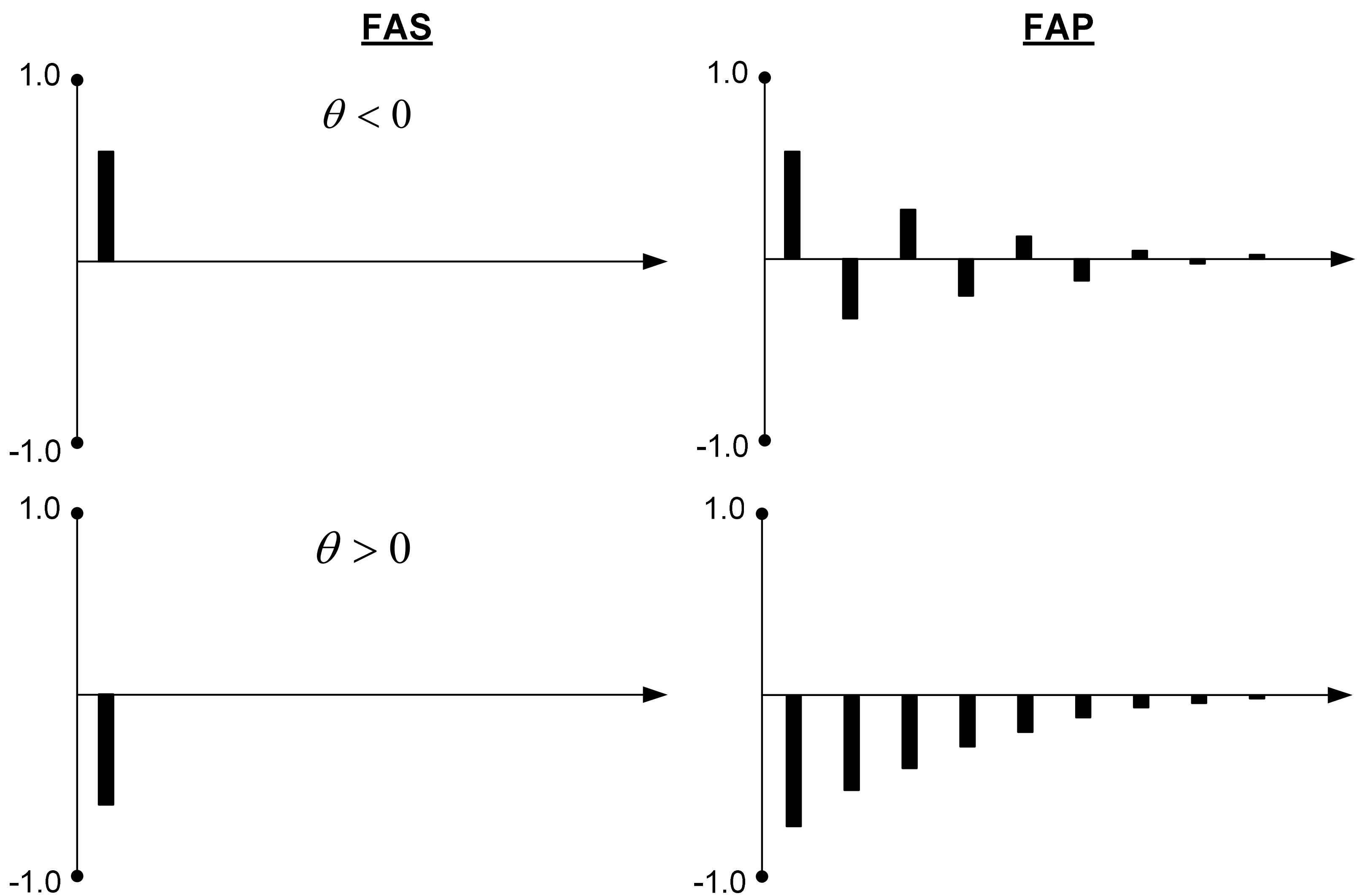
La **función de autocorrelación simple FAS** de un proceso MA(1) tiene propiedades similares a la función de autocorrelación parcial FAP de un proceso AR(1), es decir, sólo existe **un coeficiente distinto de cero.**

Por tanto, un **proceso MA(1)** se caracteriza por:

- ✓ El primer coeficiente de autocorrelación simple es distinto de cero.
- ✓ Muchos coeficientes de autocorrelación parcial no nulos que decrecen con el retardo como mezcla de exp onenciales y senoidales.

Modelo *MA*(1)

Funciones de autocorrelación simple y parcial para procesos MA(1).



7. Modelo de Media Móvil (*MA*)

Modelo *MA*(2)

- Un modelo MA(2) viene definido por: $\boxed{Y_t = a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2}}$

- En términos de operador de retardos, $Y_t = a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} \Rightarrow Y_t = \theta_2(L)a_t$

- La constante θ_1 y θ_2 deben estar comprendida en el rango [-1, 1]

Condiciones de estacionariedad

a) **Media**: $\boxed{E(Y_t) = E(a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2}) = 0}$

b) **Varianza**:

La función de autocovarianzas de un modelo AR(2) es, por lo tanto:

$$\gamma_k \begin{cases} \gamma_0 = (1+\theta_1^2+\theta_2^2)\sigma^2 & k=0 \\ \gamma_1 = (-\theta_1+\theta_1\theta_2)\sigma^2 & k=1 \\ \gamma_2 = -\theta_2\sigma^2 & k=2 \\ \gamma_k = 0 & k>2 \end{cases}$$

Modelo *MA*(2)

c) Los coeficientes de autocorrelación:

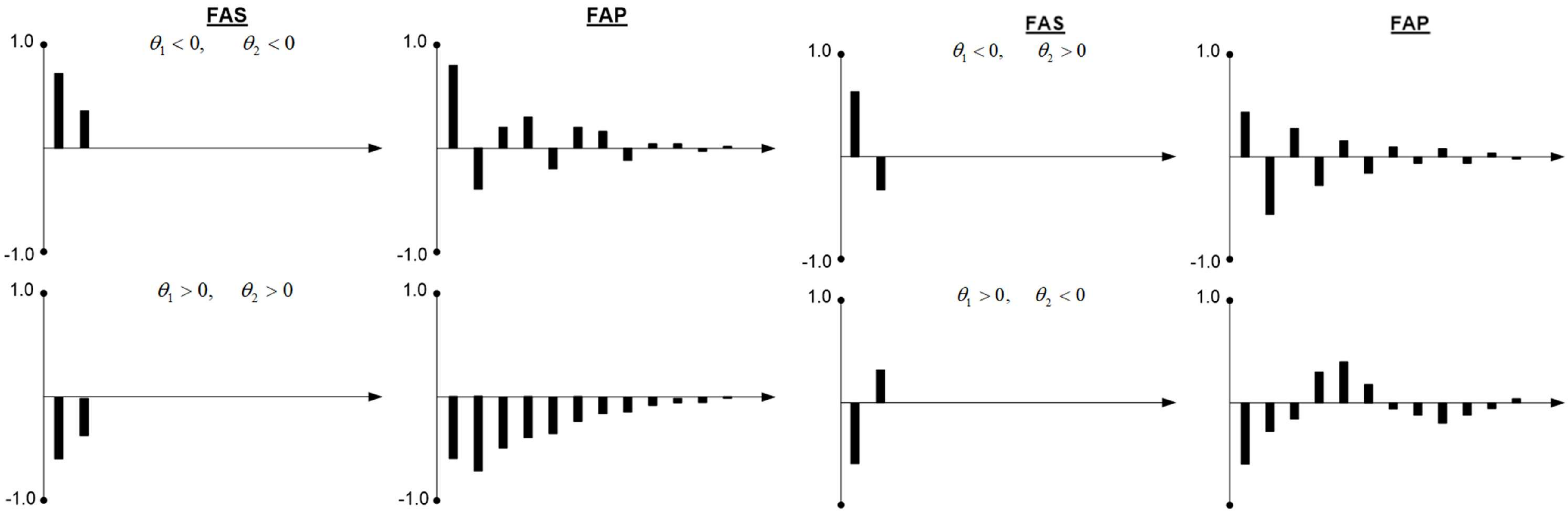
$$\rho_k = \begin{cases} \rho_1 = \dfrac{-\theta_1 + \theta_1\theta_2}{1+\theta_1^2+\theta_2^2} & k=1 \\ \rho_2 = \dfrac{-\theta_2}{1+\theta_1^2+\theta_2^2} & k=2 \\ \rho_k = 0 & k=3 \end{cases}$$

La FAS de un proceso MA(2) es una función truncada en el retardo 2. Los coeficientes de autocorrelación, ρ_1, ρ_2, pueden ser positivos, negativos, o de distinto signo dependiendo de los valores de los parámetros autorregresivos..

- Los procesos MA(2) se reconocen por una FAP infinita y una FAS que se anula a partir del tercer retardo.

Modelo *MA*(2)

Funciones de autocorrelación simple y parcial para procesos MA(2).



7. Modelo de Media Móvil (*MA*)

Modelo *MA*(*q*)

- Un modelo MA(q) viene definido por:

$$Y_t = a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \cdots + \theta_q a_{t-q}$$

- En términos de operador de retardos, $Y_t = \left(1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \theta_3 L^3 - \cdots - \theta_q L^q\right) a_t \Rightarrow Y_t = \theta_q\left(L\right) a_t$

- El modelo de MA(q) tiene media constante y cero, varianza constante y finita y su función de autocovarianzas está truncada a partir del retardo q, es decir,

$$\rho_k = \begin{cases} \rho_k \neq 0 & k = 1, 2, 3, \ldots, q \\ \rho_k = 0 & k > q \end{cases}$$

Modelo *MA*(*q*)

Respecto a las funciones de autocorrelación, un proceso MA(q) se caracteriza por:

- Los q primeros coeficientes de autocorrelación simple son distintos de cero.
- Muchos coeficientes de autocorrelación parcial no nulos que decrecen con el retardo como mezcla de exponenciales y senoidales.

REGLA DE IDENTIFICACIÓN DEL ORDEN DE UN PROCESO DE MEDIA MÓVIL:

El número de coeficientes de la FAS distintos de cero indica el orden del proceso MA

Ejemplo 6

Simular 500 observaciones de un proceso de media móvil MA(1) y MA(2), además represente su FAS y FAP, con los siguientes parámetros:

a) $\theta = 0.7$

b) $\theta = -0.9$

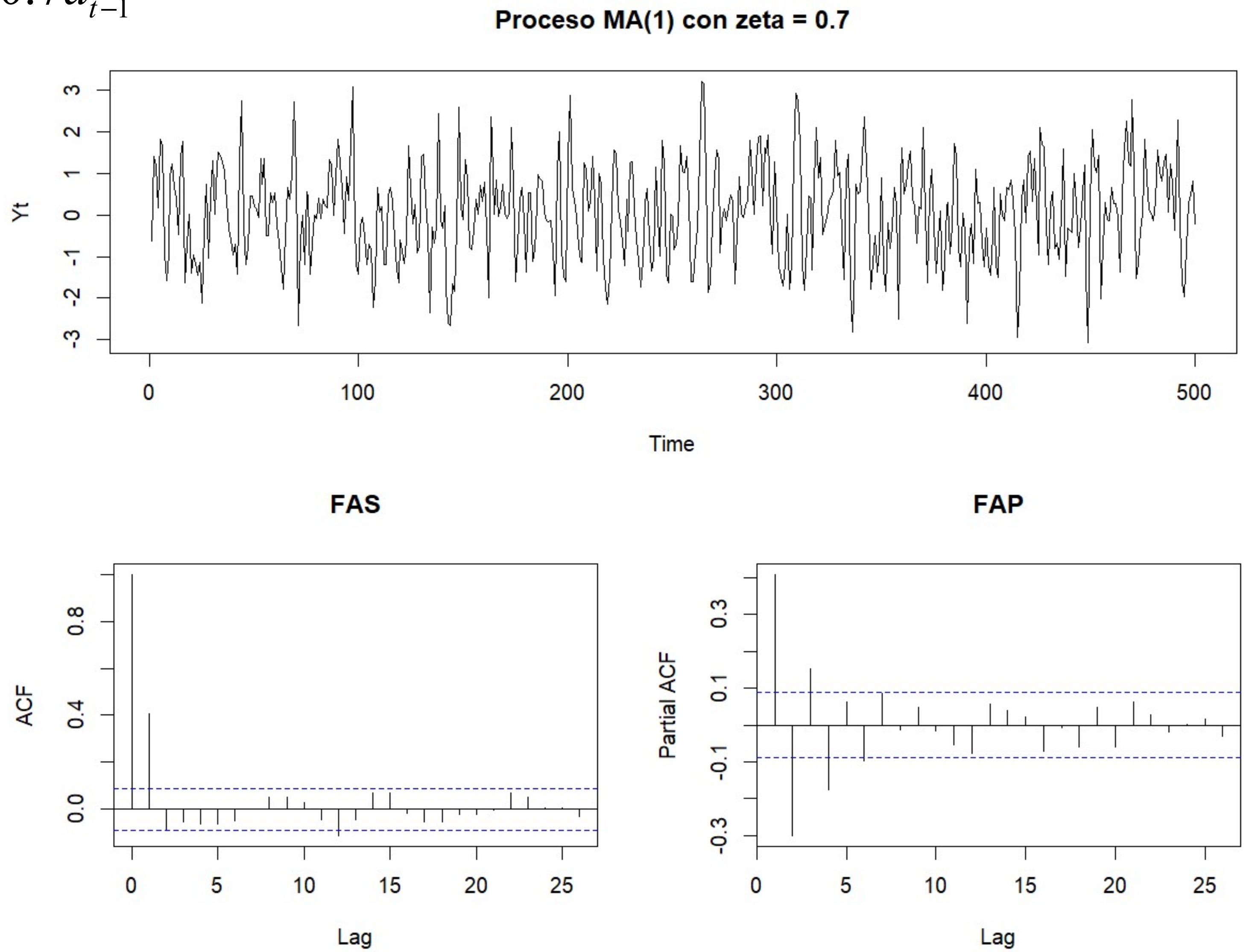
c) $\theta_1 = -0.8$ y $\theta_2 = 0.5$

Continuamos utilizando el comando **arima.sim()** para simular 500 observaciones de un proceso MA(1) y MA(2) para diferentes valores de θ.

```
set.seed(123)
MA1_m1 <- arima.sim(model = list(ma = 0.7), n = 500)
plot(MA1_m1, ylab = "Yt", main = "Proceso MA(1) con zeta = 0.7")
par(mfrow = c(1,2))
acf(MA1_m1, main="FAS")
pacf(MA1_m1, main="FAP")
```

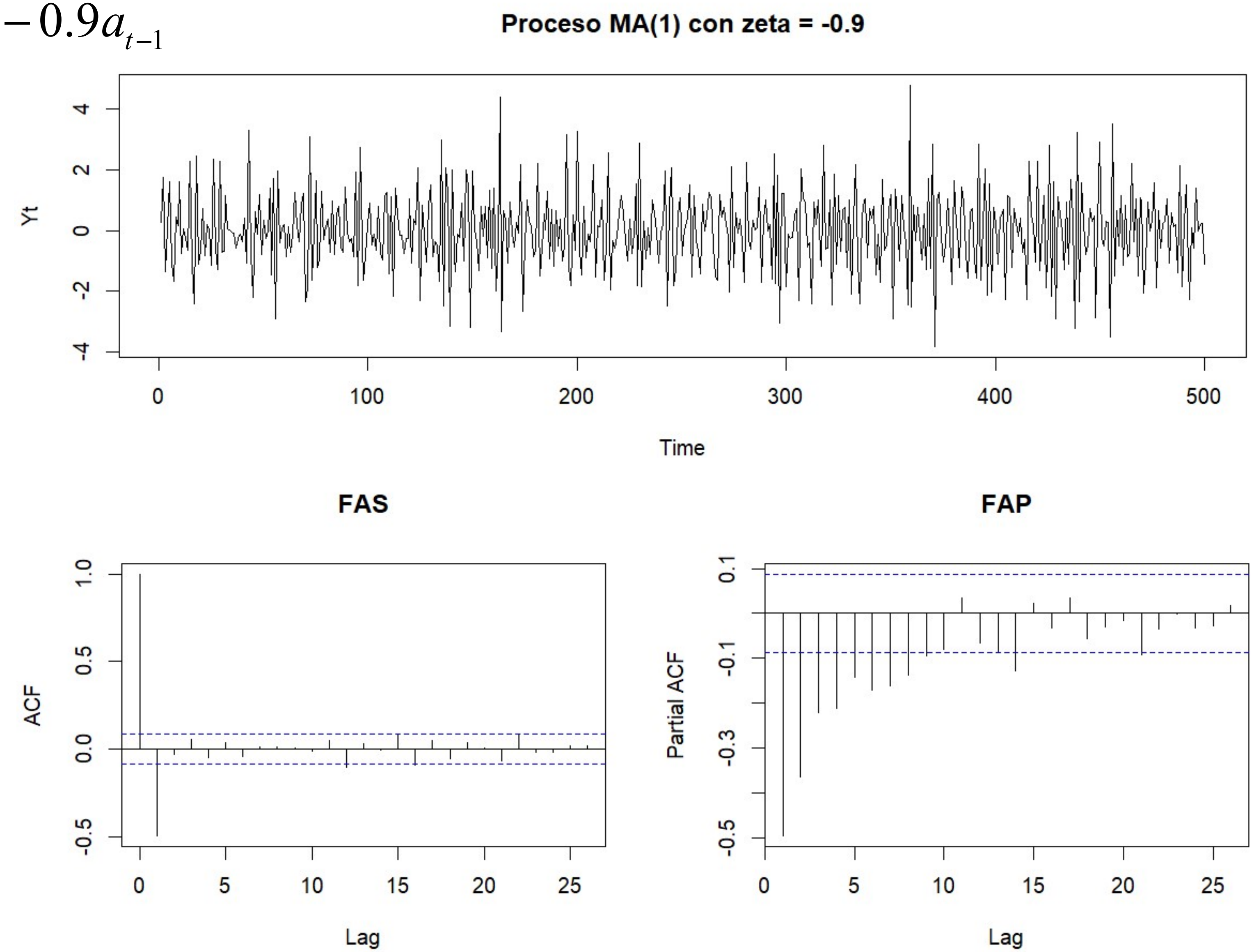
Ejemplo 6 – Simulación MA(1)

a) Modelo: $Y_t = a_t + 0.7a_{t-1}$



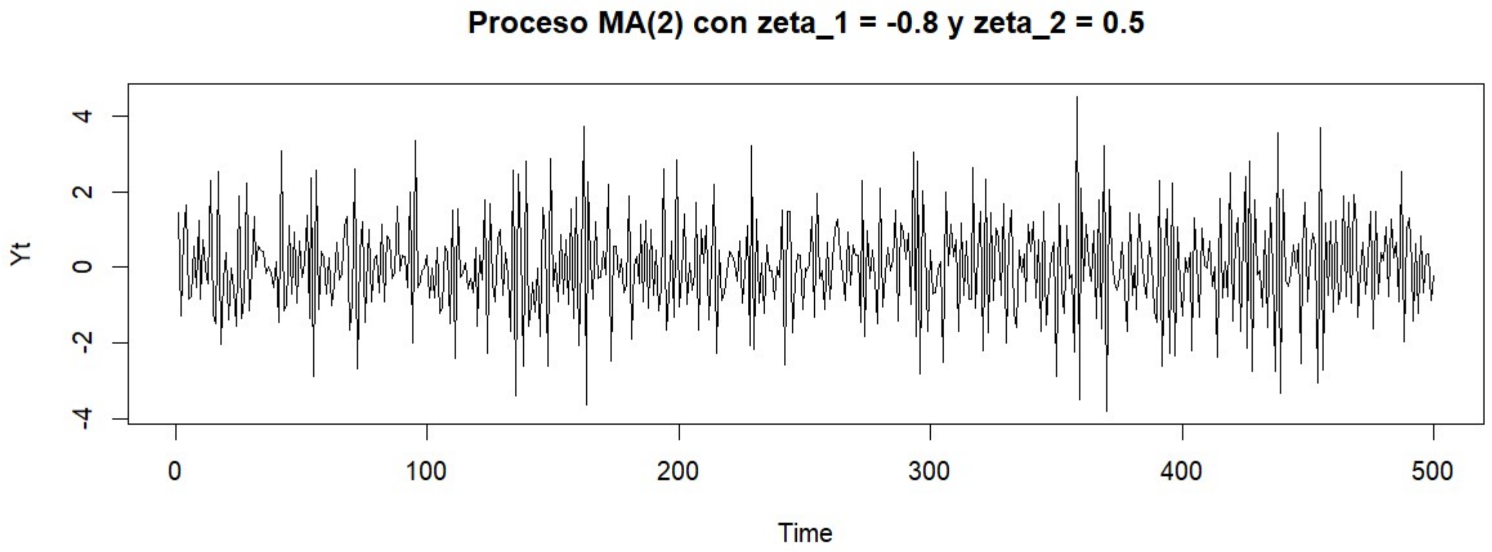
Ejemplo 6 – Simulación MA(1)

b) Modelo: $Y_t = a_t - 0.9a_{t-1}$

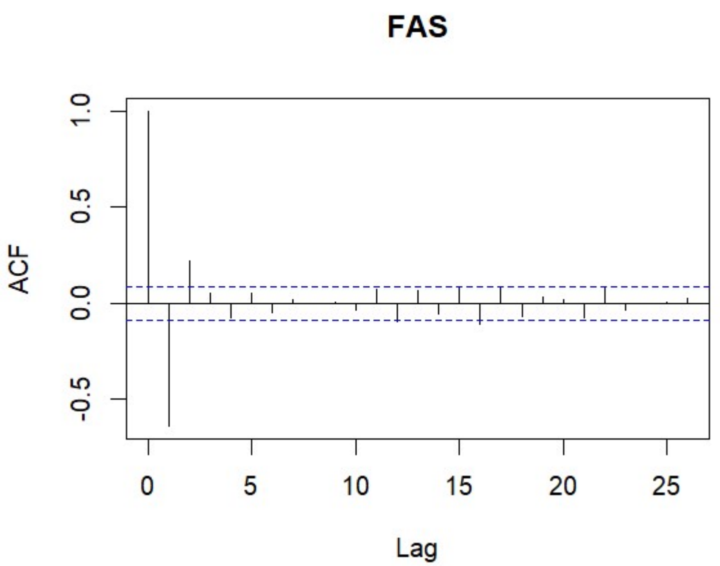


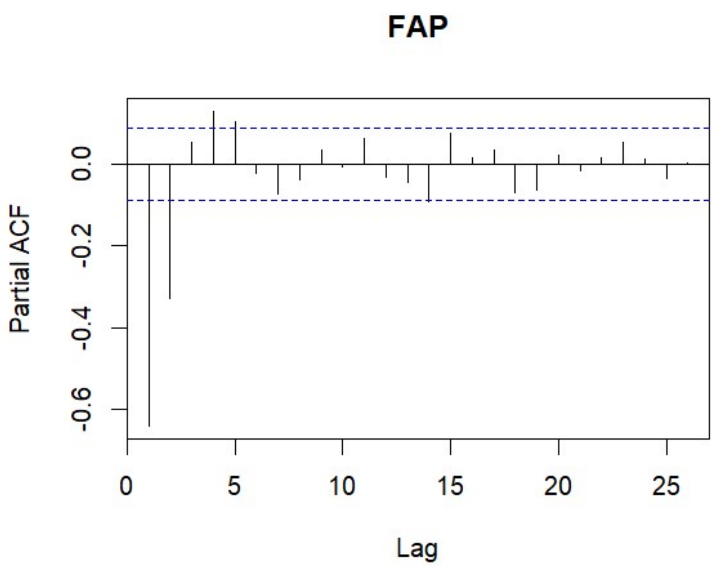
Ejemplo 4 – Simulación MA(2)

c) Modelo: $Y_t = a_t - 0.8_1 a_{t-1} + 0.5 a_{t-2}$




```
set.seed(123)
MA2_m1 <- arima.sim(model = list(ma = c(-0.8,
0.5)), n = 500)
plot(MA2_m1, ylab = "Yt", main = "Proceso
MA(2) con zeta_1 = -0.8 y  zeta_2 = 0.5")
par(mfrow = c(1,2))
acf(MA2_m1, main="FAS")
pacf(MA2_m1, main="FAP")
```





GRACIAS

https://aulavirtual2.unap.edu.pe/