

# SERIES DE TIEMPO II

Duván Cataño

UNIVERSIDAD DE ANTIOQUIA  
Instituto de Matemáticas  
2018-2



# Contenido

- 1 Conceptos
- 2 Modelos para Series de Tiempo
- 3 Identificación de Modelos
- 4 Estimación de Parámetros
- 5 Pronóstico

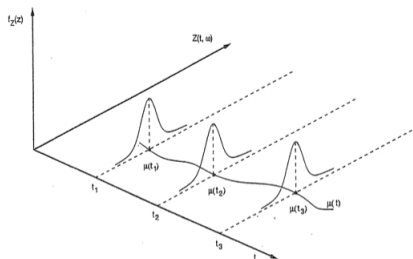


# Conceptos

## Proceso Estocástico

- Un proceso estocástico es una familia de variables aleatorias  $Z(\omega, t)$ , donde  $\omega$  pertenece al espacio muestral y  $t$  a un conjunto índice (generalmente  $\mathbb{Z}$ ).
- Para  $\omega$  fijo,  $Z(\omega, t)$ , como función de  $t$ , es una realización del proceso estocástico. Así una serie de tiempo es una realización de un cierto proceso estocástico.
- Para un conjunto finito de v.a.  $\{Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_n}\}$  de un proceso estocástico  $\{Z(\omega, t) : t \in \mathbb{Z}\}$ , se define la función de distribución  $n$ -dimensional como

$$F(z_{t_1}, \dots, z_{t_n}) = \mathbb{P}[z(\omega, t_1) \leq z_{t_1}, \dots, z(\omega, t_n) \leq z_{t_n}]$$



## Proceso Estacionario

- Un proceso se dice estacionario en distribución de  $n$ -ésimo orden si su función de distribución  $n$ -dimensional es

$$F(z_{t_1}, \dots, z_{t_n}) = F(z_{t_1+k}, \dots, z_{t_n+k}) \quad (1)$$

para cualquier  $n$ -tupla  $(t_1, \dots, t_n)$  y  $k \in \mathbb{Z}$ .

- Un proceso se dice **Estrictamente Estacionario** si (1) es cierto para cualquier  $n \in \mathbb{N}$ . Además si (1) se cumple para  $n = m$ , entonces también se cumple para  $n \leq m$ .
- Un ejemplo inmediato de un proceso estocástico estrictamente estacionario lo constituye una sucesión de variables aleatorias i.i.d.
- Un proceso estrictamente estacionario puede no ser estacionario en covarianza, ya que puede no tener momentos de primer y segundo orden finitos.
- Ejemplo:** el proceso formado por variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas Cauchy.

## Funciones de media y varianza

- Generalmente se suprime la variable  $\omega$  y se escribe  $Z(\omega, t)$  simplemente como  $Z(t)$  o  $Z_t$ . Además el proceso es llamado de valor real si este sólo toma valores reales.
- Para un proceso de valor real  $Z_t : t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$  se define la función de medias del proceso como:

$$\mu_t = E(Z_t)$$

- La función de varianza

$$\sigma_t^2 = E(Z_t - \mu_t)^2$$

## Funciones de covarianza y correlación

- La función de covarianza entre  $Z_{t_1}$  y  $Z_{t_2}$

$$\gamma(t_1, t_2) = E(Z_{t_1} - \mu_{t_1})(Z_{t_2} - \mu_{t_2})$$

- La función de correlación entre  $Z_{t_1}$  y  $Z_{t_2}$

$$\rho(t_1, t_2) = \frac{\gamma(t_1, t_2)}{\sigma_{t_1} \sigma_{t_2}}$$

- Para un proceso estrictamente estacionario  $\mu_t = \mu$ , siempre que
  - ①  $E(|Z|) < \infty$
  - ②  $\sigma_t^2 = \sigma^2$ , si  $E(Z_t^2) < \infty$ , para todo  $t$ .
- Además dado que  $F(z_{t_1}, z_{t_2}) = F(z_{t_1+k}, z_{t_2+k})$  para cualquier enteros  $t_1, t_2$  y  $k$ ,

$$\gamma(t_1, t_2) = \gamma(t_1 + k, t_2 + k),$$

$$\rho(t_1, t_2) = \rho(t_1 + k, t_2 + k)$$

Haciendo  $t_1 = t - k$  y  $t_2 = t$ , se tiene que

$$\gamma(t_1, t_2) = \gamma(t - k, t) = \gamma(t, t + k) = \gamma_k$$

$$\rho(t_1, t_2) = \rho(t - k, t) = \rho(t, t + k) = \rho_k$$

Así, para un proceso estrictamente estacionario con primeros dos momentos finitos, la función de covarianza y correlación entre  $Z_t$  y  $Z_{t+k}$  depende únicamente de la diferencia  $k$  entre los tiempos.



## Proceso Débilmente Estacionario

- Un proceso es llamado débilmente estacionario de orden  $n$ , si todos sus momentos conjuntos hasta de orden  $n$  son finitos e invariantes en el tiempo.
- Un proceso débilmente estacionario de segundo orden tendrá media y varianza constantes y sus funciones de covarianza y correlación sólo dependerán del número de períodos que separan los términos del proceso.
- Esta clase de proceso es también llamado proceso estacionario en sentido amplio o proceso estacionario en covarianza o simplemente estacionario.





En la práctica, generalmente se trabaja con procesos estacionarios en covarianza. Este es un supuesto mucho menos restrictivo que la estacionaridad estricta y más fácil de probar en la práctica.

## Ejemplo

Considere la serie

$$x_t = \sin(2\pi Ut), \quad t = 1, 2, \dots,$$

donde  $U$  tiene una distribución uniforme en el intervalo  $(0, 1)$ .

- 1 Probar que  $x_t$  es débilmente estacionaria.
- 2 Probar que  $x_t$  no es estrictamente estacionaria. (Ejercicio)

## Funciones de autocovarianza y autocorrelación

Para un proceso estacionario  $\{Z_t\}$  escribimos

$$\gamma_k = \text{cov}(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu)$$

y

$$\rho_k = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_{t+k})}{\text{Var}(Z_t)\text{Var}(Z_{t+k})} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$$

donde  $\gamma_0 = \text{Var}(Z_t) = \text{Var}(Z_{t+k})$ . Como función de  $k$ ,  $\gamma_k$  se denomina la función de autocovarianza y  $\rho_k$  la función de autocorrelación (ACF).



## Propiedades

- ❶  $\gamma_0 = \text{Var}(Z_t); \rho_0 = 1$
- ❷  $|\gamma_k| \leq \gamma_0; |\rho_k| \leq 1$
- ❸  $\gamma_k = \gamma_{-k}; \rho_k = \rho_{-k}$ , para todo  $k$ .
- ❹  $\gamma_k$  y  $\rho_k$ , son semidefinidas positivas en el sentido que

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j \gamma_{|t_i - t_j|} \geq 0 \quad (2)$$

y

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j \rho_{|t_i - t_j|} \geq 0 \quad (3)$$

para cualquier  $t_1, t_2, \dots, t_n$  y  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$  reales.

## Demostración:

## Función de autocorrelación parcial

- Se usa para medir el grado de correlación entre  $Z_t$  y  $Z_{t+k}$  luego de remover la dependencia lineal con las variables intermedias

$$\text{Corr}(Z_t, Z_{t+k} | Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k-1})$$

- Puede ser obtenida considerando el siguiente modelo de regresión para la variable  $Z_{t+k}$  de un proceso de media cero

$$Z_{t+k} = \phi_{k1}Z_{t+k-1} + \phi_{k2}Z_{t+k-2} + \dots + \phi_{kk}Z_t + e_{t+k}$$

con  $e_{t+k}$  incorrelado con  $Z_{t+k-j}$  para  $j \geq 1$ .

- Multiplicando por  $Z_{t+k-j}$  y tomando esperanza se tiene

$$\gamma_j = \phi_{k1}\gamma_{j-1} + \phi_{k2}\gamma_{j-2} + \dots + \phi_{kk}\gamma_{j-k}$$

$$\rho_j = \phi_{k1}\rho_{j-1} + \phi_{k2}\rho_{j-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_{j-k}$$

## Función de autocorrelación parcial

- Para  $j = 1, 2, \dots, k$  se tiene el sistema

$$\rho_1 = \phi_{k1}\rho_0 + \phi_{k2}\rho_1 + \dots + \phi_{kk}\rho_{k-1}$$

$$\rho_2 = \phi_{k1}\rho_1 + \phi_{k2}\rho_0 + \dots + \phi_{kk}\rho_{k-2}$$

$$\vdots$$

$$\rho_k = \phi_{k1}\rho_{k-1} + \phi_{k2}\rho_{k-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_0$$

- Usando la regla Cramer para  $k = 1, 2, \dots$  se tiene

$$\phi_{11} = \rho_1, \quad \phi_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}}, \quad \phi_{33} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}}$$

## Función de autocorrelación parcial

- En general

$$\phi_{kk} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-2} & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-3} & \rho_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \dots & \rho_1 & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-2} & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-3} & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \dots & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}}$$

- Como una función de  $k$ ,  $\phi_{kk}$  es denominada función de autocorrelación parcial (PACF) entre  $Z_t$  y  $Z_{t+k}$ .

## Proceso ruido blanco, RB

- Un proceso  $\{a_t\}$  es llamado RB si este es una secuencia de v.a. incorreladas de una distribución fija con media constante  $E(a_t) = \mu_a$ , usualmente asumida como cero, varianza constante  $Var(a_t) = \sigma_a^2$  y

$$\gamma_k = cov(a_t, a_{t+k}) = 0$$

para todo  $k \neq 0$ .

- De este modo, todo proceso RB es estacionario con función de autocovarianza

$$\gamma_k = \begin{cases} \sigma_a^2, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases}$$

## Proceso ruido blanco, RB

- La función de autocorrelación

$$\rho_k = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases}$$

- La función de autocorrelación parcial

$$\phi_{kk} = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases}$$

- Un proceso RB se dice Gaussiano si su función de distribución conjunta es normal. En adelante se hace referencia solo a procesos ruido blanco Gaussianos de media cero.



## Estimación de la media, autocovarianzas y autocorrelaciones de un proceso estacionario

- Un proceso estacionario está caracterizado por su media  $\mu$ , su varianza  $\sigma^2$ , sus autocorrelaciones  $\rho_k$ , y sus autocorrelaciones parciales  $\phi_{kk}$ .
- Dada una realización  $Z_1, Z_2, \dots, Z_T$ , de un proceso estacionario se tienen los siguientes estimadores:

❶ El estimador para la media  $\mu_t = E[Z_t] : \bar{Z} = \frac{\sum_{t=1}^T Z_t}{T}$

❷ Estimador Función Autocovarianza:  $\hat{\gamma}_k = \frac{\sum_{t=1}^{T-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{T}$

❸ Estimador Función Autocorrelación:  $\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0}$

## Distribución muestral de $\hat{\rho}_k$

- Para un proceso estacionario Gaussiano y para muestras grandes, bajo el supuesto de que  $\rho_k = 0$  para  $k > m$ ,

$$\hat{\rho}_k \sim^{approx} \mathcal{N}(0, Var(\hat{\rho}_k)).$$

donde la varianza de  $\hat{\rho}_k$  es:

$$Var(\hat{\rho}_k) \approx (1 + 2\hat{\rho}_1^2 + 2\hat{\rho}_2^2 + \dots + 2\hat{\rho}_m^2)/T$$

- Bajo el supuesto de que  $\rho_k = 0$  para  $k > 0$  (el proceso no está autocorrelacionado),

$$\hat{\rho}_k \sim^{approx} \mathcal{N}(0, 1/T).$$

## Distribución muestral de $\phi_{kk}$

- Para un proceso estacionario Gaussiano y para muestras grandes, bajo el supuesto de que  $\rho_k = 0$  para todo  $k$  (proceso no está autocorrelacionado),

$$\phi_{kk} \sim^{approx} \mathcal{N}(0, 1/T).$$

- Cuando  $k$  es grande con respecto a  $T$ ,  $\hat{\gamma}_k$ , y por tanto  $\hat{\rho}_k$ , son estimados en forma muy imprecisa. Por esta razón se sugiere obtener sólo los primeros  $T/4$  estimadores en el análisis de la serie de tiempo.

## Propiedades de los estimadores

## Representación de Medias Móviles (MA):

- Se puede expresar la serie de tiempo como

$$Z_t = \mu + a_t + \psi_1 a_{t-1} + \psi_2 a_{t-2} + \dots = \mu + \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j a_{t-j}$$

donde  $\sum_{j=0}^{\infty} |\psi_j| < \infty$  y donde  $\psi_0 = 1$ . El proceso  $\{a_t\}$  es un Ruido Blanco.

- Todo proceso estacionario puramente no determinístico puede ser escrito en la forma anterior (Teorema de Wold). Este proceso también es llamado proceso lineal.
- El modelo en forma MA puede ser escrito como:

$$Z_t = \mu + \Psi(B)a_t$$

donde  $\Psi(B) = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j B^j$  con  $\psi_0 = 1$

Para que el proceso MA sea estacionario se requiere que

$$\sum_{j=0}^{\infty} |\psi_j| < \infty$$

## Propiedades del proceso MA estacionario:

- $E(Z_t) = \mu$
- $\gamma_k = \sigma^2 \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i \psi_{i+k}$
- $Var(Z_t) = \sigma^2 \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i^2$
- $\rho_k = \frac{\sum_{i=0}^{\infty} \psi_i \psi_{i+k}}{\sum_{i=0}^{\infty} \psi_i^2}$
- $\gamma_k$  y  $\rho_k$ 
  - sólo dependen de  $k$
  - son finitas

## Representación Autorregresiva (AR):

- Se puede expresar la serie de tiempo como

$$Z_t = \theta_0 + \pi_1 Z_{t-1} + \pi_2 Z_{t-2} + \dots + a_t$$

o, equivalentemente, usando el operador de rezagos  $B$ ,

$$\pi(B)Z_t = \theta_0 + a_t$$

donde  $\pi(B) = 1 - \pi_1 B - \pi_2 B^2 - \pi_3 B^3 - \dots$ , con  $\sum_{j=0}^{\infty} |\pi_j| < \infty$ , y  $\pi_0 = 1$ .

- Para que un proceso MA estacionario tenga una representación AR, es necesario que las raíces del polinomio  $\Psi(B) = 0$  caigan todas fuera del círculo unidad.
- No todo proceso invertible es necesariamente estacionario. Para que un proceso invertible tenga una representación MA, es necesario que las raíces del polinomio  $\pi(B) = 0$  caigan todas fuera del círculo unidad.



# Identificación







