

Análise de Séries Temporais

Modelo Médias Móveis

Prof. Dr. José Augusto Fiorucci

Departamento de Estatística
Universidade de Brasília

- Def: Considere $\{\varepsilon_t, t = 1, 2, \dots\}$ um ruído branco com média zero e variância σ^2 . Um processo MA(q) é definido como

$$x_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

sendo $\theta_1, \dots, \theta_q$ constantes.

- Os modelos MA podem ser escrito em função dos operadores de retardo

$$\begin{aligned} x_t &= \varepsilon_t + \theta_1 B \varepsilon_t + \theta_2 B^2 \varepsilon_t + \dots + \theta_q B^q \varepsilon_t \\ &= (1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q) \varepsilon_t \\ &= \Theta(B) \varepsilon_t \end{aligned}$$

em que $\Theta(B) = (1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q)$ é chamado de *polinômio de média móvel* de ordem q .

- Média:

$$\begin{aligned} E[x_t] &= E[\varepsilon_t] + \theta_1 E[\varepsilon_{t-1}] + \theta_2 E[\varepsilon_{t-2}] + \cdots + \theta_q E[\varepsilon_{t-q}] \\ &= 0 \end{aligned}$$

- Variância

$$\begin{aligned} Var[x_t] &= Var[\varepsilon_t] + \theta_1^2 Var[\varepsilon_{t-1}] + \theta_2^2 Var[\varepsilon_{t-2}] + \cdots + \theta_q^2 Var[\varepsilon_{t-q}] \\ &= \sigma^2(1 + \theta_1^2 + \cdots + \theta_q^2) \end{aligned}$$

- Autocovariância

- MA(1)

$$\begin{aligned}\gamma(h) &= \text{cov}(x_t, x_{t+h}) \\ &= \text{cov}(\varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t+h} + \theta_1 \varepsilon_{t+h-1}) \\ &= \text{cov}(\varepsilon_t, \varepsilon_{t+h}) + \theta_1 \text{cov}(\varepsilon_t, \varepsilon_{t+h-1}) + \theta_1 \text{cov}(\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t+h}) + \theta_1^2 \text{cov}(\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t+h-1}) \\ &= \begin{cases} (1 + \theta_1^2) \sigma^2, & \text{se } h = 0 \\ \theta_1 \sigma^2, & \text{se } h = 1 \\ 0, & \text{se } h > 1 \end{cases}\end{aligned}$$

- MA(q) - “Caso geral”

$$\gamma(h) = \begin{cases} (1 + \theta_1^2 + \dots + \theta_q^2) \sigma^2, & \text{se } h = 0 \\ \sigma^2 \sum_{j=0}^{q-h} \theta_j \theta_{j+h}, & \text{se } h = 1, 2, \dots, q \\ 0, & \text{se } h > q \end{cases}$$

em que $\theta_0 = 1$.

- Exercício: demonstre esse resultado.

- Autocorrelação

$$\rho(h) = \frac{\gamma(h)}{\gamma(0)} = \begin{cases} 1 & , \text{ se } h = 0 \\ \frac{\sum_{j=0}^{q-h} \theta_j \theta_{j+h}}{1 + \theta_1^2 + \dots + \theta_q^2} & , \text{ se } h = 1, 2, \dots, q \\ 0 & , \text{ se } h > q \end{cases}$$

- OBS 1: processos MA(q) são sempre **estacionários**
- OBS 2: note que a função de autocorrelação possui uma quebra após a defasagem “q”, isto é, $\rho(h) = 0$, $h > q$. Esta propriedade é útil para identificar a ordem do modelo.

- Inversibilidade: O modelo $MA(q)$ é inversível se as raízes do polinômio de médias móveis $\Theta(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \cdots + \theta_q B^q$ estão fora do círculo unitário, isto é, todas as raízes são maiores que 1 em valor absoluto.
 - o modelo $MA(q)$ pode ser escrito como um modelo $AR(\infty)$
- OBS: o modelo $MA(1)$ é inversível se $|\theta_1| < 1$. (Exercício: verifique)

- Exemplo: Considere o modelo MA(1), $x_t = \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1}$, com $|\theta| < 1$.

Note que,

$$\begin{aligned}
 \varepsilon_t &= x_t - \theta \varepsilon_{t-1} \\
 &= x_t - \theta (x_{t-1} - \theta \varepsilon_{t-2}) \\
 &= x_t - \theta x_{t-1} + \theta^2 \varepsilon_{t-2} \\
 &= x_t - \theta x_{t-1} + \theta^2 (x_{t-2} - \theta \varepsilon_{t-3}) \\
 &= x_t - \theta x_{t-1} + \theta^2 x_{t-2} - \theta^3 \varepsilon_{t-3} \\
 &\vdots \\
 &< \text{no limite, como } |\theta| < 1 > \\
 &= x_t + \sum_{i=1}^{\infty} (-\theta)^i x_{t-i}
 \end{aligned}$$

logo

$$x_t = - \sum_{i=1}^{\infty} (-\theta)^i x_{t-i} + \varepsilon_t$$

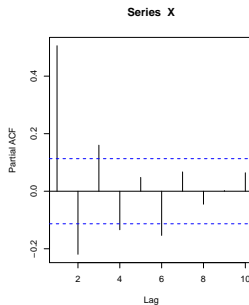
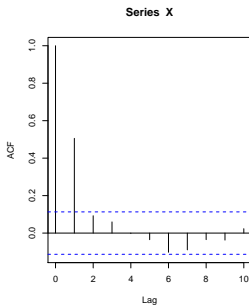
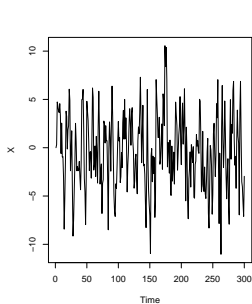
é um processo AR(∞).

- Aplica-se apenas para séries **estacionárias**
- FAC: decai progressivamente com corte a partir de q
- FACP: decai para zero sem cortes
 - Uma vez que qualquer modelo MA inversível pode ser escrito como um modelo AR(∞)

Exemplo 1:

Simulação do processo MA(1): $x_t = \varepsilon_t + 0.7\varepsilon_{t-1}$ com $\varepsilon_t \sim N(0, 9)$

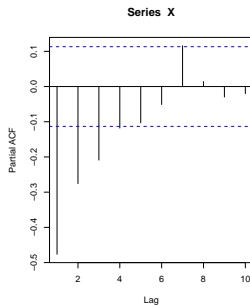
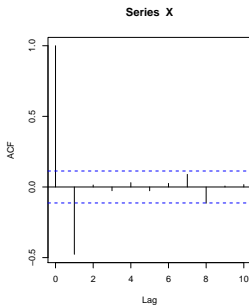
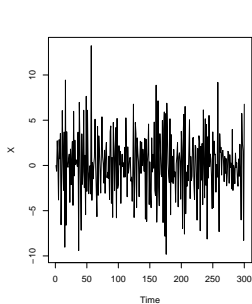
```
n <- 300
E <- rnorm(n,0,3)
X <- numeric(n)
X[1] = 0
for(i in 2:n){
  X[i] <- E[i] + 0.7*E[i-1]
}
par(mfrow=c(1,3))
plot.ts(X)
acf(X, 10)
pacf(X, 10)
```



Exemplo 2:

Simulação do processo MA(1): $x_t = \varepsilon_t - 0.7\varepsilon_{t-1}$ com $\varepsilon_t \sim N(0,9)$

```
n <- 300
E <- rnorm(n,0,3)
X <- numeric(n)
X[1] = 0
for(i in 2:n){
  X[i] <- E[i] - 0.7*E[i-1]
}
par(mfrow=c(1,3))
plot.ts(X)
acf(X, 10)
pacf(X, 10)
```



Exemplo 3:

Simulação do processo MA(2): $x_t = \varepsilon_t + 0.5\varepsilon_{t-1} - 0.4\varepsilon_{t-2}$ com $\varepsilon_t \sim N(0, 1)$

```
n <- 300
E <- rnorm(n,0,1)
X <- numeric(n)
X[1] = 0
X[2] = 0
for(i in 3:n){
  X[i] <- E[i] + 0.5*E[i-1] - 0.4*E[i-2]
}
par(mfrow=c(1,3))
plot.ts(X)
acf(X, 10)
pacf(X, 10)
```

