

# 시계열자료분석팀

## 5팀

김지원  
권남택  
최수진  
최순일  
홍서영

# INDEX

---

1. 정상시계열 모형 – AR, MA
2. ACF와 PACF
3. 정상시계열 모형 – ARMA
4. 모형 식별 및 진단

# 1

정상시계열 모형 - AR / MA

- 오차항  $Y_t$ 의 공분산 행렬 (약정상성을 띤다고 가정)

i. 백색잡음인 경우

$$\Gamma = \begin{pmatrix} \text{Cov}(Y_1, Y_1) & \text{Cov}(Y_1, Y_2) & \dots & \text{Cov}(Y_1, Y_n) \\ \text{Cov}(Y_2, Y_1) & \text{Cov}(Y_2, Y_2) & \dots & \text{Cov}(Y_2, Y_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Cov}(Y_n, Y_1) & \text{Cov}(Y_n, Y_2) & \dots & \text{Cov}(Y_n, Y_n) \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} \gamma(0) & \gamma(1) & \dots & \gamma(n-1) \\ \gamma(1) & \gamma(0) & \dots & \gamma(n-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma(n-1) & \gamma(n-2) & \dots & \gamma(0) \end{pmatrix}$$

다른 시점과 독립이라 모두 0

분산( $\gamma(0) = \delta^2$ )만 알면 끝!

$\therefore$  모델링 끝!

- 정상 시계열 모형의 종류

AR 모형  
(Auto-Regressive)

MA 모형  
(Moving Average)

ARMA 모형  
(AR + MA)

# “AR모형”

: **현 시점의 상태(관측치)**를 **과거 시점 상태**들의 선형결합으로 나타내는 모형

$$X_t \quad X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-p},$$

$$\text{AR(1): } X_t = \phi_1 X_{t-1} + Z_t$$

→ 1 시점 전의 관측치로 현재 관측치를 표현

$$\text{AR(p): } X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + Z_t$$

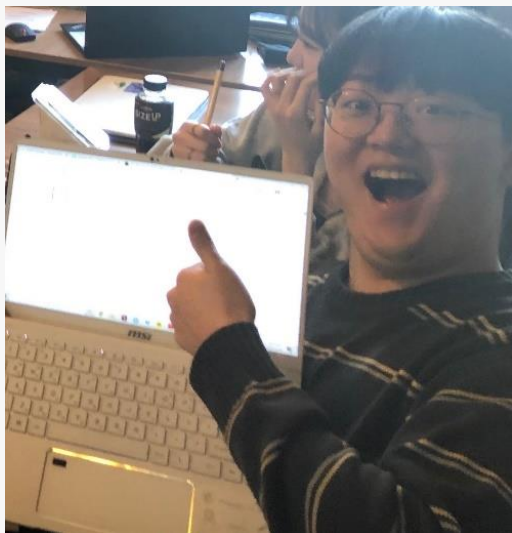
→ p 시점 전의 관측치들로 현재 관측치를 표현

$$\{Z_t\} \sim WN(0, \sigma^2), \quad \phi_p : \text{자기회귀계수}$$

# “AR모형”

: 현 시점의 상태(관측치)를 **과거 시점 상태들**의 선형결합으로 나타내는 모형

- E.g.) 순일이의 시험성적은 **이전 두 시험** 성적에 영향을 받는다면?



$$\text{AR}(2): X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + Z_t$$

$X_t$  : 순일이의 이번 시험 성적

$X_{t-1}, X_{t-2}$  : 순일이의 이전 시험 성적들

$\phi_1, \phi_2$  : 이전 순일이의 시험 성적에 대한 가중치

$Z_t$  : 우리가 예측하지 못한 정도(오차)

# “MA모형”

: **현 시점의 상태(관측치)**를 **과거 시점 오차**들의 선형결합으로 나타내는 모형  
 $X_t$   $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-q}$

$$\text{MA}(1): X_t = Z_t - \theta_1 Z_{t-1}$$

→ 1 시점 전의 오차항으로 현재 관측치를 표현

$$\text{MA}(q): X_t = Z_t - \theta_1 Z_{t-1} - \theta_2 Z_{t-2} - \dots - \theta_q Z_{t-q}$$

→ q 시점 전의 오차항로 현재 관측치를 표현

$$\{Z_t\} \sim WN(0, \sigma^2), \quad \theta_p : \text{MA 매개변수}$$



# “MA모형”

< MA 모형의 가역성 만족 조건 >

$$X_t = (1 - B\theta_1 - B^2\theta_2 - \dots - B^q\theta_q)Z_t$$

특성함수  $\theta(B) = 0$ 의 근의 절대값이 **1보다 커야한다**

$$\theta(B) : 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

ex) MA(1)일때,  $(1 - \theta B) = 0$ 의 근은  $\frac{1}{\theta}$

**$|\frac{1}{\theta}| > 1$**  이면, **가역성**이 만족된다!

# AR 모형? Or MA 모형?

우리가 가지고 있는 시계열에 어떤 모형이 적절한지는 어떻게 알지?

AR(p):  $X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \cdots + \phi_p X_{t-p} + Z_t$

→ p 시점 전의 관측치들로 현재 관측치를 표현

MA(q):  $X_t = Z_t - \theta_1 Z_{t-1} - \theta_2 Z_{t-2} - \cdots - \theta_q Z_{t-q}$

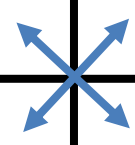
→ q 시점 전의 오차항로 현재 관측치를 표현

# Duality

## "쌍대성"

- AR과 MA의 3가지 쌍대성

	AR	MA
조건	정상성 조건, 인과성 조건 필요	가역성 조건 필요
ACF	지수적으로 감소하는 ACF	절단된 ACF
PACF	절단된 PACF	지수적으로 감소하는 PACF



# Duality

## "상대성"

조건① + 조건②

AR(p) 모형에서의 인과성, 정상성 조건

MA(q) 모형에서의 가역성 조건

$$AR(n) \Leftrightarrow MA(\infty)$$

유한차수의 AR을 무한차수의 MA과정으로,

$$MA(n) \Leftrightarrow AR(\infty)$$

유한차수의 MA을 무한차수의 AR과정으로!

나타낼 수 있는 성질

※ 해당 수식은 부록 참조!

# "ARMA(p,q)"

: 자기 회귀 이동 평균 과정, AR과 MA를 동시에 사용해 모수의 개수를 줄임

AR(p)

MA(q)

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \cdots + \phi_p X_{t-p} - \theta_1 Z_{t-1} - \theta_2 Z_{t-2} - \cdots - \theta_q Z_{t-q} + Z_t$$

→ p 시점 전의 관측치와 q 시점 전의 오차항으로 현재 관측치를 표현

$\{Z_t\} \sim WN(0, \sigma^2)$ ,  $\phi_p$  : 자기회귀계수  $\theta_p$  : MA 매개변수

# "ARMA(p,q)"

: 자기 회귀 이동 평균 과정, AR과 MA를 동시에 사용해 모수의 개수를 줄임

- 후향연산자를 사용한 표현

$$\begin{aligned} X_t &= \phi_1 B X_t + \phi_2 B^2 X_t + \dots + \phi_p B^p X_t - \theta_1 B Z_t - \theta_2 B^2 Z_t - \dots - \theta_q B^q Z_t + Z_t \\ &= (\phi_1 B + \phi_2 B^2 + \dots + \phi_p B^p) X_t + (1 - \theta_1 B Z_t - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) Z_t \end{aligned}$$

$$\underbrace{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 + \dots - \phi_p B^p)}_{\text{AR}} X_t = \underbrace{(1 - \theta_1 B Z_t - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)}_{\text{MA}} Z_t$$

$\phi(B)X_t = \theta(B)Z_t$  로 나타낼 수 있다.