

Forecasting
Methods



예측방법론
Forecasting Methods



06 강

시계열모형(2)

통계·데이터과학과 이금희 교수



01 | 불안정시계열모형

02 | 비선형시계열모형

03 | R 프로그램 실습

chapter
01

불안정시계열모형



1 확률보행모형

- 확률보행(random walk)모형 :

$$Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

- 확률보행모형의 평균, 분산과 자기상관계수

$$E(Y_t) = 0$$

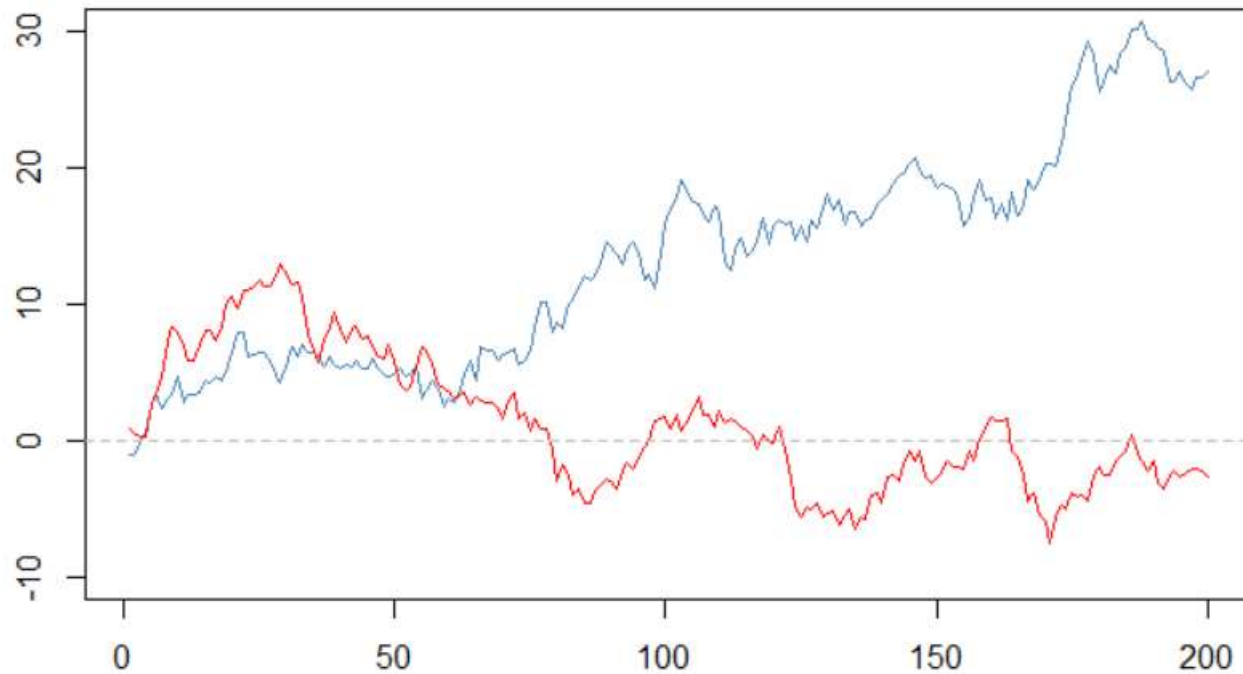
$$Var(Y_t) = t \cdot \sigma^2$$

$$\rho(h) = \frac{t \cdot \sigma^2}{\sqrt{t \cdot \sigma^2} \sqrt{(t+h)\sigma^2}} = \sqrt{\frac{t}{t+h}}$$

1 확률보행모형

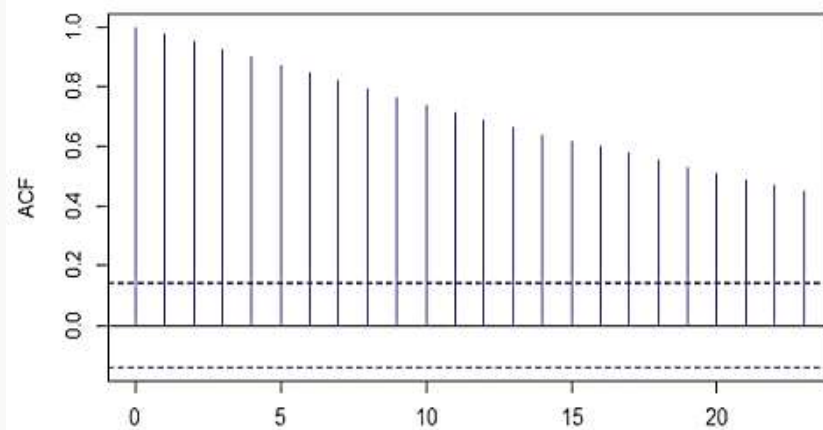
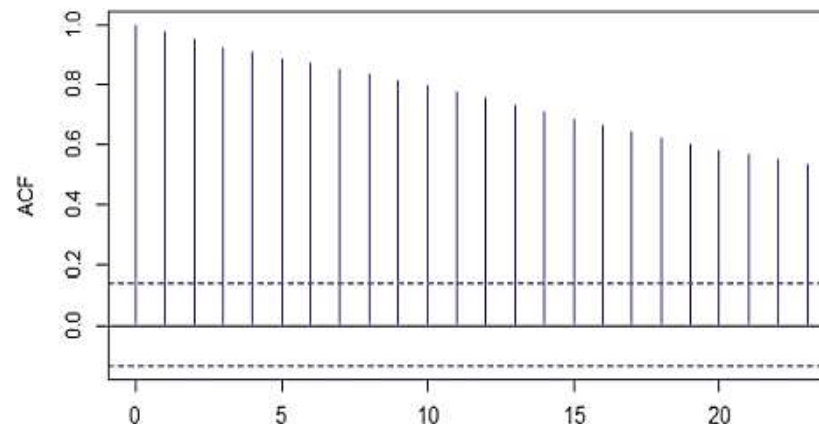
- 확률보행(random walk)모형 :

$$Y_t = \delta + Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad E(Y_t) = t \cdot \delta$$



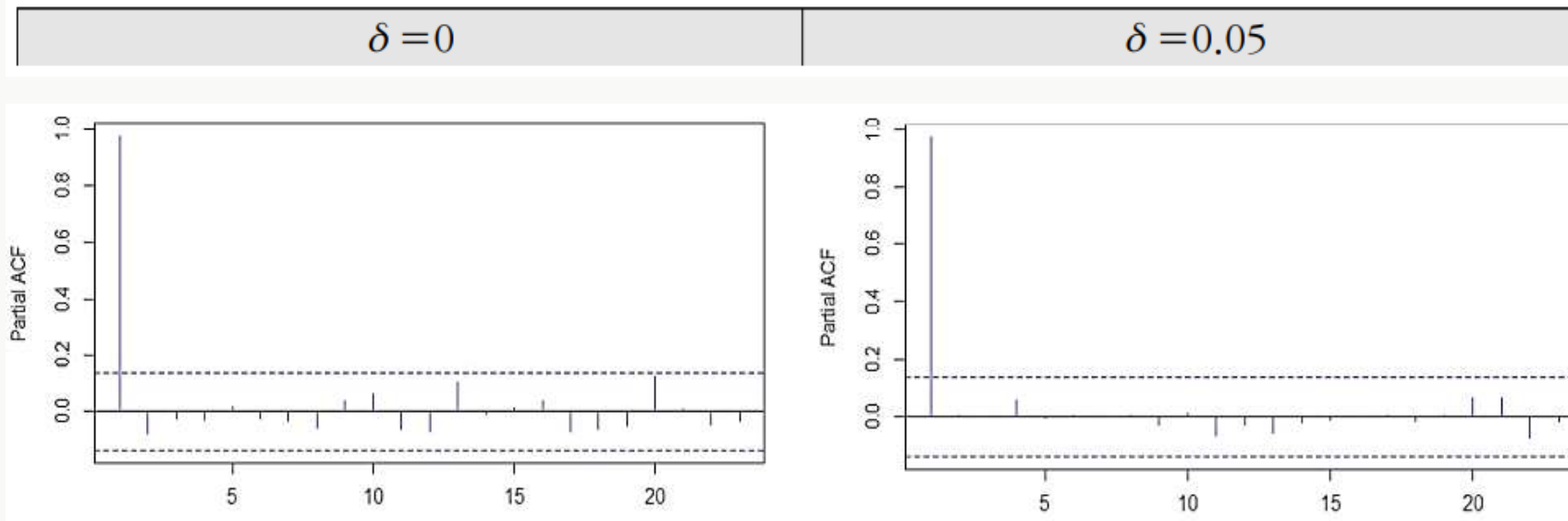
1 확률보행모형

- 확률보행모형 시계열의 상관도표

 $\delta = 0$  $\delta = 0.05$ 

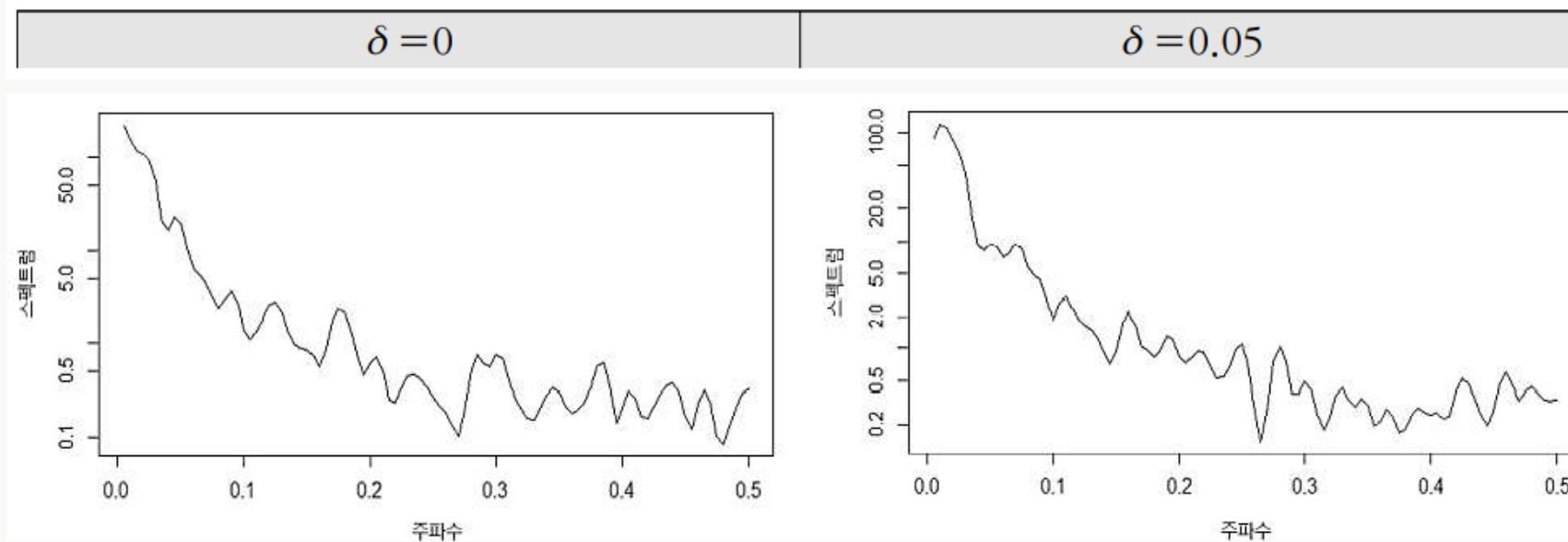
1 확률보행모형

- 확률보행모형 시계열의 부분상관도표



1 확률보행모형

- 확률보행모형 시계열의 스펙트럼



2 차분

- 확률보행모형의 시계열 : 차분하면 백색잡음계열 → 안정시계열모형

$$Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t$$
$$\Rightarrow \Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} = \varepsilon_t$$

» 2차 차분 $\Delta^2 Y_t = \Delta(\Delta Y_t) = Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2}$

» 계절 차분 $\Delta^s Y_t = Y_t - Y_{t-s}$

3 ARIMA모형

- ARIMA(Auto-Regressive Integrated Moving Average) **모형** :
시계열을 차분해서 ARMA 모형이 되는 모형
- ARIMA(p,d,q) :

$$W_t = \Delta^d Y_t$$

$$W_t = \phi_0 + \phi_1 W_{t-1} + \dots + \phi_p W_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

$$\Phi_p(B)W_t = \phi_0 + \Theta_q(B)\varepsilon_t, \quad \Phi_p(B) = 1 - \sum_{j=1}^p \phi_j B^j, \quad \Theta_q(B) = 1 + \sum_{j=1}^q \theta_j B^j$$

3 ARIMA모형

- ARIMA(1,1,1) 모형 :

$$\Delta Y_t = \phi_0 + \phi \Delta Y_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

- ARIMA 표현

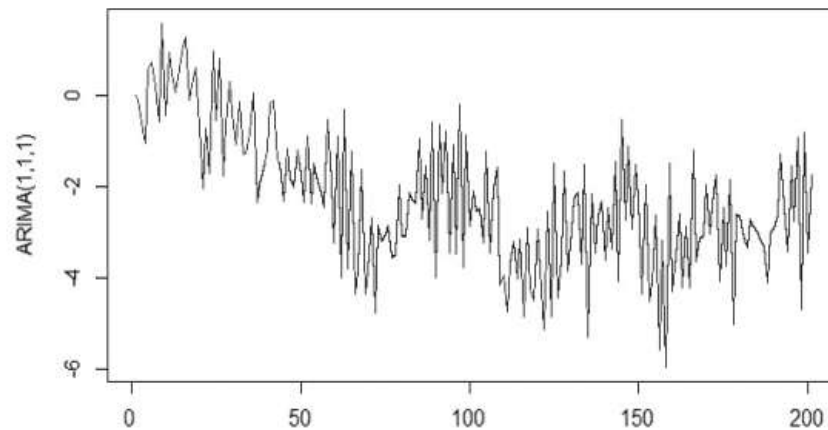
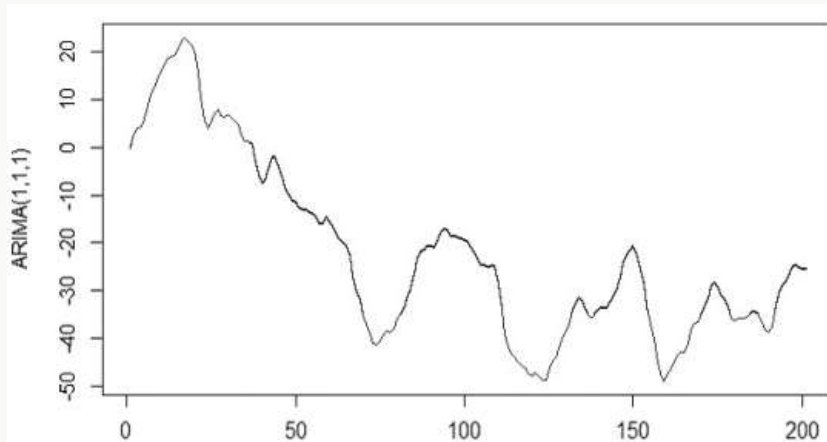
모형명	ARIMA 표현
확률보행모형	ARIMA(0,1,0)
AR(p) 모형	ARIMA(p,0,0)
MA(q) 모형	ARIMA(0,0,q)
ARMA(p,q) 모형	ARIMA(p,0,q)

3 ARIMA모형

- ARIMA(1,1,1) 모형의 시계열

$$\theta_1 = 0.6, \phi_1 = 0.6$$

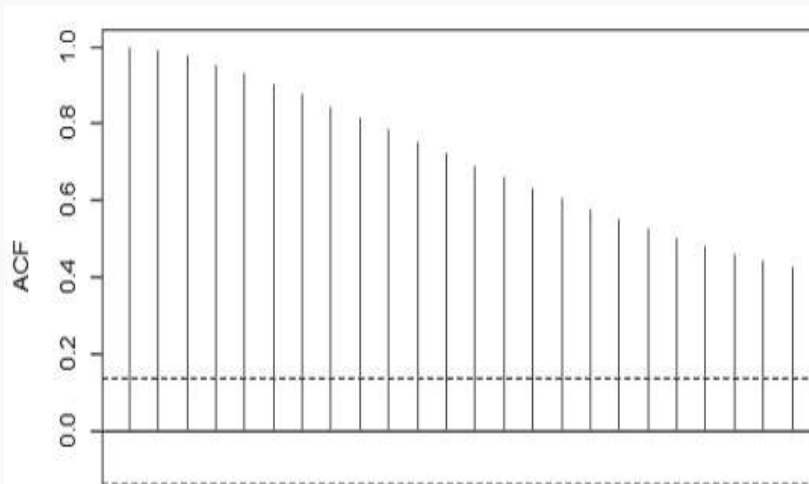
$$\theta_1 = -0.6, \phi_1 = -0.6$$



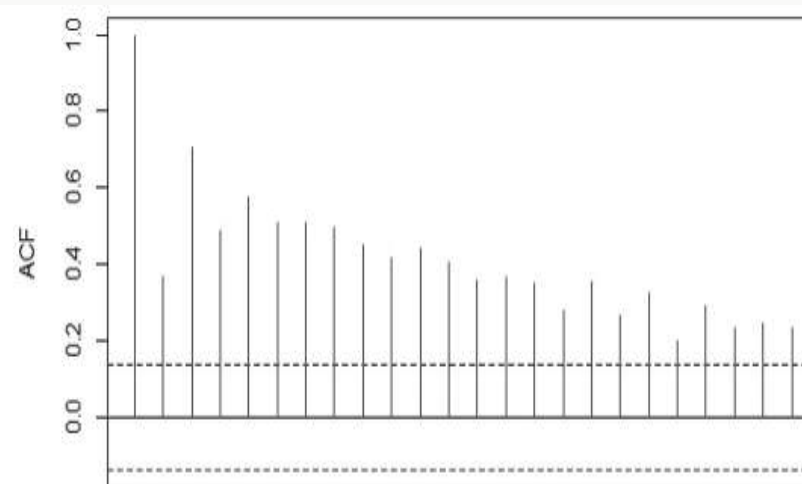
3 ARIMA모형

- ARIMA(1,1,1) 모형 시계열의 상관도표

$$\theta_1 = 0.6, \phi_1 = 0.6$$



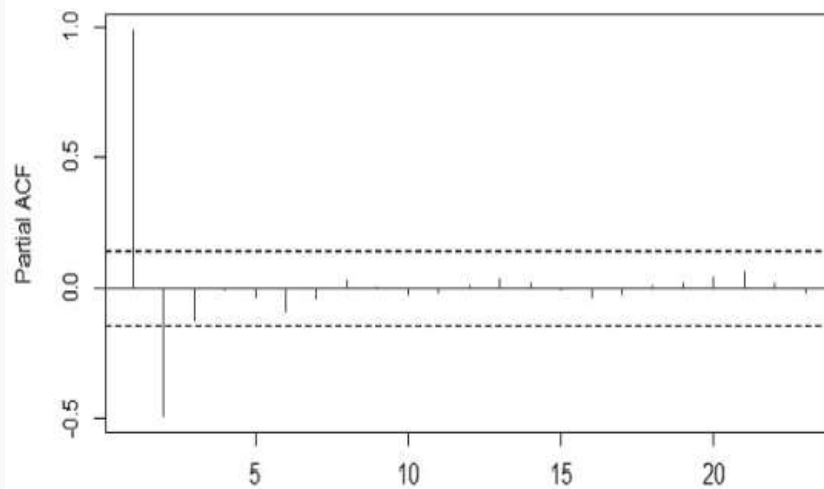
$$\theta_1 = -0.6, \phi_1 = -0.6$$



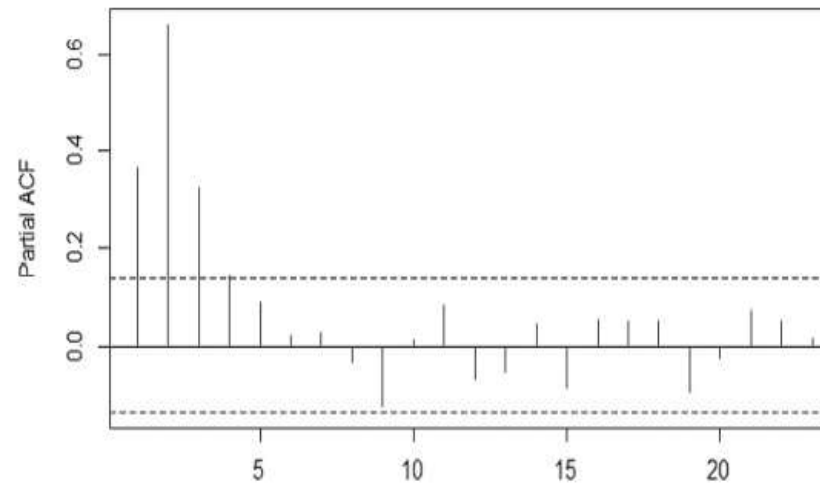
3 ARIMA모형

- ARIMA(1,1,1) 모형 시계열의 부분상관도표

$$\theta_1 = 0.6, \phi_1 = 0.6$$



$$\theta_1 = -0.6, \phi_1 = -0.6$$

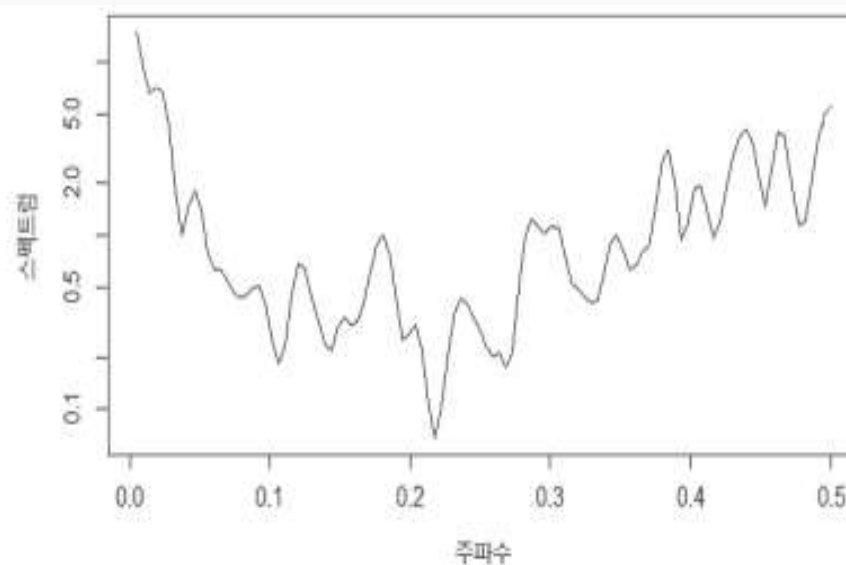
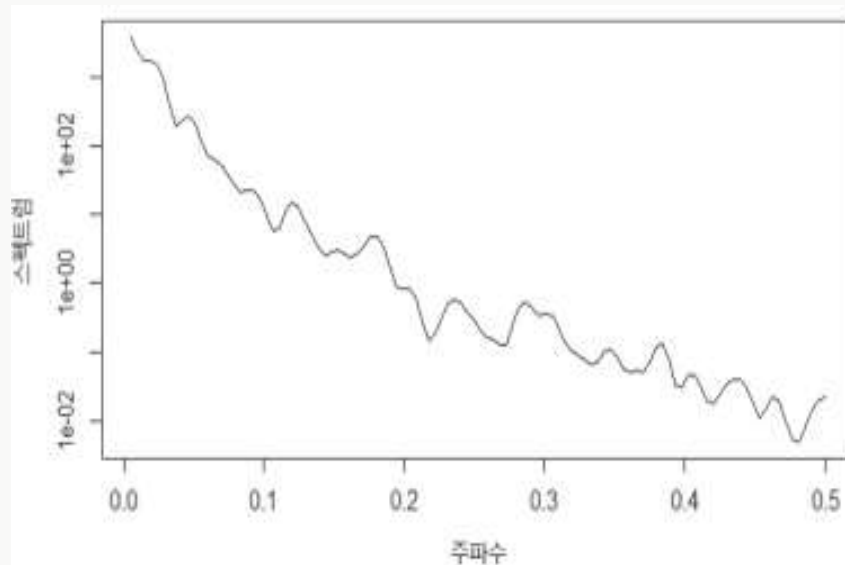


3 ARIMA모형

- ARIMA(1,1,1) 모형 시계열의 스펙트럼

$$\theta_1 = 0.6, \phi_1 = 0.6$$

$$\theta_1 = -0.6, \phi_1 = -0.6$$



4 계절 ARIMA모형

- 계절 ARIMA모형 : 계절변동이 포함된 ARIMA형태 모형

» ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s

: (p,d,q) 비계절변동 부분, (P,D,Q)_s 계절변동 부분

월 S=12, 분기 S=4

- ARIMA(1,1,1)(1,1,1)₄ :

$$\begin{aligned} & (1 - \phi_1 B)(1 - \Phi_1 B^4)(1 - B)(1 - B^4)Y_t \\ &= (1 + \theta_1 B)(1 + \Theta_1 B^4)\varepsilon_t \end{aligned}$$

4 계절 ARIMA모형

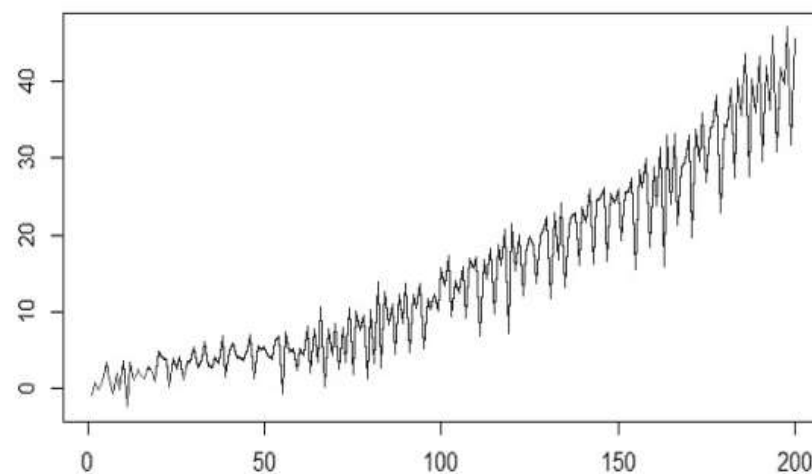
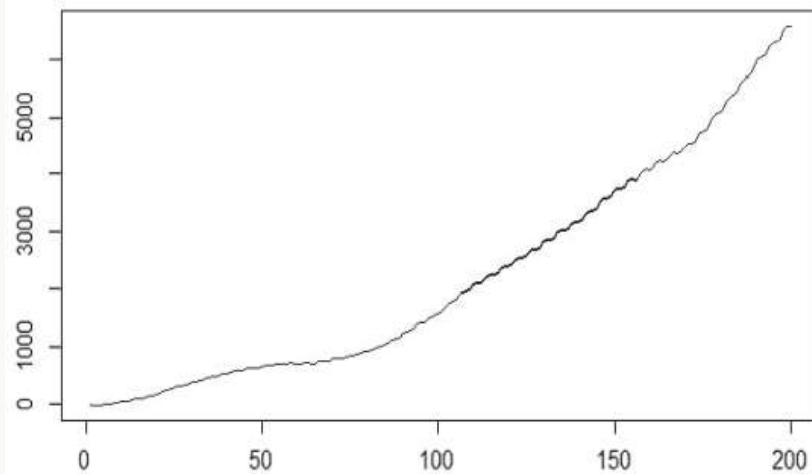
- ARIMA(1,1,1)(1,1,1)₄ 모형의 시계열

$$\theta_1 = 0.6, \phi_1 = 0.6$$

$$\Theta_1 = 0.6, \Phi_1 = 0.6$$

$$\theta_1 = -0.6, \phi_1 = -0.6$$

$$\Theta_1 = -0.6, \Phi_1 = -0.6$$



4 계절 ARIMA모형

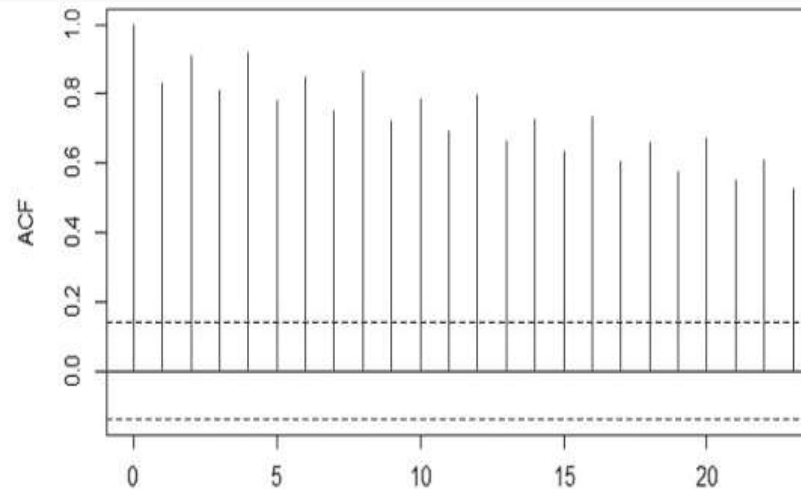
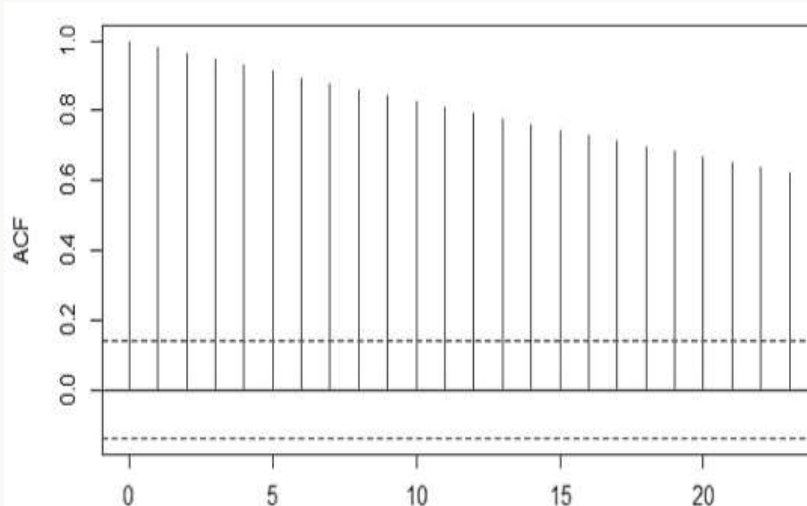
- ARIMA(1,1,1)(1,1,1)₄ 모형 시계열의 상관도표

$$\theta_1 = 0.6, \phi_1 = 0.6$$

$$\theta_1 = 0.6, \Phi_1 = 0.6$$

$$\theta_1 = -0.6, \phi_1 = -0.6$$

$$\theta_1 = -0.6, \Phi_1 = -0.6$$



4 계절 ARIMA모형

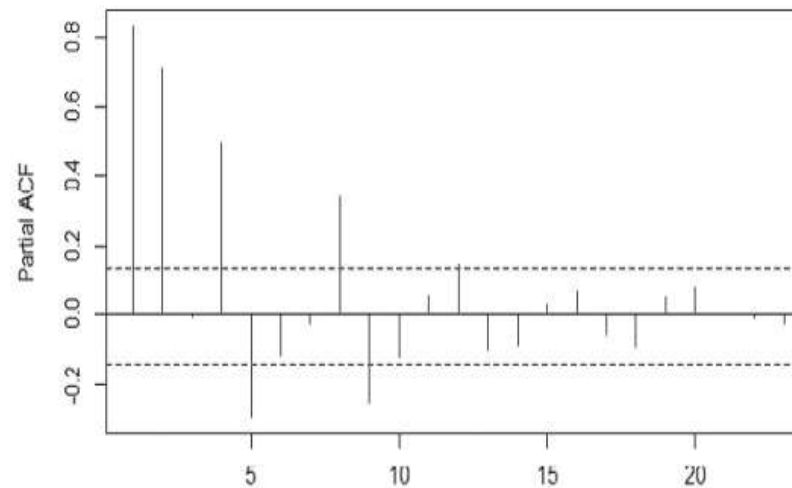
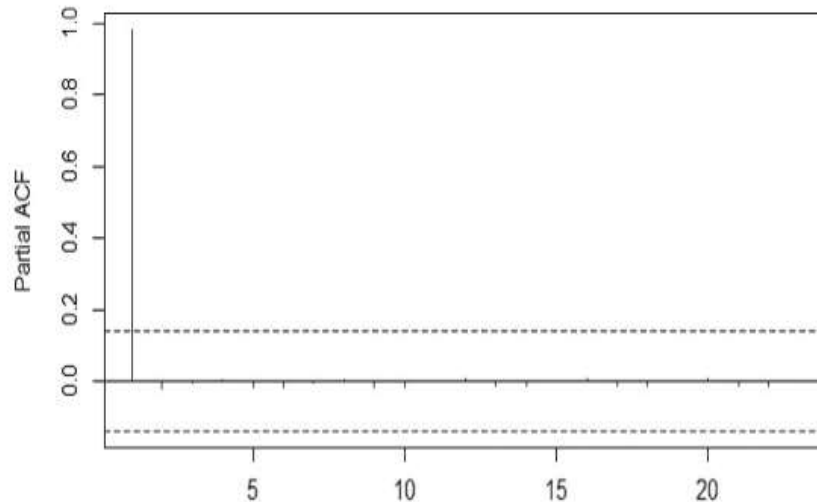
- ARIMA(1,1,1)(1,1,1)₄ 모형 시계열의 부분상관도표

$$\theta_1 = 0.6, \phi_1 = 0.6$$

$$\Theta_1 = 0.6, \Phi_1 = 0.6$$

$$\theta_1 = -0.6, \phi_1 = -0.6$$

$$\Theta_1 = -0.6, \Phi_1 = -0.6$$



4 계절 ARIMA모형

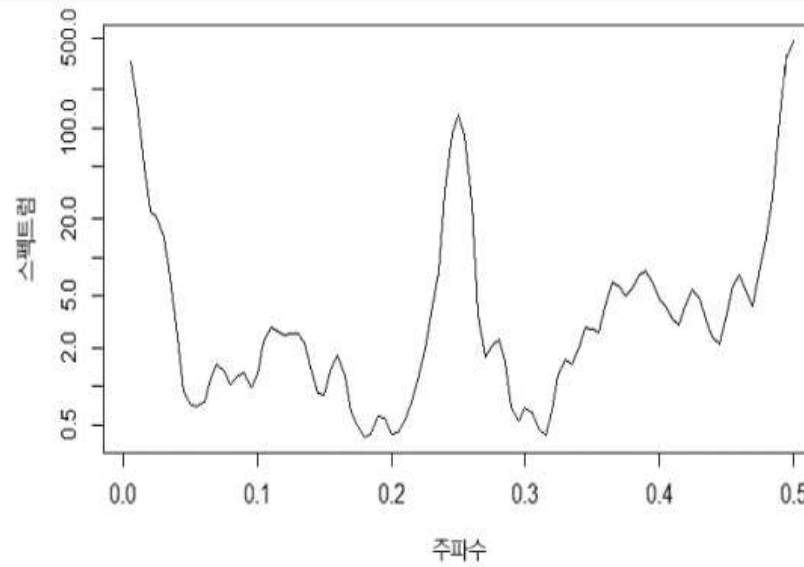
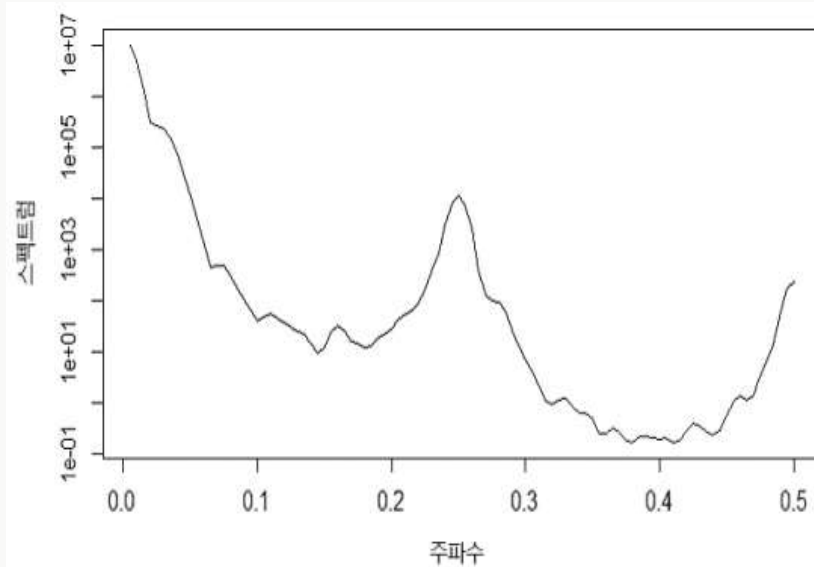
- ARIMA(1,1,1)(1,1,1)₄ 모형 시계열의 스펙트럼

$$\theta_1 = 0.6, \phi_1 = 0.6$$

$$\Theta_1 = 0.6, \Phi_1 = 0.6$$

$$\theta_1 = -0.6, \phi_1 = -0.6$$

$$\Theta_1 = -0.6, \Phi_1 = -0.6$$



chapter
02

비선형 시계열모형

+ Forecasting
Methods

1 비선형 시계열모형의 개요

- 시계열은 선형적으로 움직이지 않고 비선형적으로 움직임
→ 비선형 시계열모형

$$Y_t = f(Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots) + h(\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots)\varepsilon_t$$

- 비선형 모형 : 이선형 모형, TAR 모형,
GARCH 모형

2 이선형 모형

- 비선형 시계열모형은 테일러 근사화를 통해 선형화

$$Y_t = f(Y_{t-1}, \varepsilon_{t-1}) + \varepsilon_t$$

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \sum_{k=1}^r \sum_{l=1}^q \alpha_{kl} Y_{t-1}^k \varepsilon_{t-1}^l + \varepsilon_t$$

- 이선형 모형 : Granger and Andersen

$$Y_t = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^q \alpha_{ij} Y_{t-i} \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t$$

3 TAR 모형

- TAR(Threshold Auto-Regressive) 모형 : 시차변수의 값을 임계값과 비교하여 AR 모형을 달리하는 시계열모형

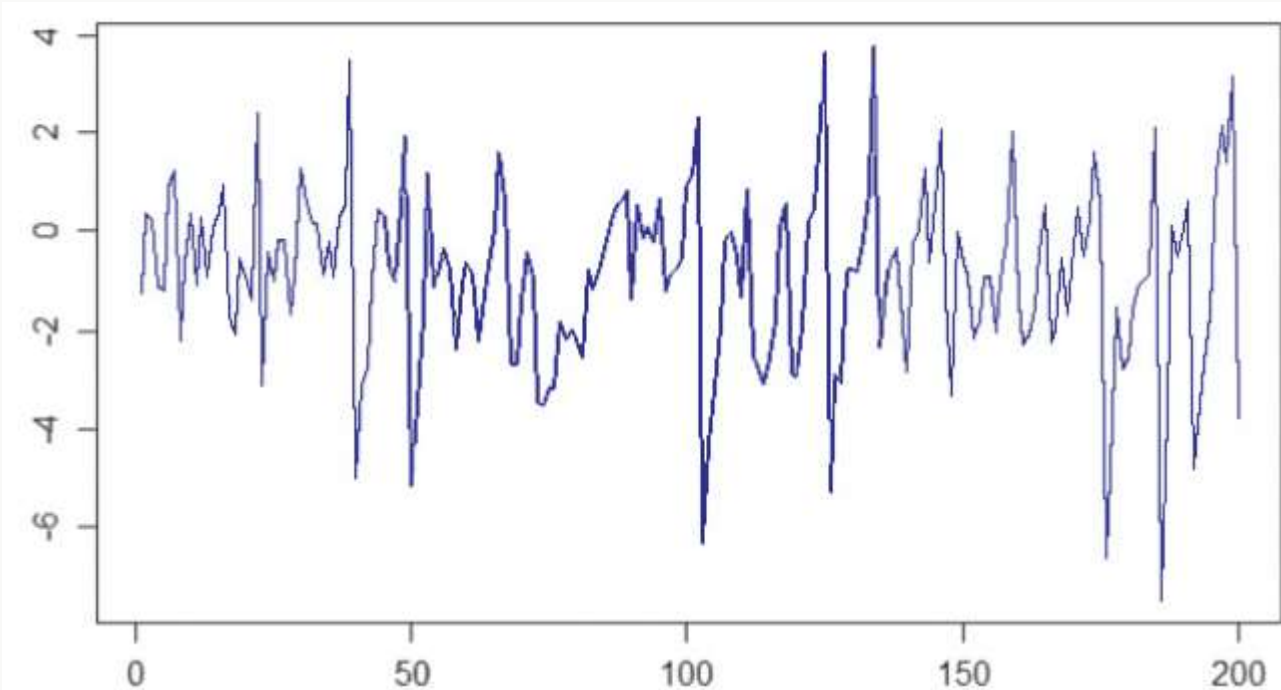
$$Y_t = \begin{cases} \phi_{1,0} + \sum_{j=1}^{p_1} \phi_{1,j} Y_{t-j} + \sigma_1 \varepsilon_{1,t}, & Y_{t-d} \leq r \\ \phi_{2,0} + \sum_{j=1}^{p_2} \phi_{2,j} Y_{t-j} + \sigma_2 \varepsilon_{2,t}, & Y_{t-d} > r \end{cases}$$

- TAR(1)모형

$$Y_t = \begin{cases} 0.7Y_{t-1} + \varepsilon_{1,t}, & Y_{t-1} \leq 0.5 \\ -0.9Y_{t-1} + 2\varepsilon_{2,t}, & Y_{t-1} > 0.5 \end{cases}$$

3 TAR 모형

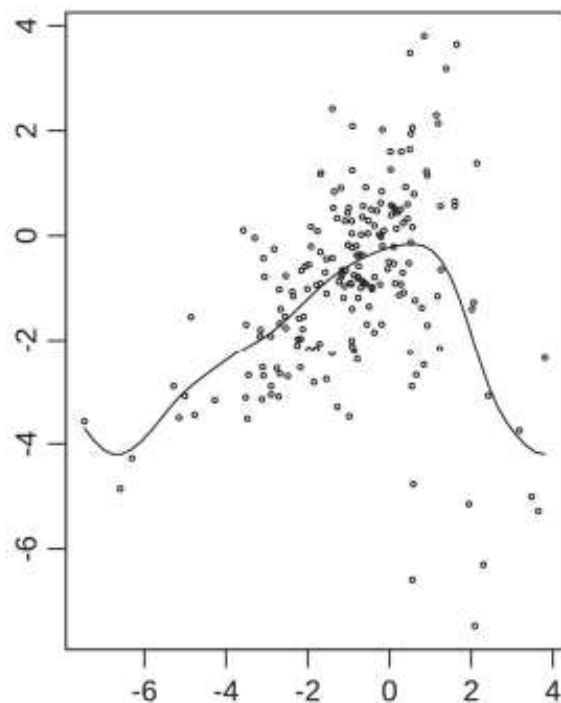
- TAR(1) 모형의 시계열



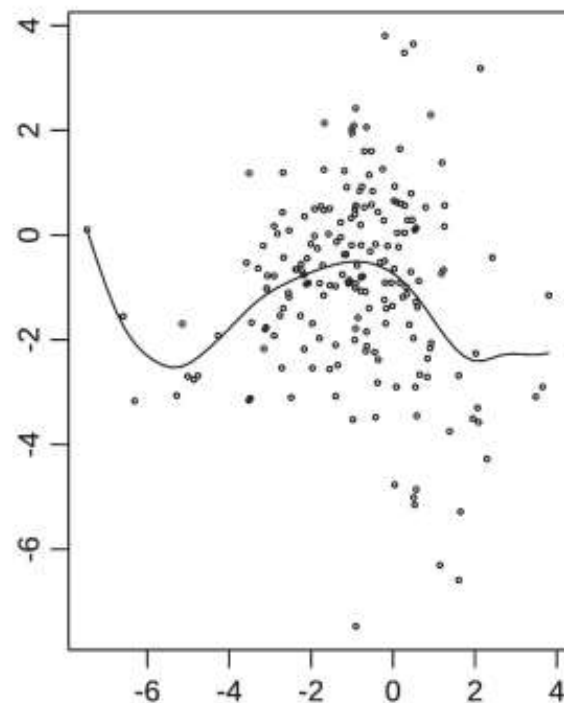
3 TAR 모형

- TAR(1) 모형 시계열의 시차변수의 산점도

(a) 1차 시차변수



(b) 2차 시차변수



4 GARCH 모형

- 종합주가지수의 일별 수익률은 백색잡음계열처럼 보이나, 수익률의 제곱인 변동성에는 밀집현상과 지속성이 나타남
- 시계열의 변동성인 분산은 시간에 따라 특정 기간에는 커지거나 작아짐
→ 분산의 변화는 오차항의 제곱을 조건부로 파악
- 조건부 이분산의 움직임 분석 → 변동성이 시간의 흐름에 따라 달라지는 측면 포착 가능

4 GARCH 모형

- 자기회귀적 조건부 이분산(Auto-Regressive Conditional Heteroscedasty: ARCH) 모형 : 앵글(Engle, 1982) 개발
→ 분산의 변화 : 오차항의 제곱을 조건부로 파악

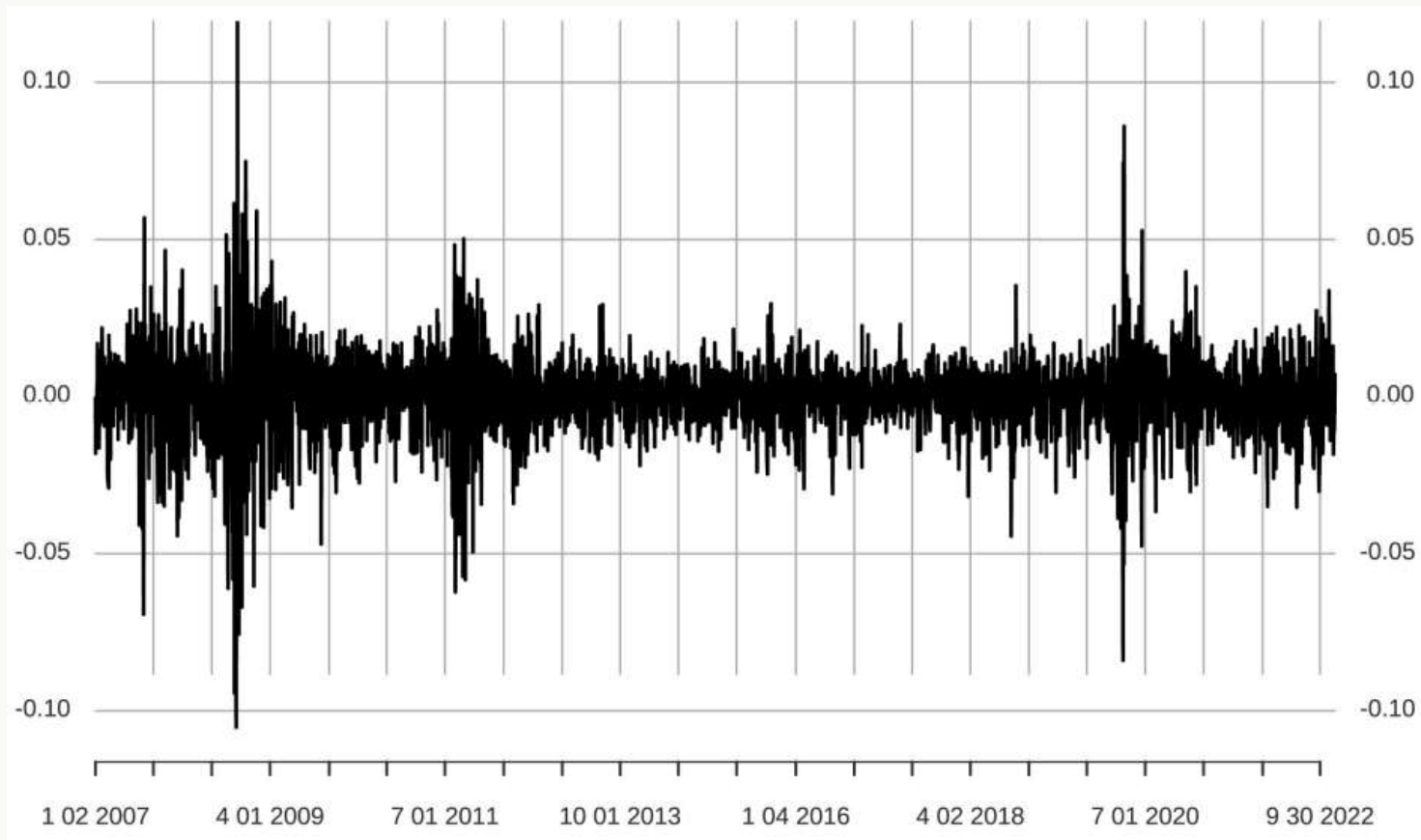
$$r_t \sim \text{ARCH}(q)$$

$$r_t = \sigma_{t|t-1} \cdot \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim i.i.d.N(0, 1)$$

$$\sigma_{t|t-1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-1}^2 + \alpha_2 r_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_q r_{t-q}^2$$

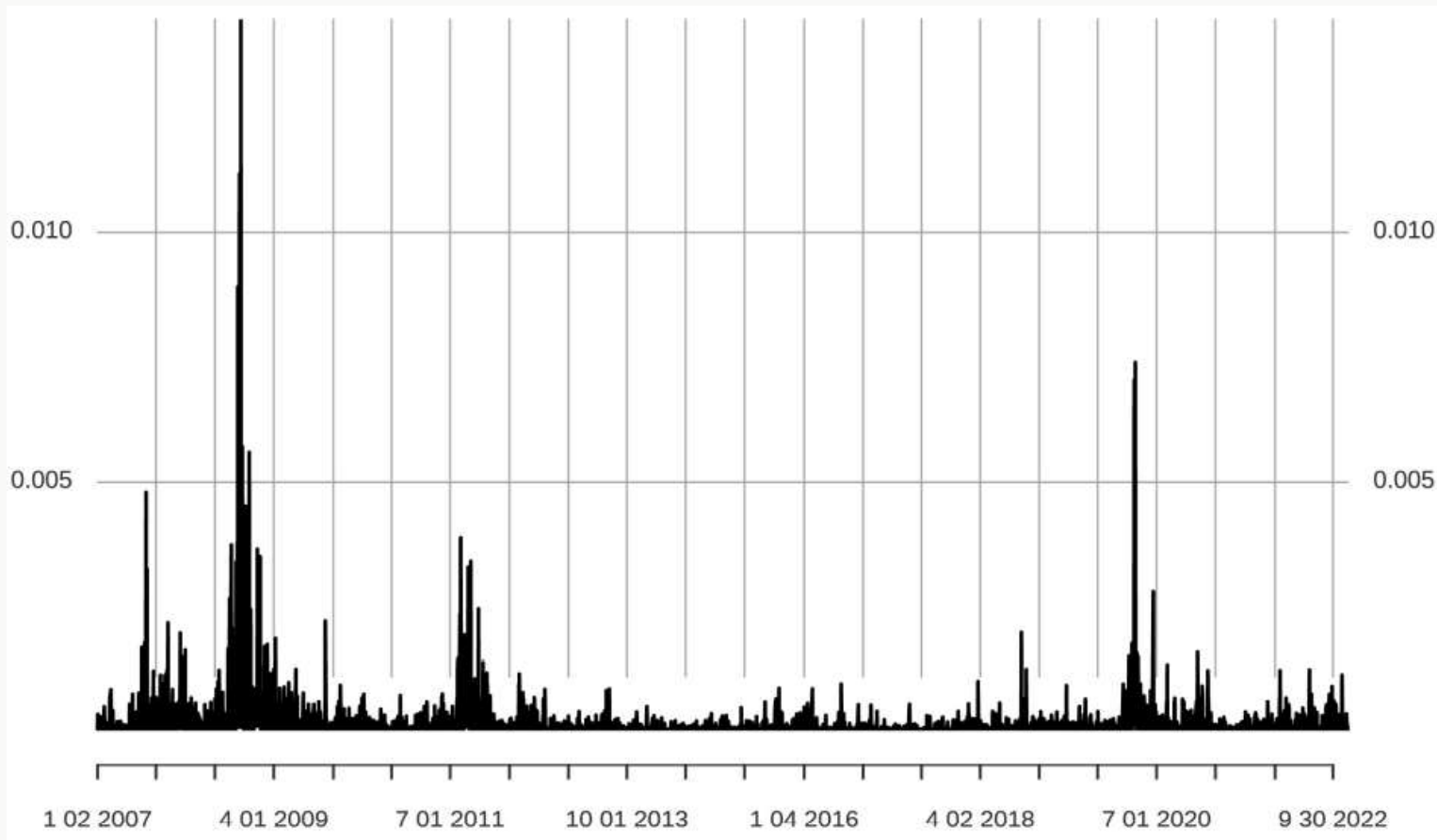
4 GARCH 모형

- KOSPI 수익률



4 GARCH 모형

- KOSPI 수익률의 변동성(수익률의 제곱)



4 GARCH 모형

- ARCH 모형의 기본적 특징
 - ① 시계열 r_t 의 조건부분산이 시간에 따라 변하며, r_t^2 이 안정성의 조건을 충족시키는 경우 비조건부분산은 항상 일정
 - ② 시계열 r_t 는 정규분포보다 꼬리가 두꺼움

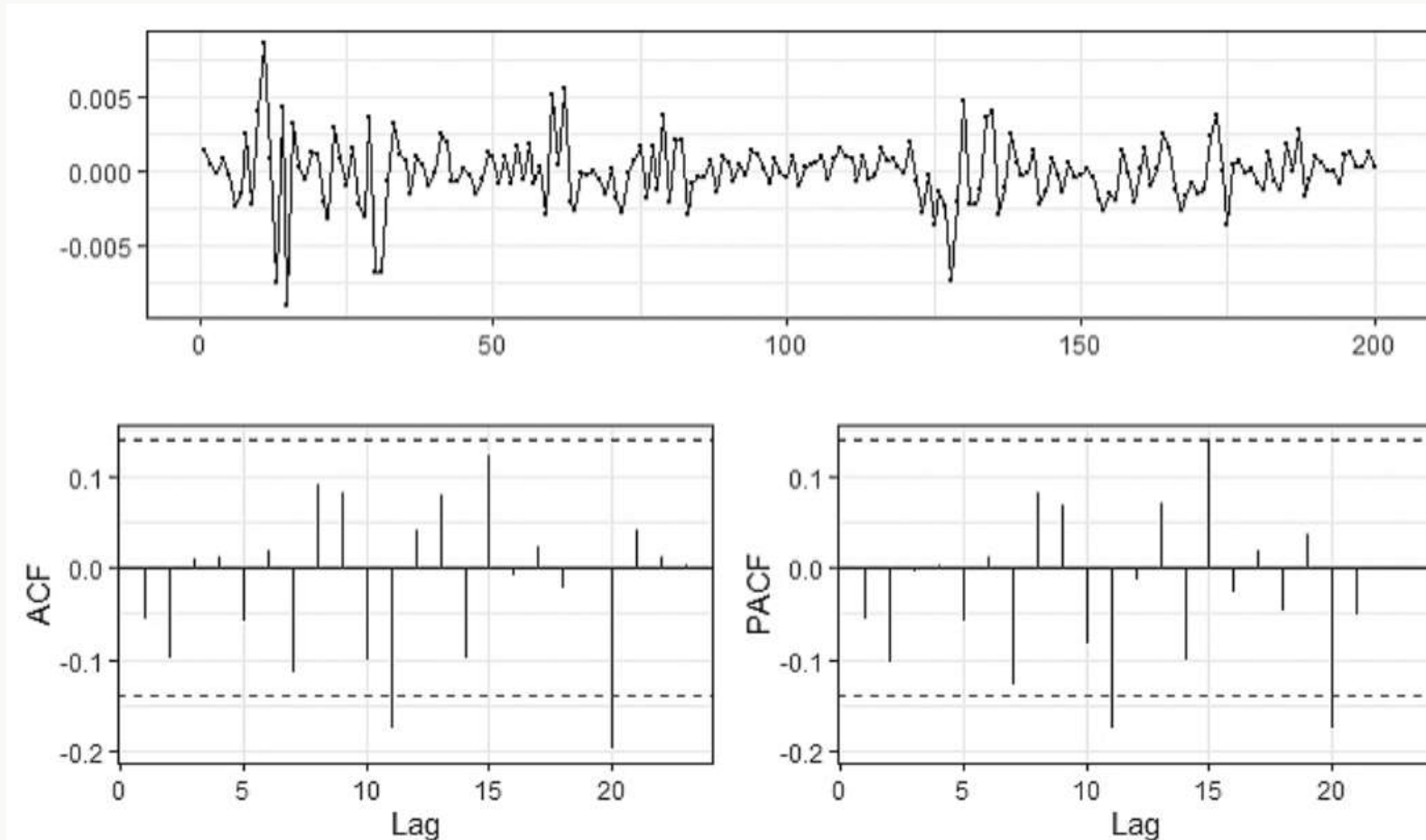
4 GARCH 모형

- GARCH 모형 : AR 모형 형태 ARCH 모형을 ARMA 모형 형태로 일반화
- GARCH(p,q) 모형 :

$$\sigma_{t|t-1}^2 = \alpha_0 + (\alpha_1 r_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_q r_{t-q}^2) \\ + (\beta_1 \sigma_{t-1|t-2}^2 + \cdots + \beta_p \sigma_{t-p|t-p-1}^2)$$

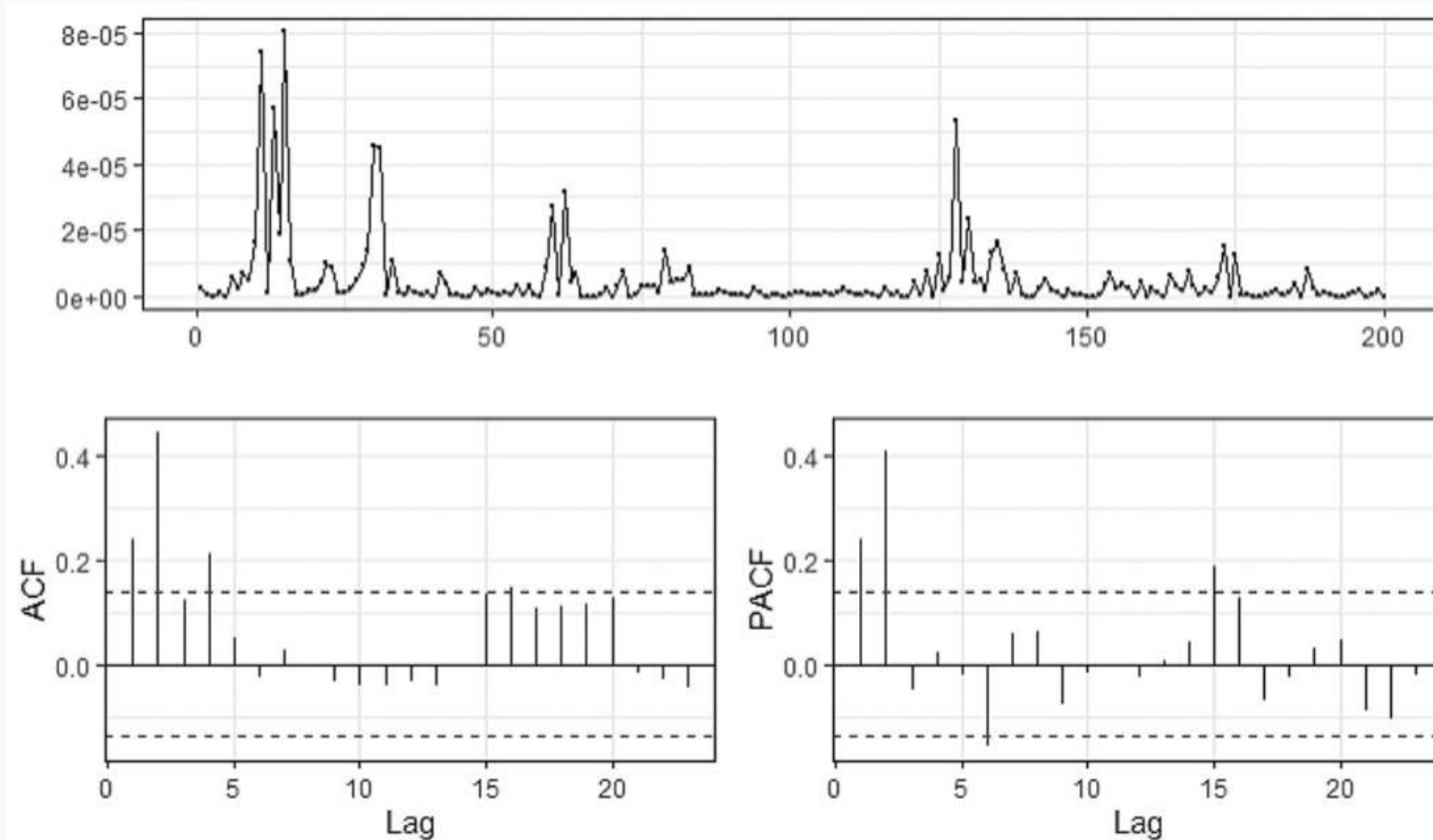
4 GARCH 모형

- ARCH(2) 모형 시계열



4 GARCH 모형

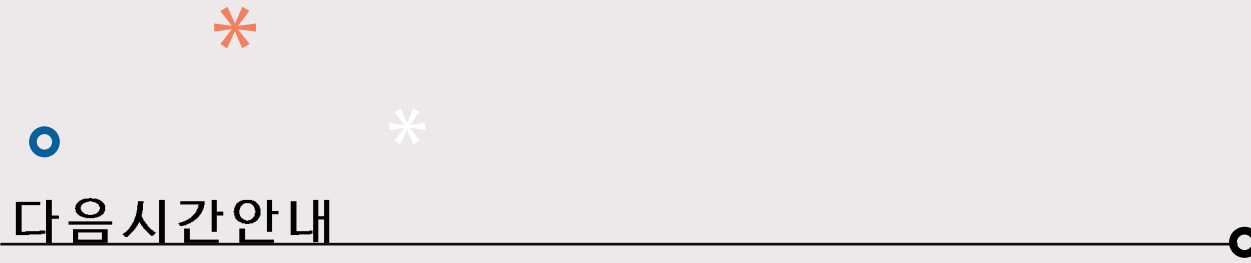
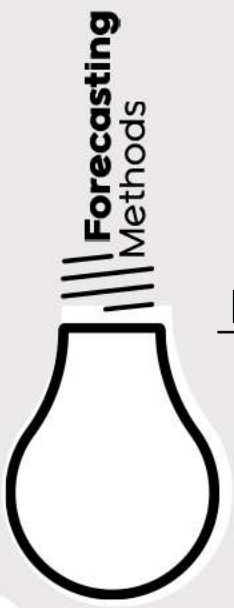
- ARCH(2) 모형 시계열 제공항



chapter
03

R을 이용한 실습

+ Forecasting
Methods



07 | 시계열모형을 이용한 예측(1)