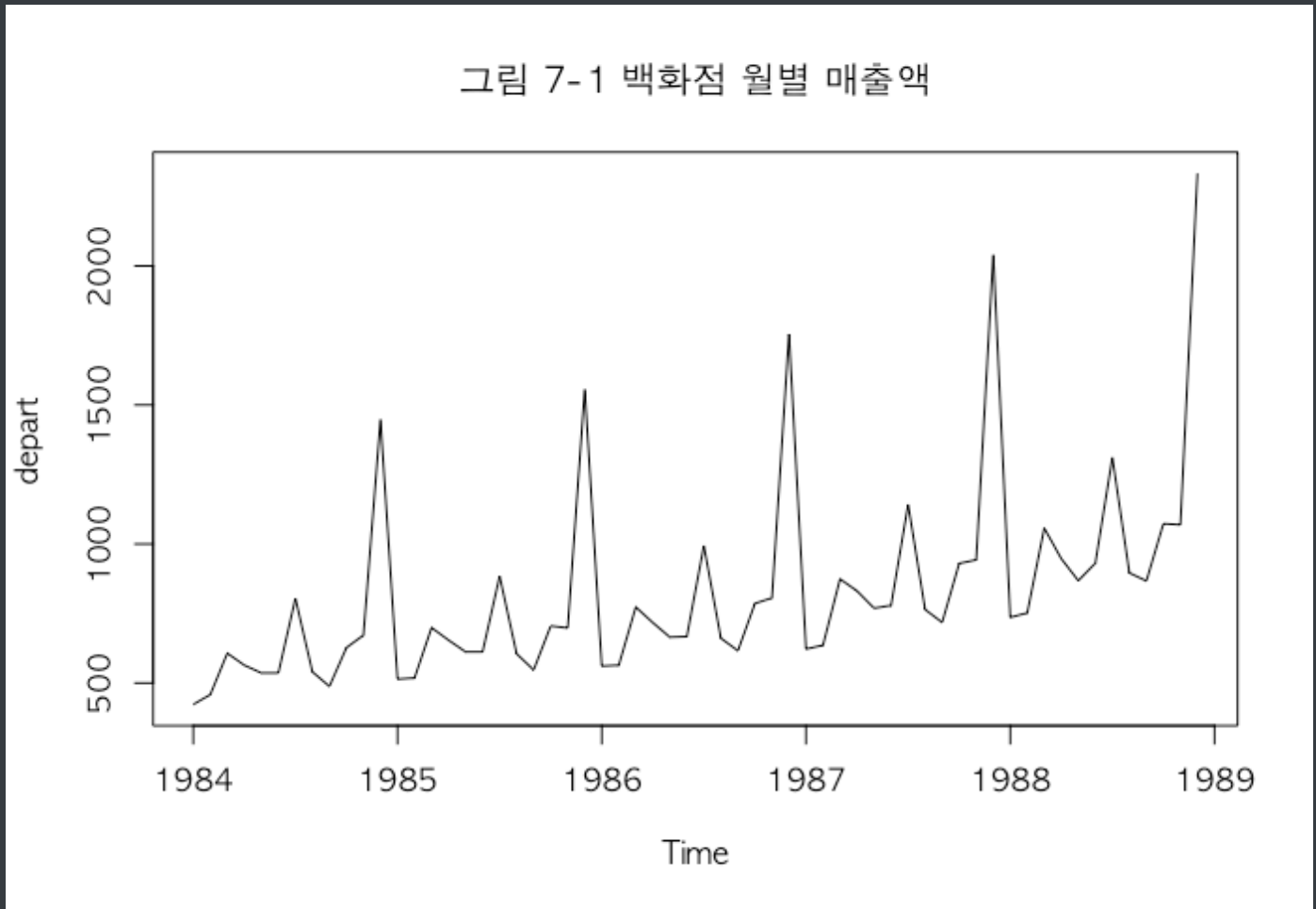


HW_07

2021234640 이종현

Figure 7-1

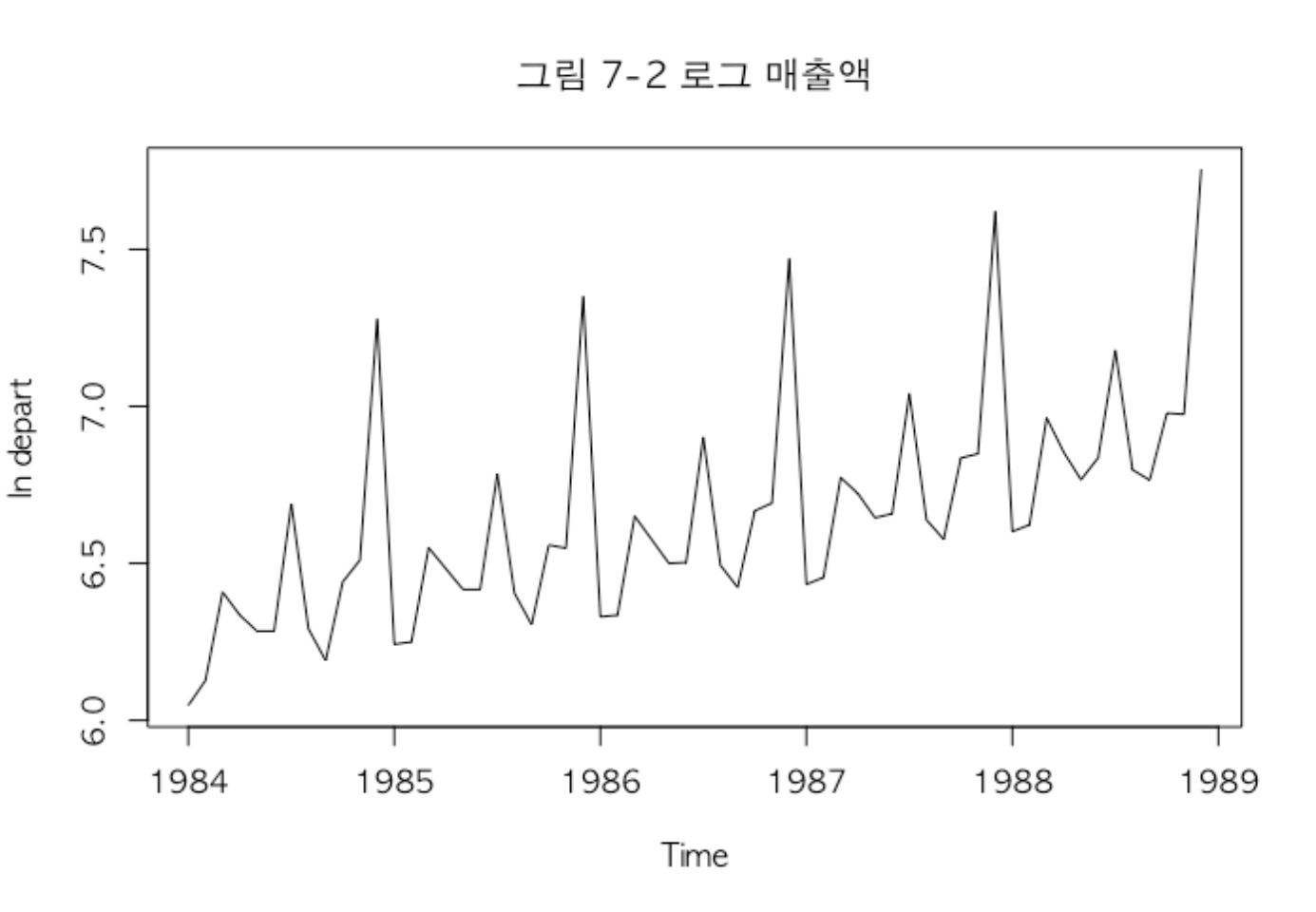
우리가 다루는 대부분의 시계열은 비정상 시계열인 경우가 많다. 때문에 정상 시계열에서 사용할 수 있는 좋은 통계량을 적용하기가 어렵다. 이 때문에 차분 등의 방법이 도입된다. 본 장에서는 시계열의 정상성을 판단하는 방법과 비정상인 경우 차분을 이용하여 정상으로 만드는 방법에 대해 논의한다.



위와 같은 시계열은 선형 추세와 계절 성분이 있음을 확인할 수 있다.

Figure 7-2

시간에 따라 변동폭이 커지는, 즉 분산이 시간에 관련이 있는 시계열은 분산 안정화를 해준다. Log 변환을 취해주면 분산이 안정화된다. 앞서 얻은 백화점 매출액 데이터에 로그를 씌우면 다음과 같아진다.



아까보다 분산이 안정적인 모습으로 잡힌 것을 확인할 수 있다.

Figure 7-3

백화점 매출액 같은 경우에 분산이 시간에 영향을 받아 분산 안정화를 위해 로그 변환을 취해주었다. 이는 추세가 결정적이기 때문에 가능하였다. 추세가 결정적이지 못하고 확률적인 경우, 추세 모형으로 해결할 수 없는 문제가 있다. 예를 들어 아래의 이자율 시계열은 1994년을 기준으로 전혀 다른 추세를 보인다. 즉, 국지적으로는 결정적 추세를 보이지만 전체적으로는 서로 다른 양상을 보이기 때문에 확률적 추세로 결론낼 수 있으며, 이러한 경우를 동질적 비정상성이라 한다. 이런 시계열은 차분을 통해 정상성을 확보할 수 있

다.

그림 7-3 이자율



Figure 7-4

random walk process 는 대표적인 비정상 시계열의 예이다. random walk process의 특성상, Z_t 에서 Z_{t-1} 을 빼주면 error 만 남기 때문에, 차분을 실시하면 정확하게 error 만 남아 정상 시계열이 된다.

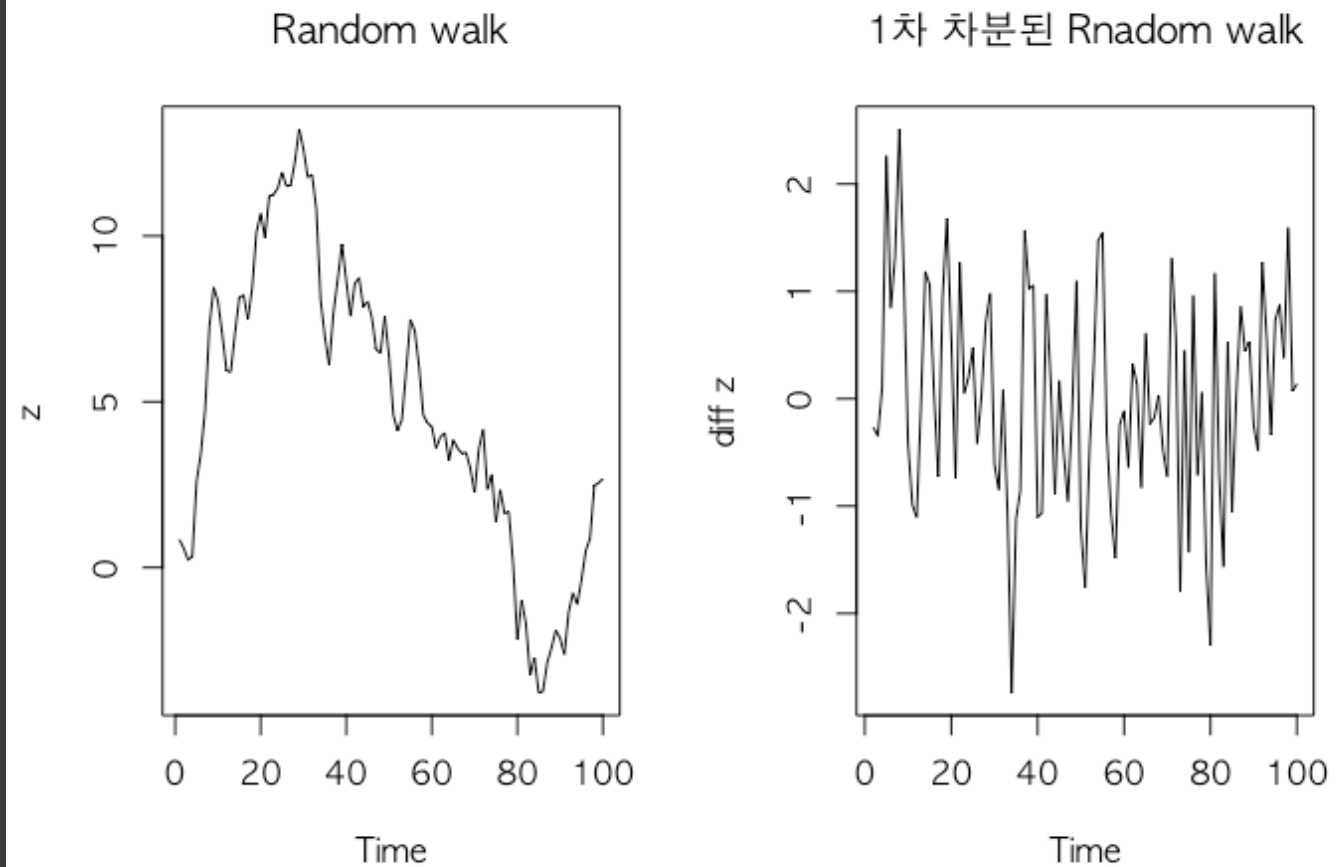
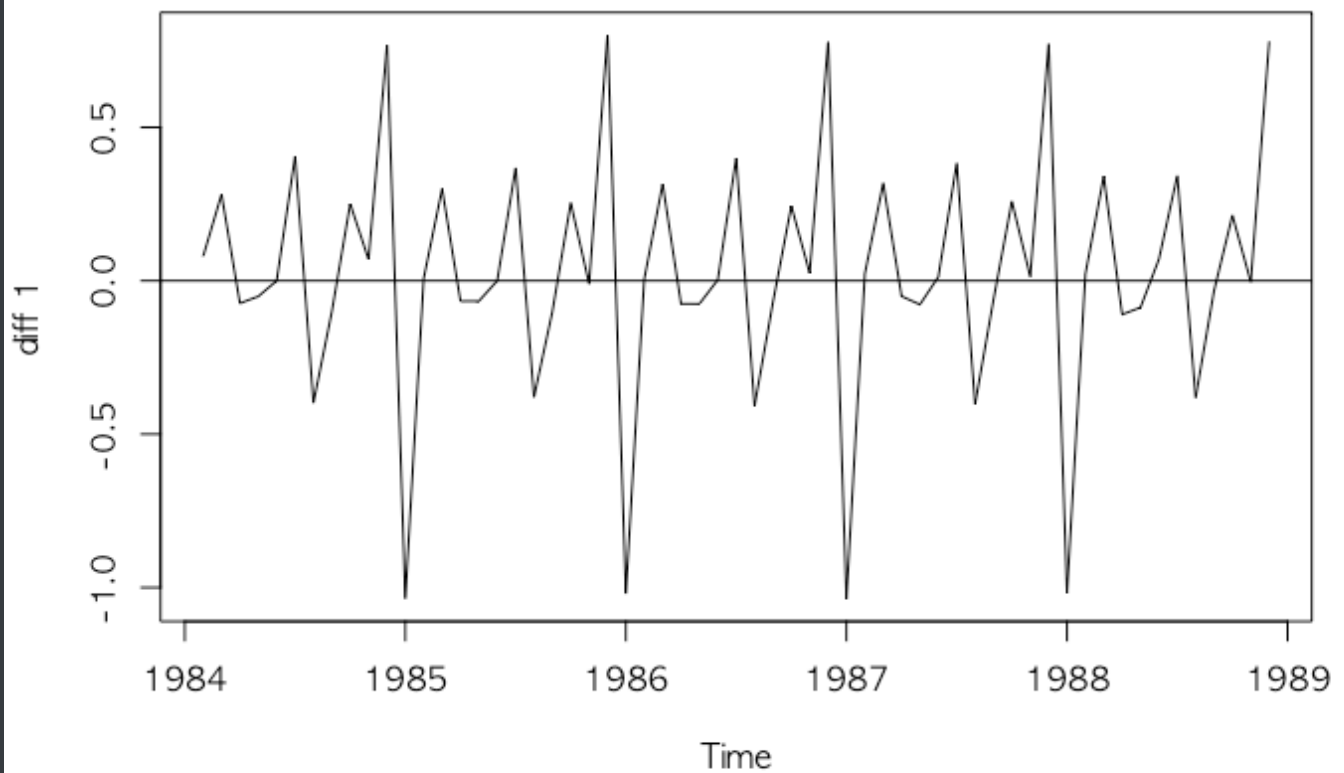


Figure 7-5

다시 백화점 매출액 데이터로 돌아와 차분을 실시하고자 한다. 일단 선형 추세가 확실히 드러나기 때문에 1차 차분을 실시한다.

그림 7-5 1차 차분된 로그 매출액

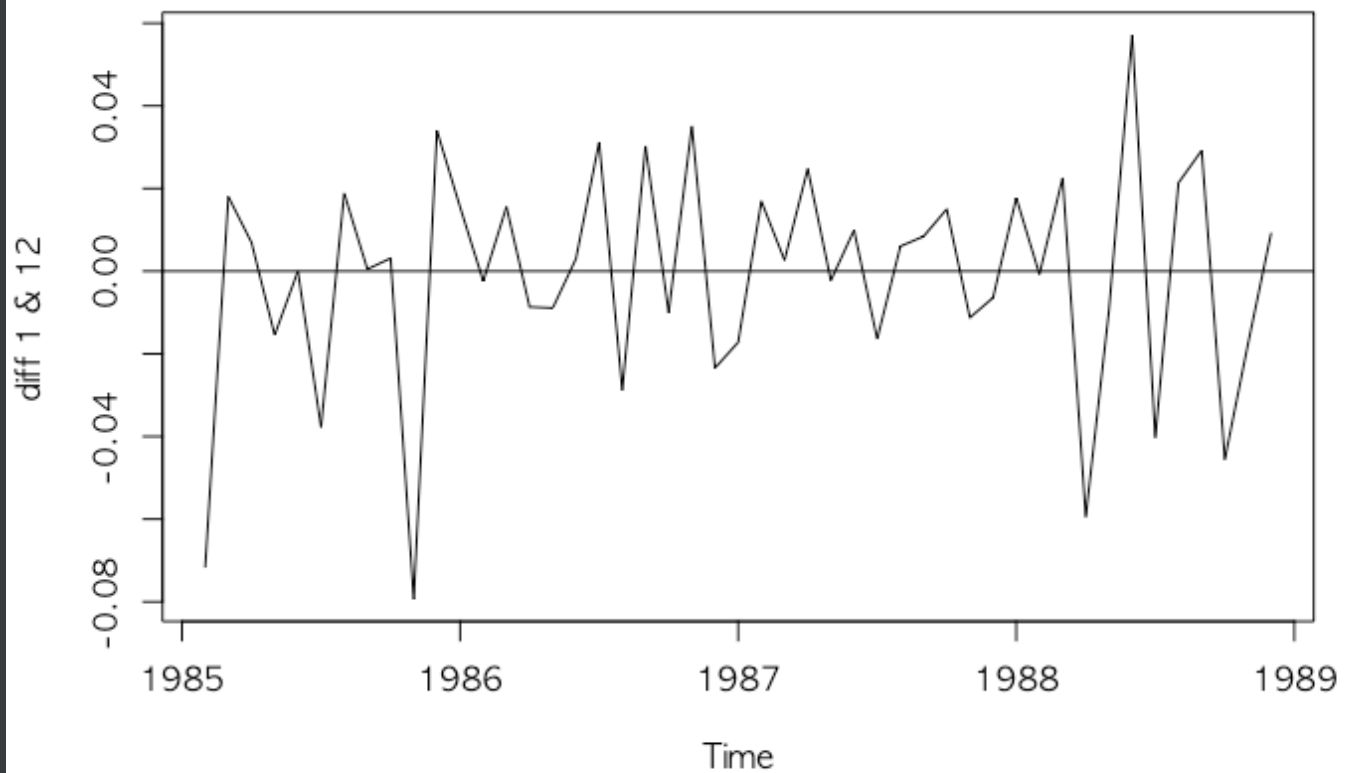


선형 추세가 확실히 잡힌 모습을 볼 수 있다. 그러나 여전히 계절 성분이 남아있다.

Figure 7-6

이번에는 lag 를 12 로 두어 계절 성분을 잡아보자. 단, 앞서 선형 추세를 잡은 시계열에서 실시한다.

그림 7-6 계절 차분된 로그 매출액



이제 정상 시계열의 모습을 하고 있으므로 여기에서 시계열 분석 방법을 적용할 수 있다.

Figure 7-7

ARIMA(1, 1, 1) 프로세스를 시뮬레이션해보자. 이는 이후 차분의 효과를 보기 위함이다.

그림 7-7 ARMA(1, 1, 1) 과정의 시계열 그림

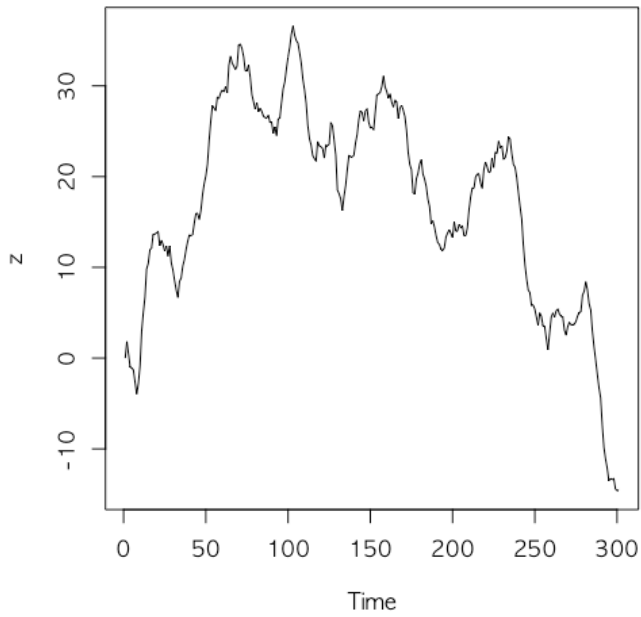
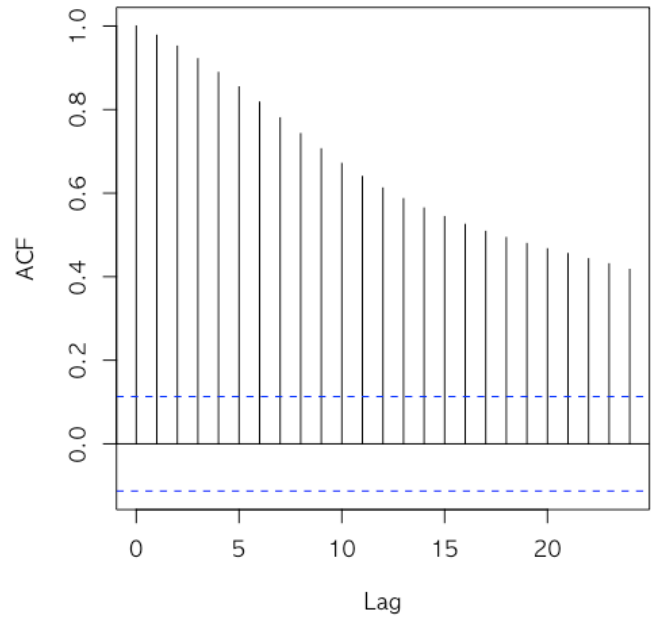


그림 7-7 ARMA(1, 1, 1) 과정의 ACF



원 시계열은 위와 같으며, 아래의 그림에서 차분의 결과를 확인할 것이다. ACF 가 아주 천천히 감소하는 패턴을 볼 수 있다.

Figure 7-8

그림 7-8 ARMA(1, 1, 1) 과정의 1차 차분한 후의 시계열 :

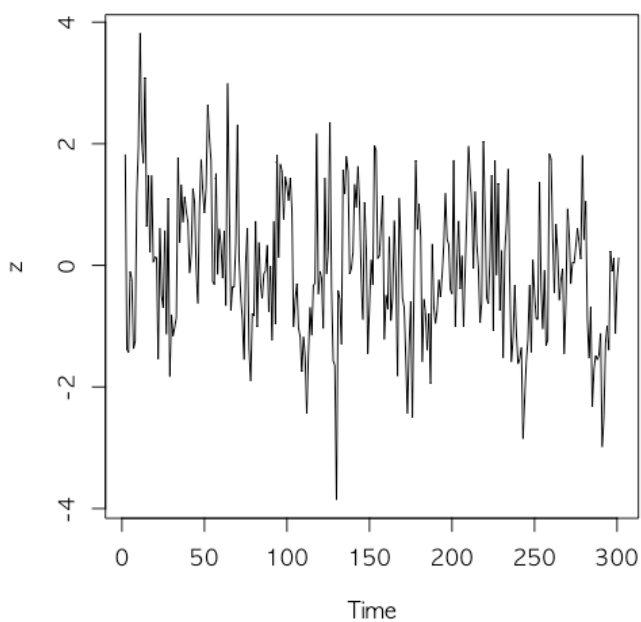
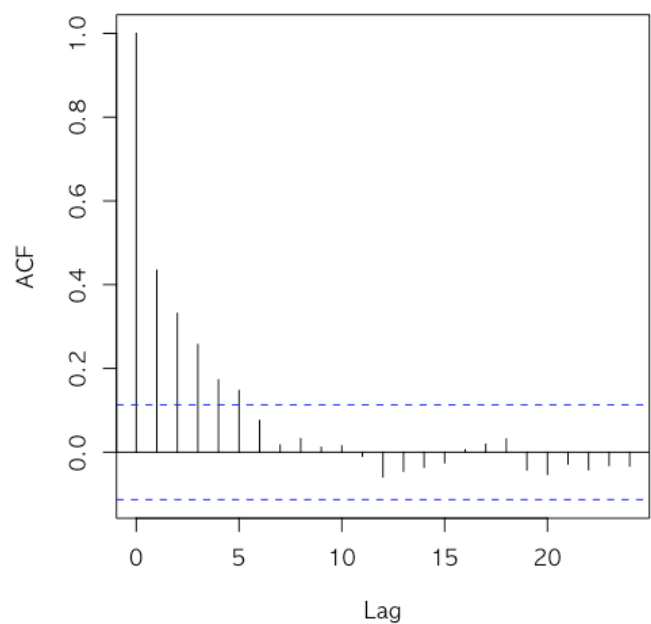


그림 7-8 ARMA(1, 1, 1) 과정의 1차 차분한 후의 ACF



1차 차분을 실시한 결과이다. 시계열의 패턴이 상당히 줄어들었으며, ACF가 빠르게 감소하는 모습을 확인할 수 있다.

Exercise

단위근 검정 요약

단위근 검증 summary

• 단위근 검증은 주로 AR process 또는 AR process가 포함된 확률 과정이 이동평균인지를 판별하는 것임. 이를 판별하여 정상성(stationarity)을 검증하는 것이기 때문이다. 이진 장에서 다루었음.

MA process는 주로 stationarity의 성질을 만족하기 때문에 단위근 검증의 대상이 되지 않는다.

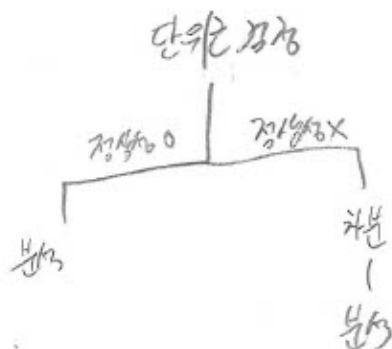
• AR(1)은 $Z_t - Z_{t-1} = \varepsilon_t$ 의 예에서 $Z_t - \phi Z_{t-1} = \varepsilon_t$ 로 나타낼 수 있음. 예에서 ϕ 는 1로 추정된다.

이 경우 $Z_t = \sum_{i=1}^t \varepsilon_i$ 로 나타낼 수 있음.

$$\text{Cov}(Z_t, Z_{t+k}) = E\left[\left(\sum_{i=1}^t \varepsilon_i\right)\left(\sum_{j=1}^{t+k} \varepsilon_j\right)\right]$$

$= t \cdot \sigma_\varepsilon^2$ 으로 나열된 정상 시계열이 아님을 알 수 있다.

• 비정상 시계열은 차분을 이용하여 정상 시계열로 만들 수 있다. 이 나열은 표식화하면 다음과 같다.



• 단위근 검증의 통계량

- LSD를 이용한 ϕ 의 추정, $\hat{\phi}$ 이 이동평균

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=1}^n Z_{t-1} Z_t}{\sum_{t=1}^n Z_{t-1}^2}$$

- $|\phi| < 1$ 인 경우, 확률계승법 성질에 의해

$$\sqrt{n}(\hat{\phi} - \phi) \sim N(0, 1 - \phi^2)$$

이 성질은 다음을 만족한다.

- $\phi = 1$ 이면 $\sqrt{n}(\hat{\phi} - 1) \rightarrow 0$

이므로 점근적 분포를 유도하지 못함.

$\therefore n(\hat{\phi} - 1)$ 의 점근적 분포를 이용

$$n(\hat{\phi} - 1) \rightarrow \frac{\frac{1}{2} \int_0^1 [W(t)]^2 dt - 1}{\int_0^1 [W(t)]^2 dt},$$

이때 $W(t)$ 은 brownian motion을 따르는 확률과정이다.

이제 얻은 점근적 분포를 이용하여

$H_0: \phi = 1$ vs $H_1: |\phi| < 1$ 을 검정한다.

이것이 Dickey-Fuller 단위근 검정이다.

이때 $n(\hat{\phi} - 1)$ 의 점근적 분포를 참고하여 판별한다.

i) 정상성이 없는 AR process

ii) 정상성이 있는 AR process

iii) 정상성과 추세항이 있는 AR process

이때 시계 보정나 무작위 보정나 같다.

i) 시계 보정: $z_t = z_{t-1} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim WN(0, \sigma_\varepsilon^2)$

무작위 보정: $z_t = \phi z_{t-1} + \varepsilon_t$.

ii) 시계 보정: $z_t = z_{t-1} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim WN(0, \sigma_\varepsilon^2)$

무작위 보정: $z_t = \phi z_{t-1} + \delta + \varepsilon_t$.

iii) 시계 보정: $z_t = \delta + z_{t-1} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim WN(0, \sigma_\varepsilon^2)$

무작위 보정: $z_t = \delta + \phi z_{t-1} + \beta_t + \varepsilon_t$.

위 세 가지는 데이터에 보인 특징에 따른 것이다.

• Augmented Dickey-Fuller 검정

- 기존 DF 검정에서는 AR(1)에 대해 검정하는

방법 ADF는 AR(p)에 대해 검정한다.

$$AR(p) \rightarrow (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3 - \dots - \phi_p B^p) z_t = \varepsilon_t$$

ϕ 및 ε_t 중 $\phi = \phi_1 + \phi_2 + \phi_3 + \dots + \phi_p$

$$\varepsilon_t = [\phi_{j+1} + \phi_{j+2} + \dots + \phi_p]$$

$$j = 1, 2, \dots, p-1$$

• 이라면 AR(p)는

$$[(1 - \phi B) - (\varepsilon_1 B + \varepsilon_2 B^2 + \dots + \varepsilon_{p-1} B^{p-1}) (1 - B)] z_t = \varepsilon_t$$

$$\Leftrightarrow z_t = \phi z_{t-1} + \varepsilon_1 \nabla z_{t-1} + \varepsilon_2 \nabla z_{t-2} + \dots + \varepsilon_{p-1} \nabla z_{t-p+1} + \varepsilon_t$$

으로 정리할 수 있다.

이때 $\phi = 1$ 이면 z_t 가 단위근을 가짐을 의미한다

ADF는 $\phi = 1$ 여부를 검정하며

$$z_t = \frac{(\hat{\phi} - 1)}{\hat{\sigma}_{\hat{\phi}}}, \text{ 단 } \hat{\phi} \text{ 는 MSE 추정치}$$

$$Z(\phi) = n(N\sigma)(\hat{\phi} - 1), N\sigma = (1 - \varepsilon_1 - \varepsilon_2 - \dots - \varepsilon_{p-1})^{-1}$$

세 가지 cases 모두 DF와 유사하다

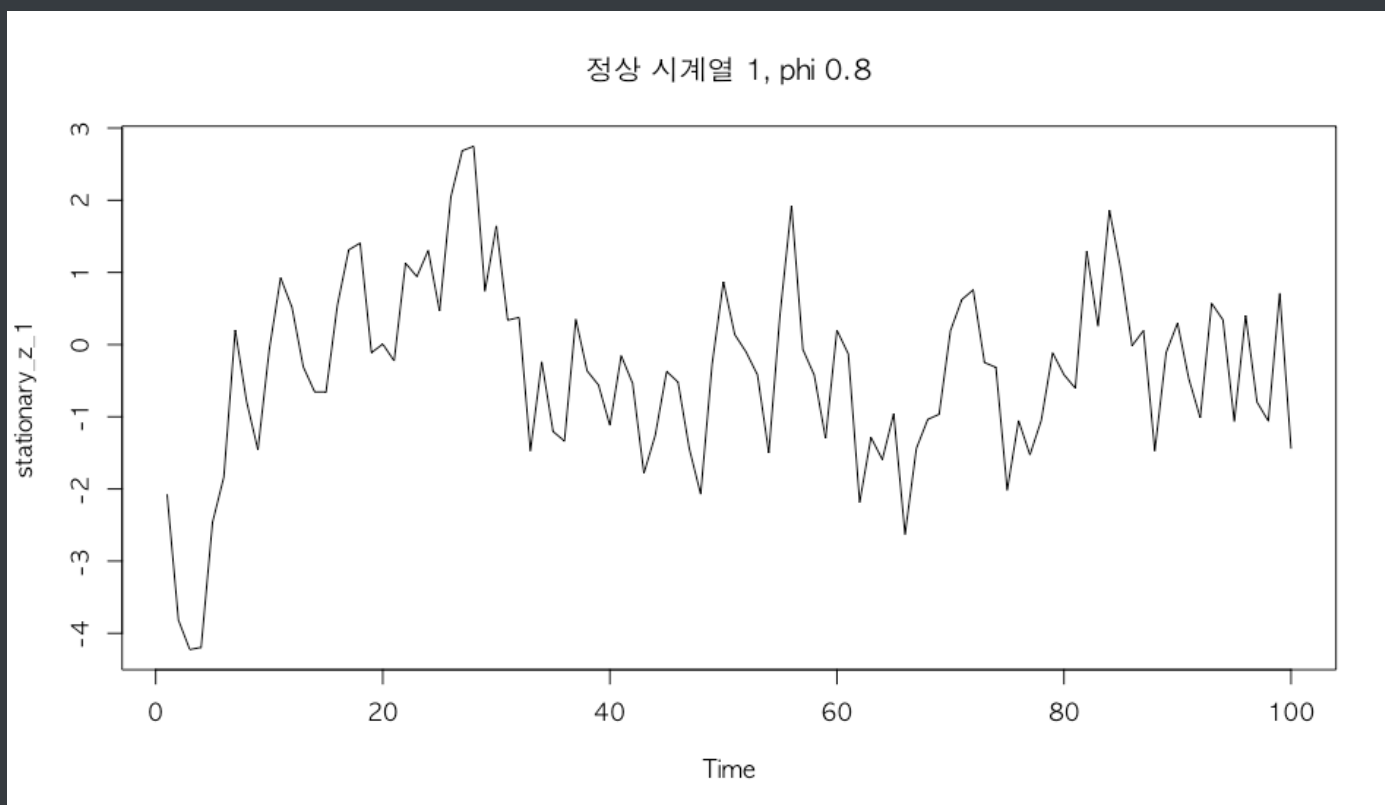
• Phillips-Perron 모형

PP는 AR 잔차항을 무인 항의

MA로 가정하여 검정한다.

이 역시 3가지 다른 경우를 가지는 모형들을 시사한다.

정상 시계열



Title:

Augmented Dickey-Fuller Test

Test Results:

PARAMETER:

Lag Order: 1

STATISTIC:

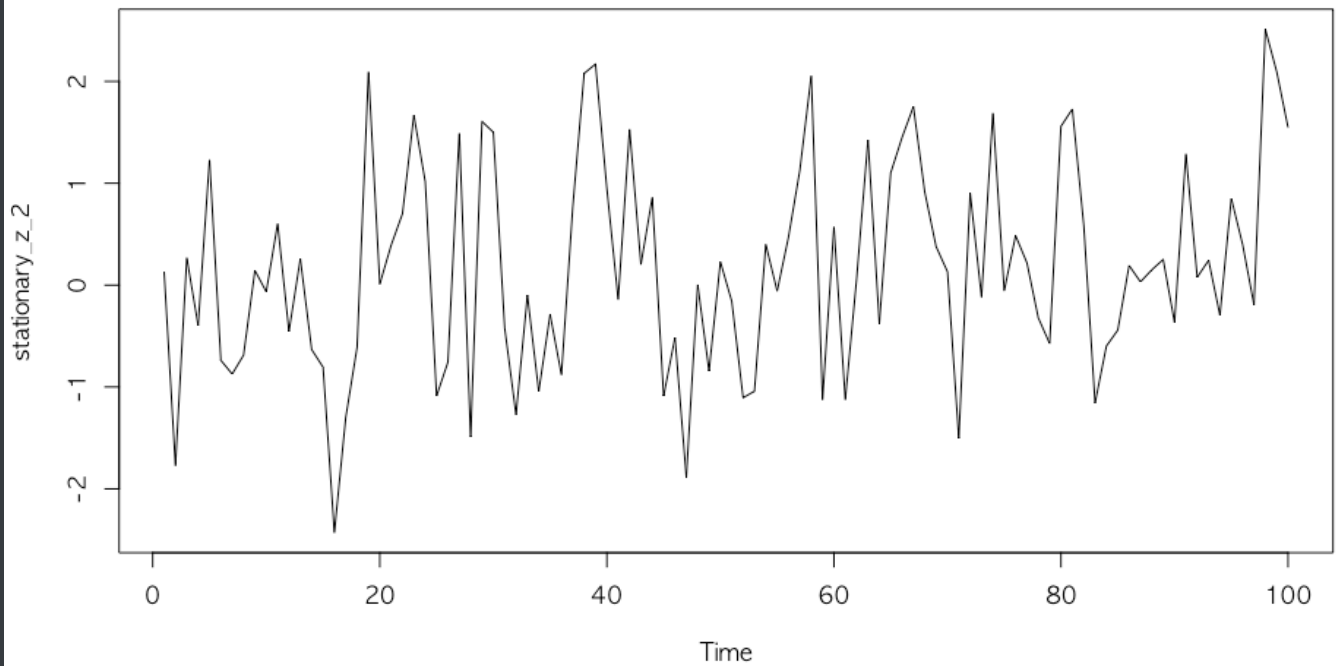
Dickey-Fuller: -3.7405

P VALUE:

0.01

귀무 가설을 기각하고 정상성 가설 채택

정상 시계열 2, phi 0.2, 0.2



Title:

Augmented Dickey-Fuller Test

Test Results:

PARAMETER:

Lag Order: 1

STATISTIC:

Dickey-Fuller: -5.8487

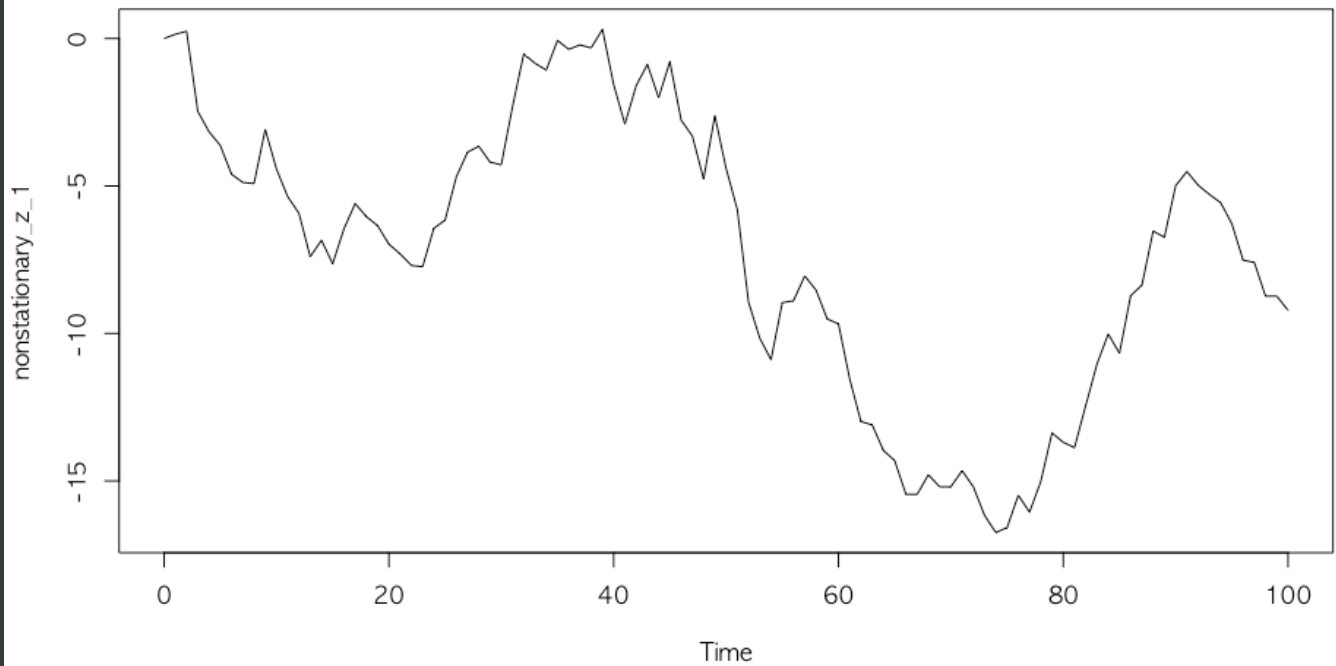
P VALUE:

0.01

마찬가지로 귀무 가설 기각

비정상 시계열

비정상 시계열 1, random walk



Title:

Augmented Dickey-Fuller Test

Test Results:

PARAMETER:

Lag Order: 1

STATISTIC:

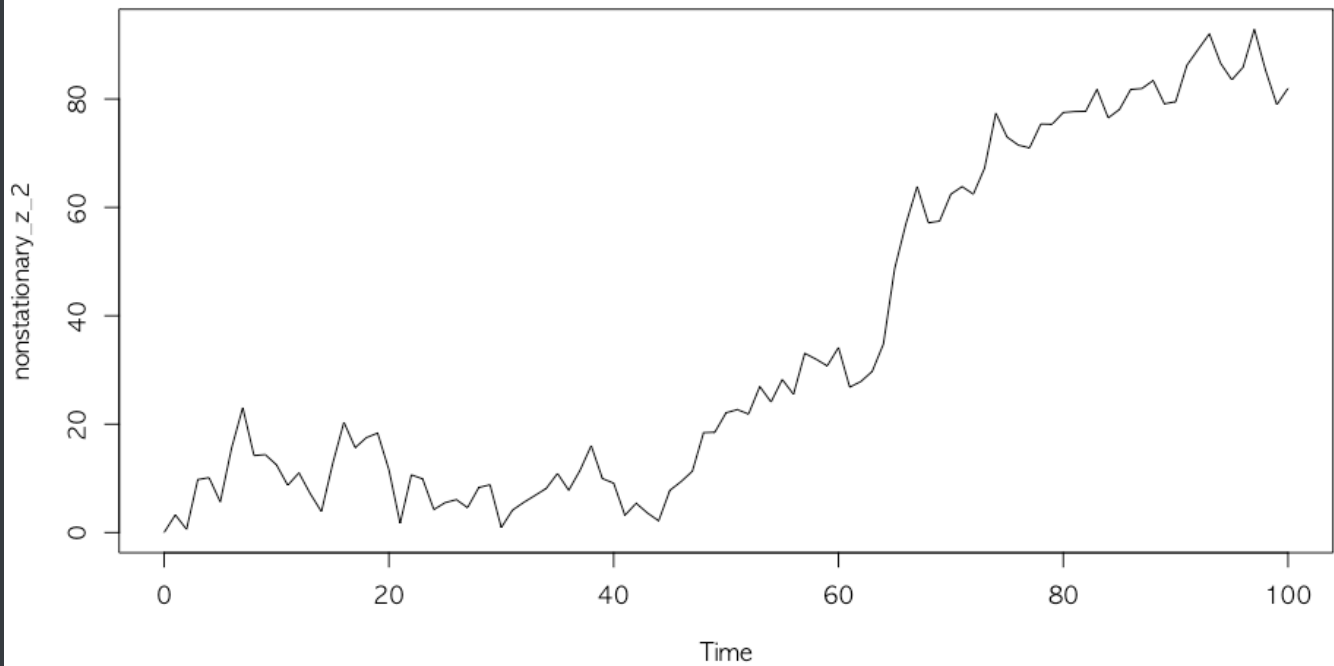
Dickey-Fuller: -1.0688

P VALUE:

0.2725

귀무 가설을 기각하지 못함. 정상 시계열이 아님

비정상 시계열 2, random walk with intercept



Title:

Augmented Dickey-Fuller Test

Test Results:

PARAMETER:

Lag Order: 1

STATISTIC:

Dickey-Fuller: 1.283

P VALUE:

0.9491

귀무 가설 기각 X. 비정상 시계열임.

Appedix, R code

```
rm(list=ls())
```

```
setwd("Workspace/2022-Fall_TimeSeriesAnalysis/")
```

```
par(family="AppleGothic")
```

Figure 7-1

```
z = scan("data/depart.txt")
```

```
dept = ts(z, start=c(1984, 1), frequency=12)
```

```
ldept=log(dept)
```

```
dif_1 = diff(ldept, lag=1)
```

```
dif_12 = diff(ldept, lag=12)
```

```
dif_112 = diff(dif_1, lag=12)
```

```
ts.plot(dept, ylab="depart", main="그림 7-1 백화점 월별 매출액")
```

```
ts.plot(ldept, ylab="ln depart", main="그림 7-2 로그 매출액")
```

```
ts.plot(dif_1, ylab="diff 1", main="그림 7-5 1차 차분된 로그 매출액")
```

```
abline(h=0)
```

```
ts.plot(dif_12, ylab="diff 12", main="계절 차분된 로그 매출액")
```

```
ts.plot(dif_112, ylab="diff 1 & 12", main="그림 7-6 계절 차분된 로그 매출액")
```

```
abline(h=0)
```

Figure 7-3

```
z = scan("data/interest.txt")
```

```
interest = ts(z, start=c(1982, 4), frequency=12)
```

```
ts.plot(interest, ylab="interest", main="그림 7-3 이자율")
```

```
abline(v=1992)
```

Figure 7-4

```
set.seed(123456)
```

```
z = ts(cumsum(rnorm(100,.01, 1)))
```

```
difz = diff(z, lag=1)
```

```
par(mfrow=c(1, 2))
```

```
ts.plot(z, ylab="z", main="Random walk")
```

```
ts.plot(difz, ylab="diff z", main="1차 차분된 Random walk")
```

```
# Figure 7.7~7.10
```

```
set.seed(16732)
```

```
par(mfrow=c(1, 2))
```

```
z = arima.sim(n=300, list(order=c(1,1,1), ar=0.8, ma=-0.5),  
rand.gen=rnorm)
```

```
# Figure 7.7
```

```
ts.plot(z, ylab="z", main="그림 7-7 ARMA(1, 1, 1) 과정의 시계열 그림")
```

```
acf(z, maxlag=24, main="그림 7-7 ARMA(1, 1, 1) 과정의 ACF")
```

```
# Figure 7.7
```

```
diff_z = diff(z, lag=1)
```

```
ts.plot(diff_z, ylab="z", main="그림 7-8 ARMA(1, 1, 1) 과정의 1차 차분한 후의  
시계열 그림")
```

```
acf(diff_z, maxlag=24, main="그림 7-8 ARMA(1, 1, 1) 과정의 1차 차분한 후의  
ACF")
```

```
# or
```

```
t = 1:300
```

```
z = rep(0, 302)
```

```
a1 = rnorm(1)
```

```
for (i in 1:300){
```

```
  a = rnorm(1)
```

```
  z[i+2] = 1.8 * z[i+1] - 0.8 * z[i] + a - 0.5 * a1
```

```
  a1 = a
```

```
}
```

```
z = z[3:302]
```

```
ts.plot(z, ylab="z",
```

```
main=expression(ARIMA(1,1,1)~~~~phi==0.8~~theta==0.5))
```

```
# Exercise
```

```
library(fUnitRoots)
```

```
par(mfrow=c(1, 1))
```



```
stationary_z_1 = arima.sim(n=100, list(order=c(1,0,0), ar=0.8))
ts.plot(stationary_z_1, main="정상 시계열 1, phi 0.8")
adfTest(stationary_z_1)

stationary_z_2 = arima.sim(n=100, list(order=c(2,0,0), ar=c(0.2, 0.2)))
ts.plot(stationary_z_2, main="정상 시계열 2, phi 0.2, 0.2")
adfTest(stationary_z_2)

nonstationary_z_1 = arima.sim(model=list(order=c(0, 1, 0)), n=100)
ts.plot(nonstationary_z_1, main="비정상 시계열 1, random walk")
adfTest(nonstationary_z_1)

nonstationary_z_2 = arima.sim(model=list(order=c(0, 1, 0)), n=100,
mean=1,sd=5)
ts.plot(nonstationary_z_2, main="비정상 시계열 2, random walk with
intercept")
adfTest(nonstationary_z_2)
```

Appendix, Python code

```
In [1]: import math
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
plt.rc('font', family='AppleGothic')
plt.rcParams['axes.unicode_minus'] = False
```

```
In [4]: # Example 7-1
z = []

with open('../data/depart.txt') as f:
    for line in f.readlines():
        for elem in line.rstrip().split(" "):
            if len(elem):
                z.append(float(elem))

index = pd.date_range(start="1984", periods=len(z), freq="MS")
data = pd.Series(z, index)

fig, ax = plt.subplots(figsize=(7, 5))
ax.plot(data, 'black')
ax.set_xlabel("time")
ax.set_ylabel("depart")
ax.set_title("그림 7-1 백화점 월별 매출액")
plt.show()
```



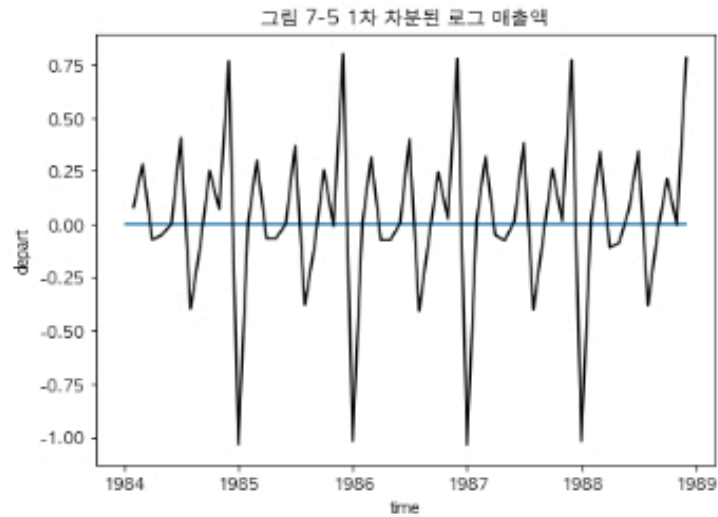
```
In [5]: ldep = np.log(data)

fig, ax = plt.subplots(figsize=(7, 5))
ax.plot(ldep, 'black')
ax.set_xlabel("time")
ax.set_ylabel("depart")
ax.set_title("그림 7-2 로그 매출액")
plt.show()
```



```
In [9]: dif_1 = ldep.diff(periods=1)

fig, ax = plt.subplots(figsize=(7, 5))
ax.plot(dif_1, 'black')
ax.hlines(0, dif_1.index.min(), dif_1.index.max())
ax.set_xlabel("time")
ax.set_ylabel("depart")
ax.set_title("그림 7-5 1차 차분된 로그 매출액")
plt.show()
```



```
In [11]: dif_12 = ldep.diff(periods=12)

fig, ax = plt.subplots(figsize=(7, 5))
ax.plot(dif_12, 'black')
ax.set_xlabel("time")
ax.set_ylabel("depart")
ax.set_title("그림 7-5 계절 차분된 로그 매출액")
plt.show()
```



```
In [15]: dif_112 = dif_1.diff(periods=12)
dif_112 = dif_112.dropna()

fig, ax = plt.subplots(figsize=(7, 5))
ax.plot(dif_112, 'black')
ax.hlines(0, dif_112.index.min(), dif_112.index.max())
ax.set_xlabel("time")
ax.set_ylabel("depart")
ax.set_title("그림 7-6 계절 차분된 로그 매출액")
plt.show()
```



```

In [19]: # Example 7-3
z = []

with open('../data/interest.txt') as f:
    for line in f.readlines():
        for elem in line.rstrip().split(" "):
            if len(elem):
                z.append(float(elem))

index = pd.date_range(start="1982", periods=len(z), freq="MS")
data = pd.Series(z, index)

fig, ax = plt.subplots(figsize=(7, 5))
ax.plot(data, 'black')
ax.vlines(pd.to_datetime("1992-01-01"), 10, 20)
ax.set_xlabel("time")
ax.set_ylabel("interest")
ax.set_title("그림 7-3 이자율")
plt.show()

```



```

In [30]: # Figure 7-4

np.random.seed(123456)

z = np.cumsum(np.random.normal(0.01, 1, (100)))

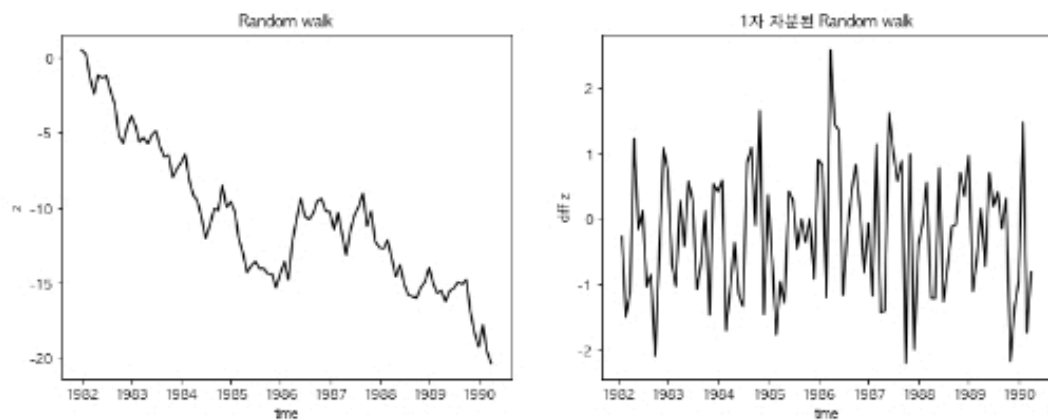
index = pd.date_range(start="1982", periods=len(z), freq="MS")
data = pd.Series(z, index)

fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(1, 2, figsize=(14, 5))
ax1.plot(data, 'black')
ax1.set_title("Random walk")
ax1.set_xlabel("time")
ax1.set_ylabel("z")

ax2.plot(data.diff(1), 'black')
ax2.set_title("1차 차분된 Random walk")
ax2.set_xlabel("time")
ax2.set_ylabel("diff z")

plt.show()

```




```

In [36]: # Figure 7-7 ~ 7-10
np.random.seed(123456)

z = np.zeros(302)
a1 = np.random.normal()

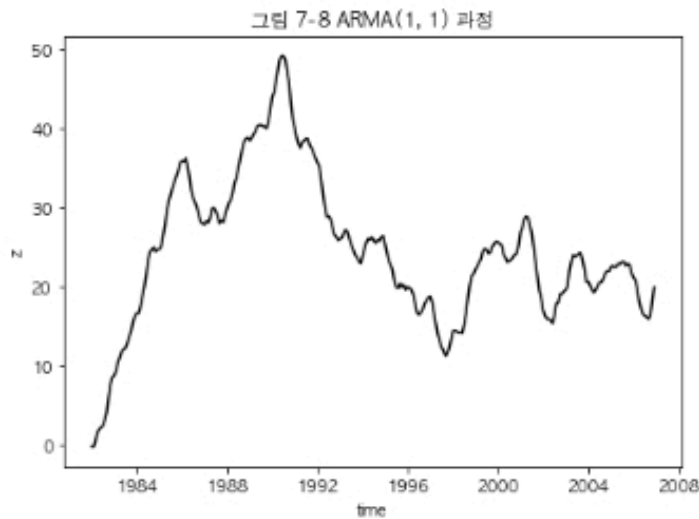
for i in range(300):
    a = np.random.normal()
    z[i+2] = 1.8 * z[i+1] - 0.8 * z[i] - 0.5 * a1
    a1 = a

z = z[2:]

index = pd.date_range(start="1982", periods=len(z), freq="MS")
data = pd.Series(z, index)

fig, ax = plt.subplots(figsize=(7, 5))
ax.plot(data, 'black')
ax.set_xlabel("time")
ax.set_ylabel("z")
ax.set_title("그림 7-8 ARMA(1, 1) 과정")
plt.show()

```



In []:

In []: