서울시 아파트 실거래 가격 지수 예측

고영희

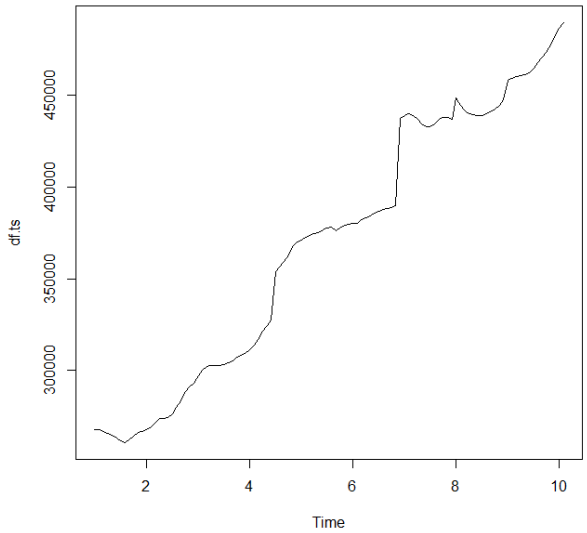
1. Box-Jenkins 의 모형 식별

1) 시계열 자료 특징 파악

: 시계열 그림을 통해 시계열 패턴과 추세성, 계절성, 이상점, 정상성 여부 등 판단.

```
> df<-read.csv('apartment_price.csv')
> colnames(df)<-c('year','month','price')
> head(df)
> df.ts<-ts(data=df$price,frequency = 12, start=c(2006,01))
> plot(df.ts)
```

Output]



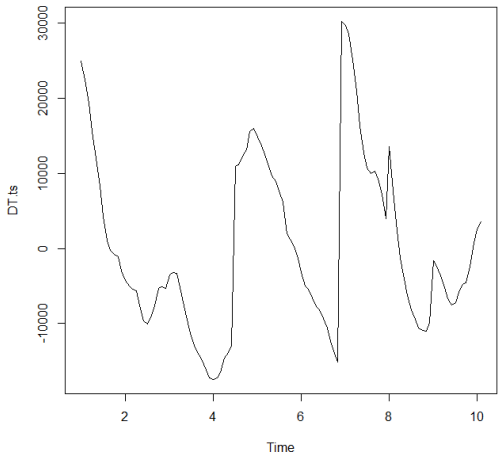
✓ 시간에 따라 점차 증가하는 추세를 보이며 계절성은 보이지 않는다.

✓ 이상점은 존재하지 않으며 시간에 따라 평균값이 증가하므로 비정상 시계열이다.

2) 추세 제거

```
> x<-time(df.ts)
> DT2<-lm(df.ts~x+I(x^2))$residuals
> lines(lowess(DT2),col="blue")
> DT.ts<-ts(DT2,start=start(df.ts),frequency = 12)
> plot(DT.ts)
```

Output]



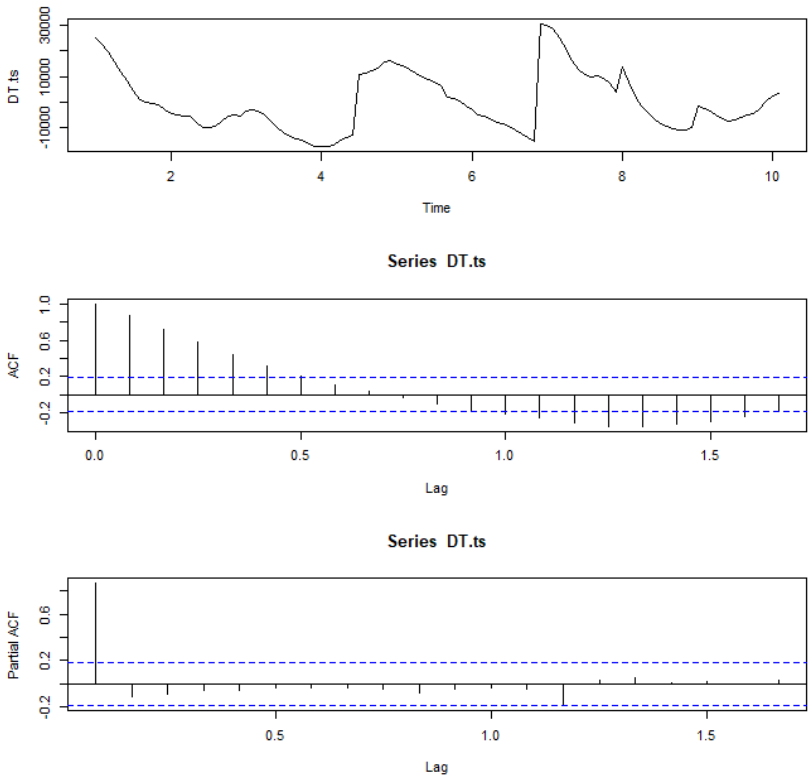
✓ 과제5에 따라 2차항까지 사용해 추세 제거를 진행한다.

✓ 회귀분석을 통해 추세제거를 시행했지만, 시간에 따른 진폭(분산)이 달라져 여전히 비정상 시계열이라고 할 수 있다.

3) 차분 차수 결정

```
> par(mfrow=c(3,1))
> plot(DT.ts)
> acf(DT.ts)
> pacf(DT.ts)
> adf.test(DT.ts)
```

Output]




```
        Augmented Dickey-Fuller Test

data:  DT.ts
Dickey-Fuller = -3.2946, Lag order = 4, p-value = 0.0757
alternative hypothesis: stationary
```

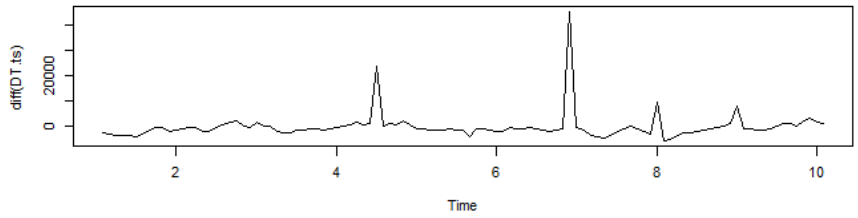
- ✓ SACF가 완만하게 줄어들어 차분이 필요한 비정상 시계열임을 알 수 있다.
- ✓ 추가적으로 adf test를 통해 객관적으로 차분이 필요한 지를 검정해보면, p-value가 0.08로 큰 값을 가져 유의수준 0.05 하에서 귀무가설을 채택한다.
- ✓ 귀무가설 (H0) : 단위근 존재 ⇔ 차분 필요 ⇔ 비정상 시계열
- ✓ 따라서 추세제거 한 데이터도 확률적 추세가 존재하는 비정상 시계열이므로 차분을 해야만 한다.

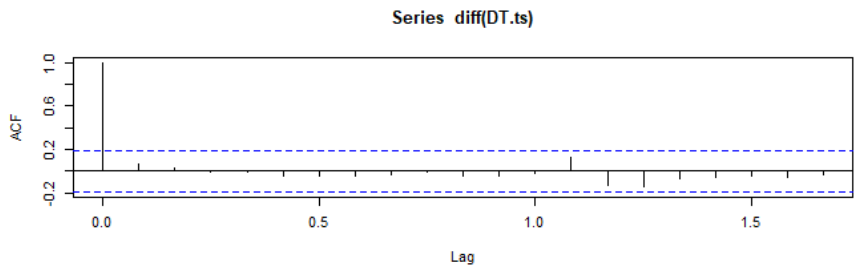
4) 차분시행

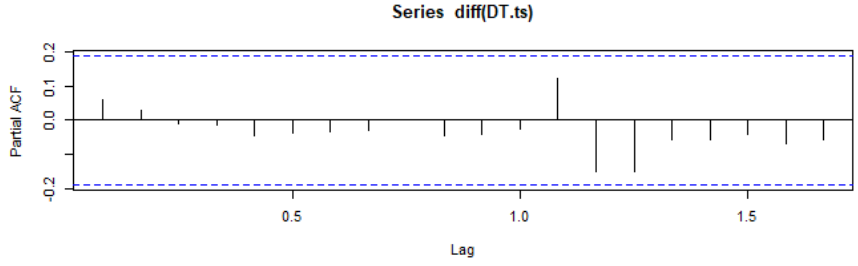
```
> kpss.test(diff(DT.ts))

> par(mfrow=c(3,1))
> plot(diff(DT.ts))
> acf(diff(DT.ts))
> pacf(diff(DT.ts))
```

Output]

```
        KPSS Test for Level Stationarity

data:  diff(DT.ts)
KPSS Level = 0.10439, Truncation lag parameter = 4, p-value = 0.1
```







- ✓ 1차 차분한 데이터를 kpss 단위근 검정을 통해 보인 결과, p-value는 0.05보다 커 귀무가설을 채택한다. 따라서 차분차수는 1로 지정한다.
- ✓ 귀무가설(H0) : $\tau^2 = 0 \Leftrightarrow$ 차분 필요 없음.

- ✓ 1차 차분한 데이터의 ACF 및 PACF 를 통해 파악한 결과, ACF와 PACF는 모두 지수적으로 감소하는 모습을 볼 수 있다.
- ✓ 따라서 ACF와 PACF가 모두 Tails off한 형태인 ARMA모형을 선택한다.

2. 모형의 추정

1) 모수 추정

```
> ma1<-Arima(DT.ts,order=c(0,1,1),include.mean = TRUE,include.drift=TRUE)
> ar1<-Arima(DT.ts,order=c(1,1,0),include.mean = TRUE,include.drift=TRUE)
> arma11<-Arima(DT.ts,order=c(1,1,1),include.mean = TRUE,include.drift=TRUE)

> arma11
```

Output]

```
Series: DT.ts   ARIMA(1,1,1) with drift

Coefficients:
          ar1      ma1     drift
       0.9174  -1.0000  -82.3364
s.e.   0.0471   0.0244  150.8145

sigma^2 estimated as 28985695:  log likelihood=-1090.45
AIC=2188.9   AICc=2189.28   BIC=2199.66
```

- ✓ 앞서 그린 ACF, PACF 그림을 통해 ARMA 모형과 함께 MA(1) 모형과 AR(1) 모형까지 적합 시킨다.
- ✓ 이때 적합 방법은 R의 디폴트 값인 "CSS-ML"을 사용하고 이는 최대 우도 추정을 이용하되, 초기값은 조건부 최소 제곱 값을 사용해 적합한다.
- ✓ Ma1의 AIC값은 2189.22, ar1은 2189.2, arma11은 2188.9 값이 도출되었기 때문에 AIC값이 가장 작은 arma11모형을 택한다.

2) 과적합 모형 파악하기

```
> arma12<-Arima(DT.ts,order=c(1,1,2),include.mean = TRUE,include.drift=TRUE)
> arma21<-Arima(DT.ts,order=c(2,1,1),include.mean = TRUE,include.drift=TRUE)
> arma12 ; arma21
```

Output]

Series: DT.ts **ARIMA(1,1,2)** with drift

Coefficients:

	ar1	ma1	ma2	drift
	0.8958	-0.8975	-0.1025	-69.7302
s.e.	0.0554	0.1004	0.0973	137.9625

sigma^2 estimated as 28913306: log likelihood=-1089.9

AIC=2189.79 AICc=2190.37 BIC=2203.25

Series: DT.ts **ARIMA(2,1,1)** with drift

Coefficients:

	ar1	ar2	ma1	drift
	1.0129	-0.1116	-1.0000	-65.7928
s.e.	0.0950	0.0967	0.0252	134.1883

sigma^2 estimated as 28839256: log likelihood=-1089.79

AIC=2189.58 AICc=2190.16 BIC=2203.03

- ✓ ARIMA(1,1,1) 보다 MA차수가 하나 더 많은 ARIMA(1,1,2) 모형은 새롭게 추가된 ma2계수의 유의성을 파악한다.
- ✓ |-0.1025| < 0.0973*2 (=0.1946) 이므로 새로운 ma2계수는 유의하지 않다.
- ✓ ARIMA(1,1,1) 보다 AR차수가 하나 더 많은 ARIMA(2,1,1) 모형은 새롭게 추가된 ar2 계수의 유의성을 파악한다.
- ✓ |-0.1116| < 0.0967*2 (=0.1934) 이므로 새로운 ar2계수는 유의하지 않다.
- ✓ 따라서 과적합을 방지하기 위해 ARIMA(1,1,1) 모형식을 선택한다.

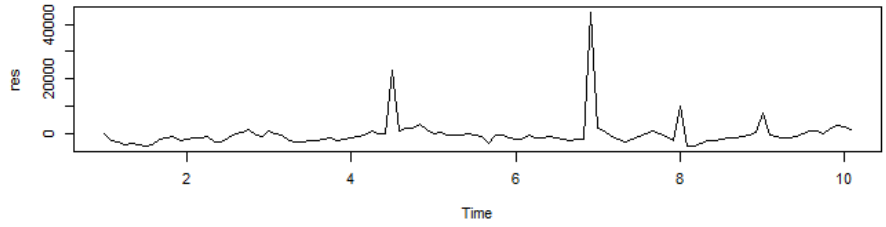
✓ 최종 선택된 모형식은 $\nabla x = x_t - x_{t-1} \sim ARMA(1,1)$ 이다.

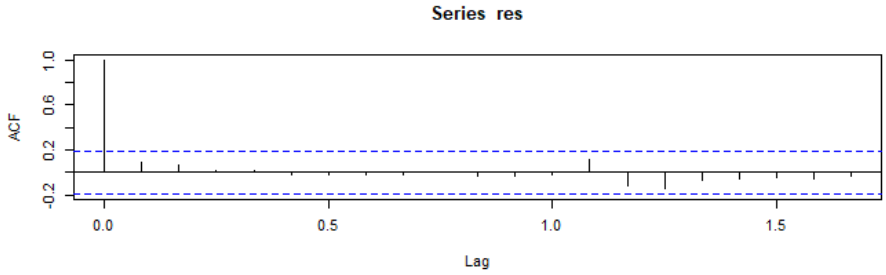
3. 모형 진단

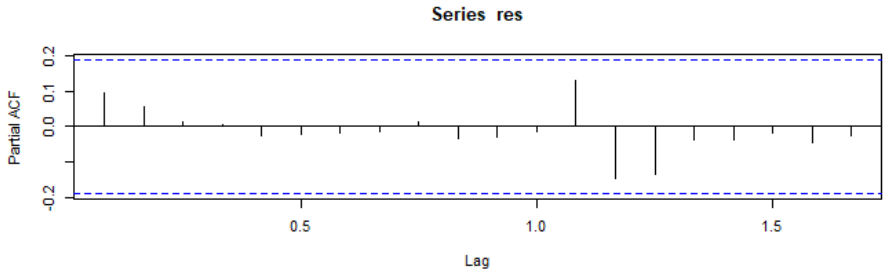
1) 잔차 분석

```
> res<-residuals(arma11)
> par(mfrow=c(3,1))
> plot(res)
> acf(res)
> pacf(res)

> Box.test(res,lag=10,type="Ljung-Box",fitdf=2)
```

Output]








```
Box-Ljung test
data:  res
X-squared = 1.9654, df = 8, p-value = 0.9821
```

- ✓ 시계열 그림에서 몇 이상치를 제외하고 0에 가까운 값이므로 정상성 시계열임을 파악할 수 있다.
- ✓ ACF 그림에서 lag>=1 일 때 모든 acf값이 0이고, PACF 그림에서 모든 lag에 대해 값이 0이므로 적합된 ARIMA(1,1,1) 모형의 가정에는 문제가 없다.
- ✓ 객관적인 검정을 위해 Box.test를 통해 화이트 노이즈 검정을 진행한 결과, p-value는 0.9로 매우 커서 귀무가설 채택. 즉 $\rho_1 = \rho_2 = \ldots = \rho_{10} = 0$, 모든 시차에서의 자기상관함수는 0이고 잔차는 White Noise를 따른다고 볼 수 있다. 따라서 ARIMA(1,1,1) 모형은 잘 적합된 모형이라고 말할 수 있다.

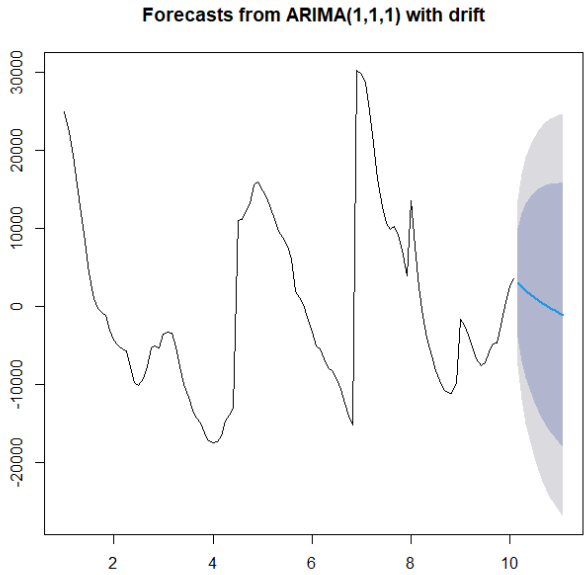
4. 예측

1) 잔차 분석

```
> forecast(arma11,h=12)
> plot(forecast(arma11,h=12))
```

Output]

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
Mar 10	3039.7736	-3885.861	9965.408	-7552.07	13631.62
Apr 10	2526.7037	-6906.715	11960.122	-11900.46	16953.87
May 10	2049.2301	-9091.680	13190.141	-14989.32	19087.78
Jun 10	1604.4112	-10814.922	14023.745	-17389.32	20598.14
Jul 10	1189.5483	-12230.483	14609.579	-19334.62	21713.71
Aug 10	802.1658	-13421.945	15026.276	-20951.73	22556.07
Sep 10	439.9928	-14441.557	15321.543	-22319.37	23199.36
Oct 10	100.9458	-15324.924	15526.815	-23490.89	23692.78
Nov 10	-216.8863	-16097.742	15663.970	-24504.56	24070.79
Dec 10	-515.2567	-16779.329	15748.816	-25389.01	24358.50
Jan 11	-795.7738	-17384.643	15793.096	-26166.26	24574.71
Feb 11	-1059.9130	-17925.535	15805.709	-26853.66	24733.83



- ✓ Forecast 함수를 통해 예측한 값을 보면, 점차 감소하는 모습을 볼 수 있다. 이는 앞서 첫 과정에서 추세를 제거했기 때문에 가격이 하락하는 것을 볼 수 있다.
- ✓ 증가 추세를 제거하고 한 번 차분한 정상 시계열은 증가와 하락이 반복되는 순환성을 가졌고, 2021년 2월 이후 미래의 값에 대해서는 하락하는 주기를 맞을 것을 예측하였다.
- ✓ 하지만 이 때 예측한 자료는 원 데이터를 변형한 정상 시계열 자료이고, 실제 데이터는 정상 시계열과 증가 추세가 합쳐진 데이터이기 때문에 실제 서울시 아파트 실거래 가격 지수는 시간에 따라 증가할 것으로 예상할 수 있다.