

## 지수이동평균법(Exponential Moving Average)

과거일정기간 데이터의 가중평균으로 미래예측

- : 최근 데이터는 높은 가중치를 주어 많이 반영하고 오래전 데이터는 가중치를 낮게 줌
- → 직관적인 방법으로 널리 사용되는편이며 바로 다음시점에 대한 예측은 예측력이 비교적 높음

#### HoltWinters함수를 사용

1. 가장최근데이터에 대한 가중치(alpha=0.2)를 지정하는 경우

모델링: expma1 <- HoltWinters(data, alpha = 0.2, beta=FALSE, gamma=FALSE)

예측: forecast(expma1, h=12)

2. 가장최근데이터에 대한 가중치를 정하지 않고 자동으로 산출

모델링: expma2 <- HoltWinters(data, beta=FALSE, gamma=FALSE)

예측: forecast(expma2, h=12)

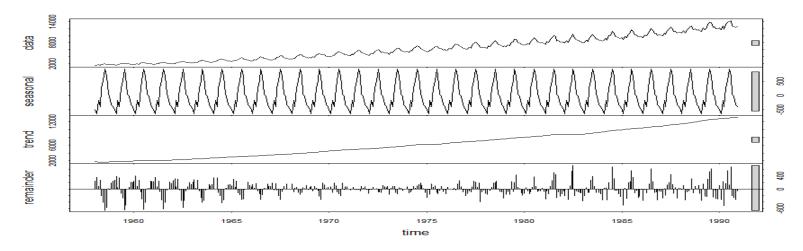
Trend 및 Seasonality를 고려하지 않으므로 2개이상을 예측하더라도 같은 예측치가 반복

FAST CAMPUS ONLINE



# 시계열분해법(Holt-Winters, STL)

시계열을 Trend/Seasonal로 분해하여 각각을 예측하여 결합하여 예측



1. Holt-Winters 방법

모델링: example1 <- hw(data)

예측: forecast(example1, h=12)

2. STL 방법

모델링: example2 <- stl(data, s.window = "per")

예측: forecast(example2, h=12)

FAST CAMPUS ONLINE



### ARIMA모형

시계열을 차분하여 정상성을 가지게 한 다음, 자기상관(AR)변수 및 백색잡음변수(MA)를 사용하여 시계열을 설명할 수 있는 모델을 산출  $\rightarrow$  AR(p) + MA(q) + differencing(d) = ARIMA(AR integrated MA)

1. x변수(covariates)가 없을때

모델링: example1 <- auto.arima(data)

예측: forecast(example1, h=12)

2. x변수를 사용할때

모델링: example2 <- example1 <- auto.arima(data, xreg = x변수)

\* xreg에 입력되는 데이터는 data와 길이가 같은 data.frame 형식이어야 함

예측: forecast(example2, xreg)

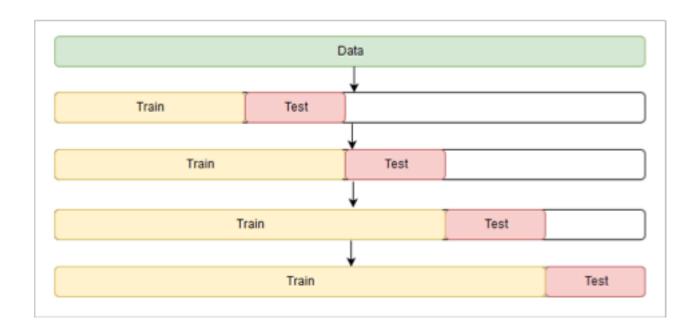


FAST CAMPUS ONLINE

### '예측모형의 성능 : Cross Validation for Forecasting (시계열예측)

#### 시계열 cross validation 방법

- 1. 데이터에서 정해진 크기의 test set을 추출
- 2. Test set 이전 데이터를 training set으로 정하고 예측모델링 진행
- 3. 예측결과를 test set과 비교, 검증
- 4. 1,2,3을 다른 시간대별로 수행







#### 예측모형의 성능

#### 모형성능 및 예측정확도 측정

$$ext{MSE} = rac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \widehat{Y}_i)^2$$
 MSE가 낮은 모형이 설명력이 높음(fitting)

MAPE = 
$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \frac{|Y_i - \widehat{Y}_i|}{|Y_i|}$$
 MAPE가 낮은 모형이 정확도가 우수(forecasting)  $\rightarrow$  1-MAPE = 정확도

분모: 실측치

분자: 실측치와 예측치의 차이

# 정확도 = 1- MAPE

mean( 100 -100 \* abs( ("실제값"- "예측값) / "실제값" ) )

FAST CAMPUS ONLINE

