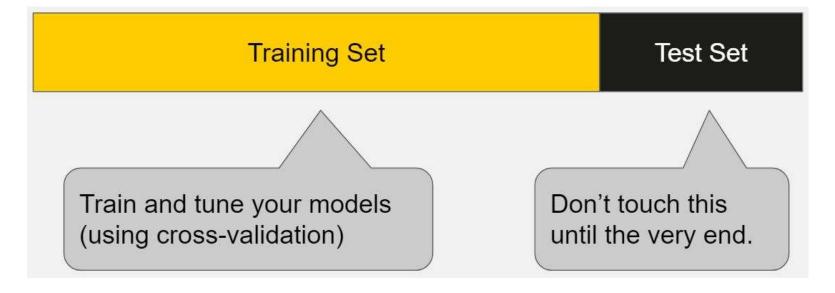


예측모형구현(Training 또는 fitting)

모델링(또는 Training)을 위해서 Training data와 Test data로 구분

1. Training data : 예측모형 구현용 데이터(Fit)

2. Test data : 구현된 모형의 성능을 테스트(Accuracy)





^I예측모형의 성능

모형성능 및 예측정확도 측정

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

$$\mathsf{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\left| Y_i - \widehat{Y}_i \right|}{Y_i} \qquad \begin{array}{l} \mathsf{MAPE} \\ \mathsf{T} \\ \mathsf{MAPE} \\ \mathsf{T} \\ \mathsf{MAPE} \\ \mathsf{T} \\ \mathsf{T} \\ \mathsf{T} \\ \mathsf{MAPE} \\ \mathsf{T} \\ \mathsf{$$

분자: 실측치와 예측치의 차이

정확도 = 1- MAPE

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



예측모형의 성능 : Cross Validation for Prediction (회귀분석 및 지도학습)

k-fold cross validation 순서

- 1. 데이터에서 정해진 크기의 test set을 랜덤하게 추출
- 2. 추출한 나머지를 training set으로 정하고 모델링 진행
- 3. 결과 모델을 추출한 test set으로 검증
- 4. 1,2,3을 k번 반복 단, test set들은 서로 exclusive

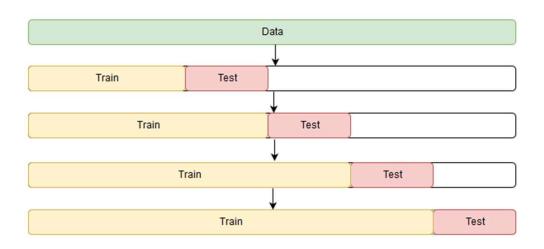




^I예측모형의 성능 : Cross Validation for Forecasting (시계열예측)

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





「예측모형구현 : 시계열 Forecasting Step

1. 데이터준비

- 1.1 데이터요건정의: 활용가능데이터/예측기간/단위(일,월,분기) 등
- 1.2 대상시계열외 기타 연관정보/데이터조사 및 확보
- 1.3 모델링이 가능한 구조로 정제

2. 모델링

- 2.1 방법론별 모델 Training 및 예측 (Training Set)
- 2.2 퍼포먼스측정/비교(Test Set)

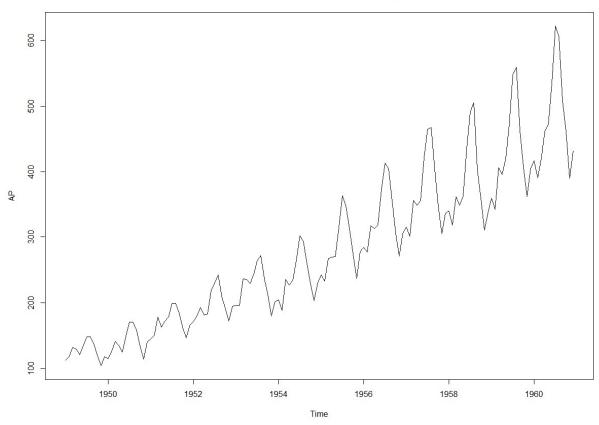
3. 모형구축

- 2.1 튜닝을 통한 예측력증대
- 2.2 최종모형구축 및 리포팅



l 시계열예측 : AirPassenger 데이터

PanAm International Airline Passengers





「이동평균(Moving Average) 예측

수행순서

- 1. 데이터를 모형을 위한 Modeling(Training) data와 test data로 구분
- 2. 예측모형들로 각각 예측을 수행
- 3. 정확도를 산출하여 성능측정

Modeling set & Test set 만들기

AP_ms <- AP[1:132] # modeling set AP_ts <- AP[133:144] # test set : 향후 12개월을 예측한 결과와 비교 y <- ts(AP_ms, frequency=12) # modeling set을 시계열로 변환

Exponential Moving Average 로 예측

fit <- HoltWinters(y, beta=FALSE, gamma=FALSE) # Exp.MA모형을 learning fc <- forecast(fit, h=12) # learning시킨 모형으로 12개월 예측수행 plot(fc, main = "Exponential Moving Average Forecasts") # 예측결과 plot

정확도(1-MAPE) 측정

mean(100-100*abs(as.numeric(fc\$mean)-as.numeric(AP_ts))/as.numeric(AP_ts))



HoltWinters 예측

HoltWinters 함수

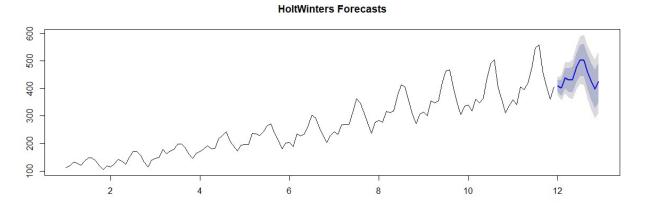
```
fit <- HoltWinters(y)
fc <- forecast(fit, h=12) # Forecasting 12 months ahead
plot(fc, main = "Exponential Moving Average Forecasts")</pre>
```

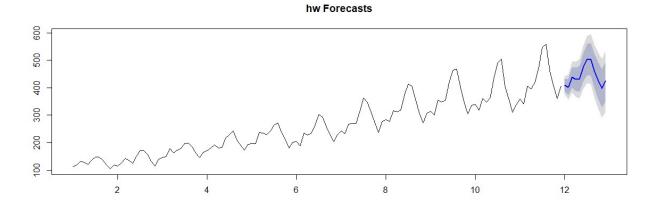
hw 함수

```
fit <- hw(y)
fc <- forecast(fit, h=12)
plot(fc, main = "Holt-Winters Forecasts")</pre>
```



l HoltWinters vs hw 예측







「Holt-Winters 모형 : "hw" 함수 (forecast package)

hw(y, h = 2 * frequency(x), seasonal = c("additive", "multiplicative"), damped = FALSE, level = c(80, 95), fan = FALSE, initial = c("optimal", "simple"), exponential = FALSE, alpha = NULL, beta = NULL, gamma = NULL, phi = NULL, lambda = NULL, biasadj = FALSE, x = y, ...)

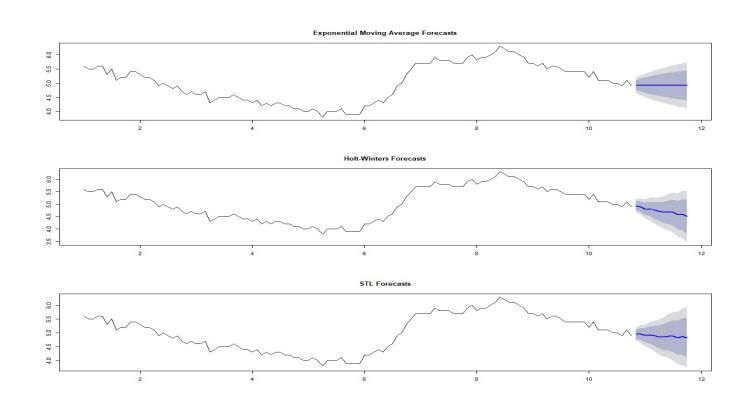
- 1. y = ts object(ts함수로 변환된 시계열데이터), frequency < 25
- 2. h = 예측기간
- 3. level = c(80, 95) : 예측신뢰구간 (80%, 95%)
- 4. initial = c("optimal", "simple") : 최적화알고리즘 initial value
- 5. exponential = FALSE : True이면 exponential trend, FALSE는 linear trend
- 6. alpha, beta, gamma = level, trend, seasonal 파라미터
- 7. lambda = Box-Cox Transformation 파라미터

% "HoltWinters" vs "hw"

파라미터(alpha, beta, gamma)추정 알고리즘이 상이(MSE vs MLE)

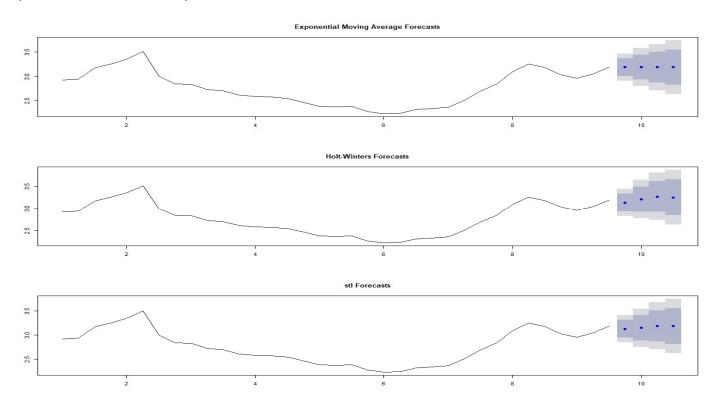


^I시계열예측 : 미국실업률 데이터 Exponential MA, Holt-Winters, STL





^I시계열예측 : 분기별 환율데이터(NZ) Exponential MA, Holt-Winters, STL





시계열예측 : Goldman Sachs 주가데이터 Exponential MA, Holt-Winters, STL

