



## 사물년네(jar)와함께하는 박네이터

## 빅데이터 회귀 분석

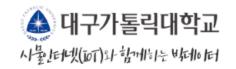
3 빅데이터 회귀 분석 심화

최적의 모델 선택

Scikit Learn 다항식 회귀 모델

학습 곡선



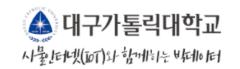




## 1) 최적의 모델 선택하기

"모델의 성과 개선 방법"

1	더 복잡하거나 더 유연한 모델 사용
2	덜 복잡하거나 덜 유연한 모델 사용
3	더 많은 훈련 표본 수집
4	각 표본에 특징을 추가하기 위해 더 많은 데이터 수집





### 1) 최적의 모델 선택하기

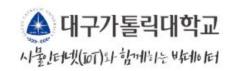
"모델의 성과 개선 방법"

예상했던 결과가 나오지 않을 수도 있다.

더 복잡하고, 더 많은 데이터를 사용해도 정확하지 않을 수 있다.

최소의 노력으로 최대의 개선을 끌어낼 수 있어야 한다.

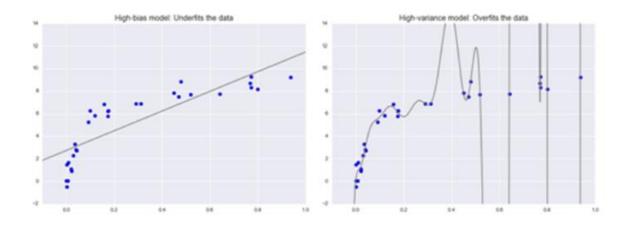






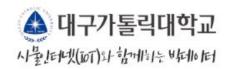
## 1) 최적의 모델 선택하기

"편향-분산 트레이드 오프"



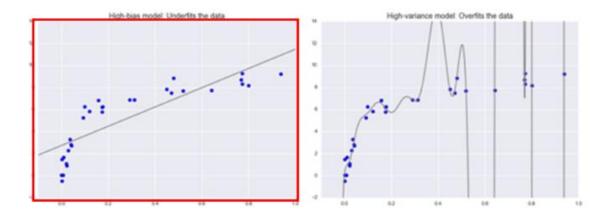
서로 다른 방식으로 인해 결과 실패 초래





## 1) 최적의 모델 선택하기

"편향-분산 트레이드 오프"

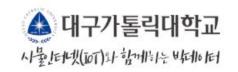


데이터가 직선보다 복잡하게 변동하므로

선형 모델로는 데이터 세트 설명 불가

모델이 고편향되었음

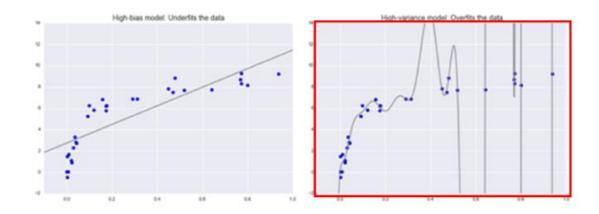






## 1) 최적의 모델 선택하기

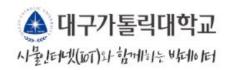
"편향-분산 트레이드 오프"



기존 훈련 데이터에 대해서만 적합할 가능성이 높음

모델이 고분산을 가지고 있음

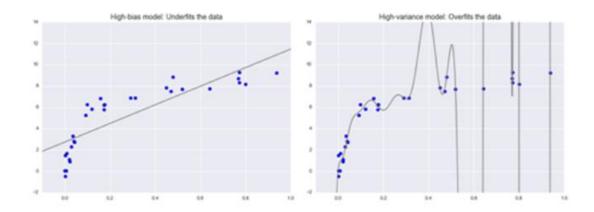






## 1) 최적의 모델 선택하기

"편향-분산 트레이드 오프"

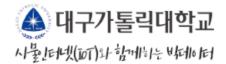


예상했던 결과가 나오지 않을 수도 있다.

더 복잡하고, 더 많은 데이터를 사용해도 정확하지 않을 수 있다.

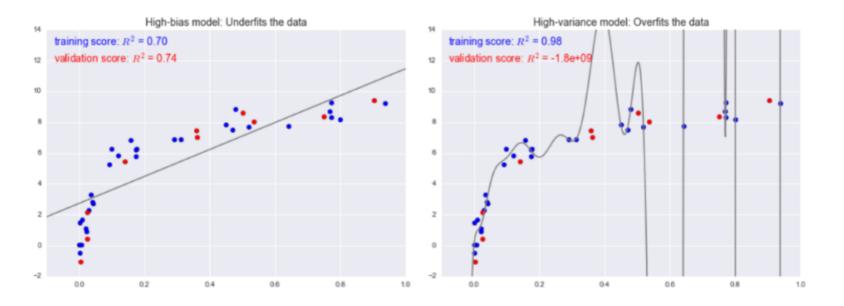
최소의 노력으로 최대의 개선을 끌어낼 수 있어야 한다.





## 1) 최적의 모델 선택하기

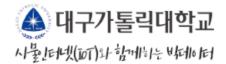
"편향-분산트레이드오프"



 $R^2$  값: 결정 계수, 회귀 모델의 정확도 표현

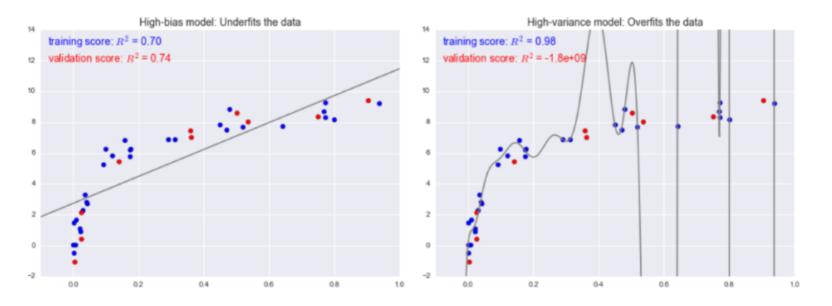
결정 계수 1: 완벽 일치, 결정 계수 0: 단순 평균을 구하는 수준





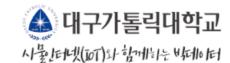
## 1) 최적의 모델 선택하기

"편향-분산 트레이드 오프"



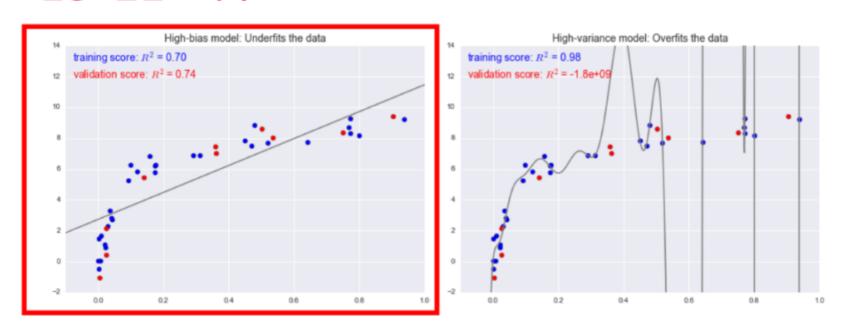
검정:데이터에 대한 모델의 정확도를 측정하는 과정





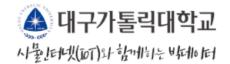
## 1) 최적의 모델 선택하기

"편향-분산 트레이드 오프"



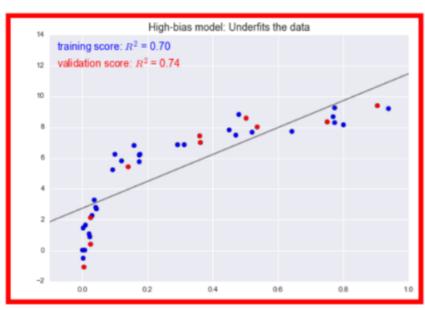
고편향 모델 : 검정 표본에서의 모델 성능이 훈련 표본에서의 성능과 유사





## 1) 최적의 모델 선택하기

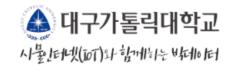
"편향-분산 트레이드 오프"





고편향 모델 : 검정 표본에서의 모델 성능이 훈련 표본에서의 성능과 유사

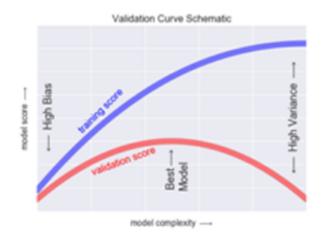
고분산 모델 : 훈련 표본에서는 모델 성능이 우수하지만 검정 표본에서는 성능 저하



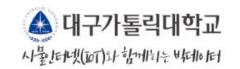


## 1) 최적의 모델 선택하기

- "편향-분산 트레이드 오프"
- 모델의 복잡도를 조정할 수 있을 때



고편향과 고분산이 절충되어 검정 점수가 가장 높은 정도의 모델 복잡도가 나오는 것이 바람직함





## 2) 다항식 회귀 모델

1차 선형 회귀 모델

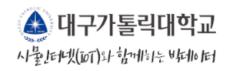
$$y = ax + b$$

3차 다항식 회귀 모델

$$y = ax^3 + bx^2 + cx + d$$

다항식의 차수가 높아질수록 모델의 복잡도가 높아짐





## 2) 다항식 회귀 모델

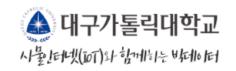
"파이프 라인"

• 전처리 프로그램과 선형 회귀 모델을 묶어주는 프로그램

from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures from sklearn.linear\_model import LinearRegression from sklearn.pipeline import make\_pipeline

def PolynomialRegression(degree=2, \*\*kwargs): return make\_pipeline(PolynomialFeatures(degree), LinearRegression(\*\*kwargs))







## 2) 다항식 회귀 모델

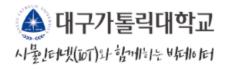
"데이터 생성"

```
import numpy as np
```

```
def make_data(N, err=1.0, rseed=1):
  rng = np.random.RandomState(rseed)
  X = rng.rand(N) ** 2
  y = 10 - 1. / (X + 0.1)
  if err > 0:
    y += err * rng.randn(N)
    return X, y
```

 $X, y = make_data(40)$ 



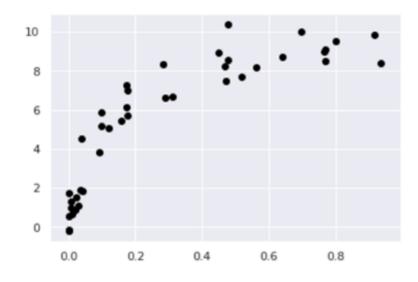


## 2) 다항식 회귀 모델

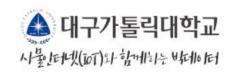
"데이터 시각화"

 %matplotlib inline import matplotlib.pyplot as plt import seaborn; seaborn.set()

X\_test = np.linspace(-0.1, 1.1, 500) plt.scatter(X, y, color='black') axis = plt.axis()









## 2) 다항식 회귀 모델

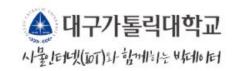
"데이터 적합"

```
plt.scatter(X, y, color='black')

for degree in [1, 2, 3]:
    model = PolynomialRegression(degree)
    model.fit(X[:, np.newaxis], y)
    y_test = model.predict(X_test[:,np.newaxis])
    plt.plot(X_test, y_test, label=f'Degree={degree}')

plt.axis([-0.1, 1.0, -2, 12])
    plt.legend(loc='best');
```







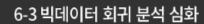
## 2) 다항식 회귀 모델

### "데이터 적합"

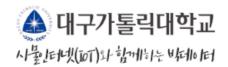
```
plt.scatter(X, y, color='black')
```

```
for degree in [1, 2, 3]:
    model = PolynomialRegression(degree)
    model.fit(X[:, np.newaxis], y)
    y_test = model.predict(X_test[:,np.newaxis])
    plt.plot(X_test, y_test, label=f'Degree={degree}')
```

```
plt.axis([-0.1, 1.0, -2, 12])
plt.legend(loc='best');
```



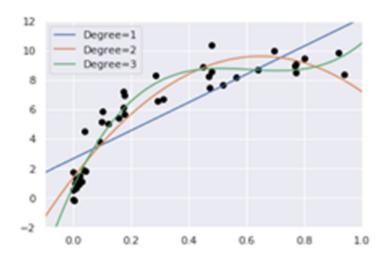






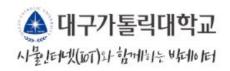
## 2) 다항식 회귀 모델

"데이터 적합 결과 시각화 "



과소적합과 과적합 사이에 적절한 트레이드 오프를 제공하는 것은 몇 차 다항식인지 찾는 것





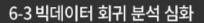
## 2) 다항식 회귀 모델

### "데이터 검증 곡선"

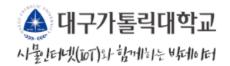
```
from sklearn.model_selection import validation_curve degree = np.arange(1, 10)
```

train\_score, val\_score = validation\_curve(PolynomialRegression(), X[:, np.newaxis], y, 'polynomialfeatures\_\_degree', degree, cv=7)

plt.plot(degree, np.median(train\_score, 1), color='blue', label='training score')
plt.plot(degree, np.median(val\_score, 1), color='red', label='validation score')
plt.legend(loc='best')
plt.ylim(0, 1)
plt.xlabel('degree');



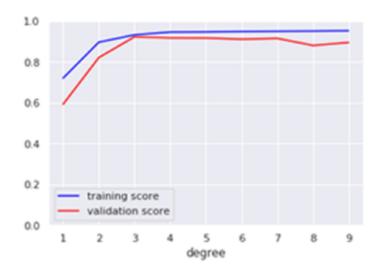






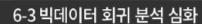
## 2) 다항식 회귀 모델

### "최적 모델"

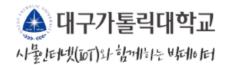


1~3차식 : 훈련 점수와 검정 점수가 함께 상승

4차식 이상: 검정 점수 하락, 과적합 발생



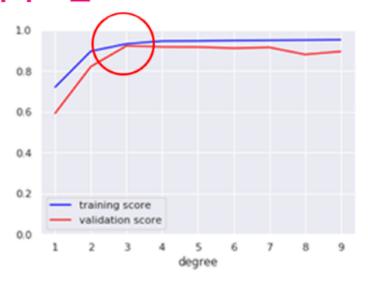






## 2) 다항식 회귀 모델

### "최적 모델"



#### 1~3차식:훈련 점수와 검정 점수가 함께 상승

4차식 이상: 검정 점수 하락, 과적합 발생



## 사활년((M)) 사항에 하는 역에 터

## 이번 시간에는

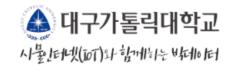
3 빅데이터 회귀 분석 심화

최적의 모델 선택

Scikit Learn 다항식 회귀 모델

학습 곡선



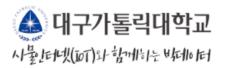


## 이번 시간에는

#### 실습 참고 자료

- · Colab 노트북 파일
- · Matplotlib 공식 사이트
  - → https://matplotlib.org/tutorials/index.html





## 이번 시간에는

#### 과제 안내

- · 과 제:퀴즈
- ㆍ 제출 방법:과제 게시판 제출 방법 안내 참조

### 질의 응답 게시판

· 학습 내용, 퀴즈, 과제 등에 대한 질의응답 게시판을 통한 질의응답



# 사물년네(呵)와함께하는 백세네

## 다음 시간에는

기 빅데이터 분류 분석

빅데이터 분류 분석의 절차

초모수와 모델 검증 방법

분류 심화: 나이브 베이즈 기법