ch03 선형모델 - linear model

학습 목표

- 선형 모델(Linear Regression)에 대해 이해합니다.
 - 보스턴 집값 데이터 셋을 활용하여 회귀 모델을 만들어 봅니다.

학습 내용

- Boston 데이터 셋 불러오기
- 집값 예측 선형모델 구축
- 모델 평가 지표 알아보기
 - MAE
 - MSE
 - RMSE
 - RMLSE
 - MAPE

목차

01 matplotlib의 한글 폰트 설정02 Boston 데이터 셋을 활용한 회귀 모델 만들어보기03 회귀의 평가지표 알아보기04 회귀의 평가지표 구하기

In [1]:

from IPython.display import display, Image

01 matplotlib의 한글 폰트 설정

목차로 이동하기

In [2]:

```
### 한글 폰트 설정
import matplotlib import font_manager, rc
import matplotlib.pyplot as plt
import platform

path = "C:/Windows/Fonts/malgun.ttf"
if platform.system() == "Windows":
    font_name = font_manager.FontProperties(fname=path).get_name()
    rc('font', family=font_name)
elif platform.system()=="Darwin":
    rc('font', family='AppleGothic')
else:
    print("Unknown System")

matplotlib.rcParams['axes.unicode_minus'] = False
%matplotlib inline
```

In [3]:

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib

print("numpy 버전: ", np.__version__)
print("matplotlib 버전: ", matplotlib.__version__)

# 설치가 안되어 있을 경우, 설치 필요.
import mglearn
import sklearn

print("sklearn 버전: ", sklearn.__version__)
print("mglearn 버전: ", mglearn.__version__)

from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LinearRegression
```

numpy 버전 : 1.21.5 matplotlib 버전 : 3.5.1 sklearn 버전 : 1.0.2 mglearn 버전 : 0.1.9

02 Boston 데이터 셋을 활용한 회귀 모델 만들어보기

목차로 이동하기

데이터 설명

- 1970년대의 보스턴 주변의 주택 평균 가격 예측
- 506개의 데이터 포인트와 13개의 특성

.., -- --- --- --- --- ---

- (2) 모델 학습 시키기 [모델명.fit()]
- (3) 모델을 활용한 예측하기 [모델명.predict()]
- (4) 모델 평가

In [4]:

from sklearn.linear_model import LinearRegression from sklearn.datasets import load_boston import pandas as pd

데이터 불러오기 2가지 방법

In [5]:

```
# sklearn 이용
boston = load_boston()
X = boston.data # 입력 데이터 - 문제
y = boston.target # 출력 데이터 - 답
```

C:\Users\totofriend\twanaconda3\twisite-packages\twantil\twantils\twantils\twantil\twantils\twantil\twantils\twantil\tw

The Boston housing prices dataset has an ethical problem. You can refer to the documentation of this function for further details.

The scikit-learn maintainers therefore strongly discourage the use of this dataset unless the purpose of the code is to study and educate about ethical issues in data science and machine learning.

In this special case, you can fetch the dataset from the original source::

```
import numpy as np

data_url = "http://lib.stat.cmu.edu/datasets/boston"
raw_df = pd.read_csv(data_url, sep="\stat", skiprows=22, header=None)
data = np.hstack([raw_df.values[::2, :], raw_df.values[1::2, :2]])
target = raw_df.values[1::2, 2]
```

Alternative datasets include the California housing dataset (i.e. :func:`~sklearn.datasets.fetch_california_housing`) and the Ames housing dataset. You can load the datasets as follows::

```
from sklearn.datasets import fetch_california_housing
housing = fetch_california_housing()
```

for the California housing dataset and::

```
from sklearn.datasets import fetch_openml
housing = fetch_openml(name="house_prices", as_frame=True)
```

for the Ames housing dataset.

import pandas as pd

warnings.warn(msg, category=FutureWarning)

In [6]:

```
# 판다스 이용
data_url = "http://lib.stat.cmu.edu/datasets/boston"
raw_df = pd.read_csv(data_url, sep="\state"s+", skiprows=22, header=None)
data = np.hstack([raw_df.values[::2, :], raw_df.values[1::2, :2]])
target = raw_df.values[1::2, 2]
X = data  # 입력 데이터 - 문제
y = target  # 출력 데이터 - 답
X.shape, y.shape
```

Out[6]:

((506, 13), (506,))

데이터 살펴보기

features	내용	값
crim	마을별 1인당 범죄율	_
zn	25,000 평방 피트 이상의 대형 주택이 차지하는 주거용 토지의 비율	-
indus	소매상 이외의 상업 지구의 면적 비율	-
chas	Charles River(찰스강 접한 지역인지 아닌지) (강 경계면=1, 아니면=0	-
nox	산화 질소 오염도(1000만분 율)	-
rm	주거 당 평균 방수	-
age	1940년 이전에 지어진 소유주 집들의 비율	-
dis	보스턴 고용 센터 5곳까지의 가중 거리	-
rad	도시 순환 고속도로에의 접근 용이 지수	-
tax	만 달러당 주택 재산세율	-
ptratio	학생 - 선생 비율	-
black-(B)	흑인 인구 비율(Bk)이 지역 평균인 0.63과 다른 정도의 제곱	-
Istat	저소득 주민들의 비율 퍼센트	-
(target) MEDV	소유주가 거주하는 주택의 중간 가치(\$ 1000)	-

In [7]:

'B' 'LSTAT']

```
print( boston.keys() )
print( boston.feature_names )

dict_keys(['data', 'target', 'feature_names', 'DESCR', 'filename', 'data_module'])
['CRIM' 'ZN' 'INDUS' 'CHAS' 'NOX' 'RM' 'AGE' 'DIS' 'RAD' 'TAX' 'PTRATIO'
```

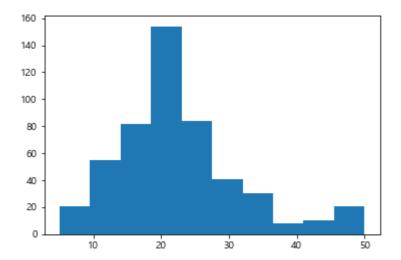
주택 가격 - 히스토 그램

In [8]:

```
plt.hist(y)
```

Out[8]:

```
(array([ 21., 55., 82., 154., 84., 41., 30., 8., 10., 21.]), array([ 5., 9.5, 14., 18.5, 23., 27.5, 32., 36.5, 41., 45.5, 50.]), <BarContainer object of 10 artists>)
```



• (실습) DataFrame으로 만들어 기본 시각화 등을 통해 확인해 보자.

데이터 나누기 - 학습, 평가

In [9]:

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y,
test_size=0.3,
random_state=42)
```

In [10]:

```
model = LinearRegression().fit(X_train, y_train) # 학습
pred = model.predict(X_test)
pred
```

Out[10]:

```
array([28.64896005, 36.49501384, 15.4111932, 25.40321303, 18.85527988,
       23.14668944, 17.3921241, 14.07859899, 23.03692679, 20.59943345,
       24.82286159, 18.53057049, -6.86543527, 21.80172334, 19.22571177,
       26.19191985. 20.27733882. 5.61596432. 40.44887974. 17.57695918.
       27.44319095, 30.1715964, 10.94055823, 24.02083139, 18.07693812,
       15.934748 , 23.12614028, 14.56052142, 22.33482544, 19.3257627 ,
       22.16564973, 25.19476081, 25.31372473, 18.51345025, 16.6223286 ,
       17.50268505, 30.94992991, 20.19201752, 23.90440431, 24.86975466,
       13.93767876, 31.82504715, 42.56978796, 17.62323805, 27.01963242,
       17.19006621, 13.80594006, 26.10356557, 20.31516118, 30.08649576,
       21.3124053 , 34.15739602 ,15.60444981 ,26.11247588 ,39.31613646 ,
       22.99282065, 18.95764781, 33.05555669, 24.85114223, 12.91729352,
       22.68101452, 30.80336295, 31.63522027, 16.29833689, 21.07379993,
       16.57699669, 20.36362023, 26.15615896, 31.06833034, 11.98679953,
       20.42550472, 27.55676301, 10.94316981, 16.82660609, 23.92909733,
        5.28065815, 21.43504661, 41.33684993, 18.22211675, 9.48269245,
       21.19857446, 12.95001331, 21.64822797, 9.3845568, 23.06060014.
       31.95762512, 19.16662892, 25.59942257, 29.35043558, 20.13138581,
       25.57297369, 5.42970803, 20.23169356, 15.1949595, 14.03241742,
       20.91078077, 24.82249135, -0.47712079, 13.70520524, 15.69525576,
       22.06972676, 24.64152943, 10.7382866 , 19.68622564, 23.63678009,
       12.07974981, 18.47894211, 25.52713393, 20.93461307, 24.6955941,
       7.59054562, 19.01046053, 21.9444339, 27.22319977, 32.18608828,
       15.27826455, 34.39190421, 12.96314168, 21.01681316, 28.57880911,
       15.86300844, 24.85124135, 3.37937111, 23.90465773, 25.81792146,
       23.11020547, 25.33489201, 33.35545176, 20.60724498, 38.4772665,
       13.97398533, 25.21923987, 17.80946626, 20.63437371, 9.80267398,
       21.07953576, 22.3378417, 32.32381854, 31.48694863, 15.46621287,
       16.86242766, 28.99330526, 24.95467894, 16.73633557, 6.12858395,
       26.65990044, 23.34007187, 17.40367164, 13.38594123, 39.98342478,
       16.68286302, 18.28561759])
```

예측값이 0이하의 값이 있다. 이 경우 RMLSE에서 에러 발생. pred를 0이하는 0으로 처리한다.

In [11]:

type(pred)

Out[11]:

numpy.ndarray

In [12]:

```
pred[ pred < 0] = 0
pred</pre>
```

Out[12]:

```
array([28.64896005, 36.49501384, 15.4111932, 25.40321303, 18.85527988,
       23.14668944, 17.3921241, 14.07859899, 23.03692679, 20.59943345,
       24.82286159, 18.53057049, 0.
                                           , 21.80172334, 19.22571177,
       26.19191985, 20.27733882, 5.61596432, 40.44887974, 17.57695918,
       27.44319095. 30.1715964. 10.94055823. 24.02083139. 18.07693812.
       15.934748
                 , 23.12614028, 14.56052142, 22.33482544, 19.3257627,
       22.16564973, 25.19476081, 25.31372473, 18.51345025, 16.6223286 ,
       17.50268505, 30.94992991, 20.19201752, 23.90440431, 24.86975466,
       13.93767876, 31.82504715, 42.56978796, 17.62323805, 27.01963242,
       17.19006621, 13.80594006, 26.10356557, 20.31516118, 30.08649576,
       21.3124053 , 34.15739602 ,15.60444981 ,26.11247588 ,39.31613646 ,
       22.99282065, 18.95764781, 33.05555669, 24.85114223, 12.91729352,
       22.68101452, 30.80336295, 31.63522027, 16.29833689, 21.07379993,
       16.57699669, 20.36362023, 26.15615896, 31.06833034, 11.98679953,
       20.42550472, 27.55676301, 10.94316981, 16.82660609, 23.92909733,
       5.28065815, 21.43504661, 41.33684993, 18.22211675, 9.48269245,
       21.19857446, 12.95001331, 21.64822797, 9.3845568, 23.06060014,
       31.95762512, 19.16662892, 25.59942257, 29.35043558, 20.13138581,
       25.57297369, 5.42970803, 20.23169356, 15.1949595, 14.03241742,
                                           , 13.70520524, 15.69525576.
       20.91078077, 24.82249135, 0.
       22.06972676, 24.64152943, 10.7382866, 19.68622564, 23.63678009,
       12.07974981, 18.47894211, 25.52713393, 20.93461307, 24.6955941,
       7.59054562, 19.01046053, 21.9444339, 27.22319977, 32.18608828,
       15.27826455, 34.39190421, 12.96314168, 21.01681316, 28.57880911,
       15.86300844, 24.85124135, 3.37937111, 23.90465773, 25.81792146,
       23.11020547, 25.33489201, 33.35545176, 20.60724498, 38.4772665 ,
       13.97398533, 25.21923987, 17.80946626, 20.63437371, 9.80267398,
       21.07953576, 22.3378417, 32.32381854, 31.48694863, 15.46621287,
       16.86242766, 28.99330526, 24.95467894, 16.73633557, 6.12858395,
       26.65990044, 23.34007187, 17.40367164, 13.38594123, 39.98342478,
       16.68286302. 18.285617591)
```

03 회귀의 평가지표 알아보기

목차로 이동하기

In [13]:

```
import pandas as pd
import numpy as np
```

In [14]:

```
error = y_test - pred
error2 = (y_test - pred)**2
dict_dat = {"실제값":y_test, "예측값":pred, "오차":error, "오차제곱":error2}
dat = pd.DataFrame(dict_dat)
dat
```

Out[14]:

	실제값	예측값	오차	오차제곱
0	23.6	28.648960	-5.048960	25.491998
1	32.4	36.495014	-4.095014	16.769138
2	13.6	15.411193	-1.811193	3.280421
3	22.8	25.403213	-2.603213	6.776718
4	16.1	18.855280	-2.755280	7.591567
147	17.1	17.403672	-0.303672	0.092216
148	14.5	13.385941	1.114059	1.241127
149	50.0	39.983425	10.016575	100.331779
150	14.3	16.682863	-2.382863	5.678036
151	12.6	18.285618	-5.685618	32.326247

152 rows × 4 columns

In [15]:

```
dat['오차절대값'] = abs(dat['오차'])
dat
```

Out[15]:

	실제값	예측값	오차	오차제곱	오차절대값
0	23.6	28.648960	-5.048960	25.491998	5.048960
1	32.4	36.495014	-4.095014	16.769138	4.095014
2	13.6	15.411193	-1.811193	3.280421	1.811193
3	22.8	25.403213	-2.603213	6.776718	2.603213
4	16.1	18.855280	-2.755280	7.591567	2.755280
147	17.1	17.403672	-0.303672	0.092216	0.303672
148	14.5	13.385941	1.114059	1.241127	1.114059
149	50.0	39.983425	10.016575	100.331779	10.016575
150	14.3	16.682863	-2.382863	5.678036	2.382863
151	12.6	18.285618	-5.685618	32.326247	5.685618

152 rows × 5 columns

평가 지표

- 모델을 평가하기 위해 회귀모델은 일반적으로 사용하는 지표는 다음을 사용합니다.
 - MAE(mean absolute error) : 평균 절대값 오차
 - MAPE(mean absolute percentage error) : 평균 절대값 백분율 오차
 - MSE(mean squared error) : 평균 제곱 오차
 - RMSE(root mean squared error) : 평균 제곱근 오차
 - RMLSE(Root Mean Squared Logarithmic Error)

In [16]:

```
### MAE (mean absolute error)
mae_val = dat['오차절대값'].sum() / dat.shape[0]
mae_val
```

Out[16]:

3.1144035815868536

In [17]:

```
### MSE (mean squared error)
mse_val = dat['오차제곱'].sum() / dat.shape[0]
mse_val
```

Out[17]:

20.46113591690506

In [18]:

```
### RMSE(Root Mean Squared Error)
rmse_val = np.sqrt(mse_val)
rmse_val
```

Out[18]:

4.523398713014923

(실습) RMLSE 값을 구해보자.

In [19]:

```
dat['실제값_log'] = np.log( dat['실제값'] + 1 )
dat['예측값_log'] = np.log( dat['예측값'] + 1 )
dat['log오차제곱'] = (dat['실제값_log'] - dat['예측값_log']) ** 2
```

In [20]:

dat

Out[20]:

	실제값	예측값	오차	오차제곱	오차절대값	실제값_log	예측값_log	log오차제곱
0	23.6	28.648960	-5.048960	25.491998	5.048960	3.202746	3.389427	0.034850
1	32.4	36.495014	-4.095014	16.769138	4.095014	3.508556	3.624208	0.013375
2	13.6	15.411193	-1.811193	3.280421	1.811193	2.681022	2.797964	0.013675
3	22.8	25.403213	-2.603213	6.776718	2.603213	3.169686	3.273486	0.010774
4	16.1	18.855280	-2.755280	7.591567	2.755280	2.839078	2.988470	0.022318
147	17.1	17.403672	-0.303672	0.092216	0.303672	2.895912	2.912550	0.000277
148	14.5	13.385941	1.114059	1.241127	1.114059	2.740840	2.666251	0.005563
149	50.0	39.983425	10.016575	100.331779	10.016575	3.931826	3.713168	0.047811
150	14.3	16.682863	-2.382863	5.678036	2.382863	2.727853	2.872596	0.020951
151	12.6	18.285618	-5.685618	32.326247	5.685618	2.610070	2.959360	0.122003

152 rows × 8 columns

In [21]:

```
### RMLSE(Root Mean )
mlse_val = dat['log오차제곱'].sum() / dat.shape[0]
print("mlse value :", mlse_val)

rmlse_val = np.sqrt(mlse_val)
print("rmlse value :", rmlse_val)
```

mlse value : 0.12426815124184212 rmlse value : 0.35251688078990223

04 회귀의 평가지표 구하기

목차로 이동하기

sklearn을 활용한 평가지표 구하기

In [22]:

```
import numpy as np

from sklearn.metrics import mean_absolute_error
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.metrics import mean_squared_log_error
```

In [23]:

```
### MAE(mean absolute error) : 평균 절대값 오차
mean_absolute_error(y_test, pred)
```

Out [23]:

3.1144035815868536

In [24]:

```
### MSE (mean squared error)
mean_squared_error(y_test, pred)
```

Out [24]:

20.46113591690506

In [25]:

```
### RMSE(Root Mean Squared Error)
rmse_val = np.sqrt( mean_squared_error(y_test, pred) )
rmse_val
```

Out [25]:

4.523398713014923

In [26]:

```
### RMLSE(Root Mean Log Squared Error)
rmlse_val = np.sqrt( mean_squared_log_error(y_test, pred) )
rmlse_val
```

Out [26]:

0.35251688078990223

평가지표를 함수로 만들기

MAE (mean absolute error)

• 각각의 값에 절대값을 취한다. 이를 전부 더한 후, 갯수로 나누어주기

In [27]:

```
def mae_1(y_test, y_pred):
    error = y_test - y_pred
    abs_error = np.abs(error)
    mae_val = np.mean(abs_error)
    return mae_val

mae_1(y_test, pred)
```

Out [27]:

3.1144035815868536

MSE (mean squared error)

• 각각의 데이터의 (실제값-예측값) ^ 2 의 합를 데이터의 샘플의 개수로 나누어준것

In [28]:

```
def mse_1(y_test, y_pred):
    error = y_test - y_pred
    error_2 = (error) ** 2
    mse_val = np.mean(error_2)
    return mse_val

mse_1(y_test, pred)
```

Out[28]:

20.46113591690506

RMSE (root mean squared error)

• 각 데이터의 (실제값-예측값) ^ 2 의 합을 데이터의 샘플의 개수로 나누어 준 이후에 제곱근 씌우기

In [29]:

```
def rmse_1(y_test, y_pred):
    error = y_test - y_pred
    error_2 = (error) ** 2
    rmse_val = np.sqrt( np.mean(error_2) )
    return rmse_val

rmse_1(y_test, pred)
```

Out[29]:

4.523398713014923

MAPE(Mean Absolute Percentage Error)

• MAE를 퍼센트로 변환

In [30]:

```
def MAPE(y_test, y_pred):
    error = (y_test - y_pred)/y_test
    mape_error = np.abs(error)
    return np.mean( mape_error ) * 100

MAPE(y_test, pred)
```

Out [30]:

15.85843795685618

MPE(Mean Percentage Error)

• MAPE에서 절대값을 제외한 지표

In [31]:

```
def MAE(y_test, y_pred):
    return np.mean( (y_test - y_pred) / y_test ) * 100
MAE(y_test, pred)
```

Out[31]:

-1.449465538825493

RMLSE

In [32]:

```
def rmsle(y_test, y_pred):
    log_y = np.log1p(y_test)
    log_pred = np.log1p(y_pred)
    squared_error = (log_y - log_pred) ** 2
    rmsle = np.sqrt(np.mean(squared_error))
    return rmsle

rmsle(y_test, pred)
```

Out[32]:

0.35251688078990223

• 만약, 값 중에 음수가 있을 경우, 예측값이 0이하의 값이 존재하므로 log1p(_)해도 무한으로 음수에 가까워짐. 정상적인 동작이 안되므로 이를 처리(음수 제거) 해주어야 한다.

교육용으로 작성된 것으로 배포 및 복제시에 사전 허가가 필요합니다.

Copyright 2022 LIM Co. all rights reserved.