

데이터 과학 기반의 파이 번에 보내이 보내이 분석

Chapter 10 회귀 분석

목차

01 [선형 회귀 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 환경에 따른 주택 가격 예측하기 02 [회귀 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 항목에 따른 자동차 연비 예측하기

학습목표

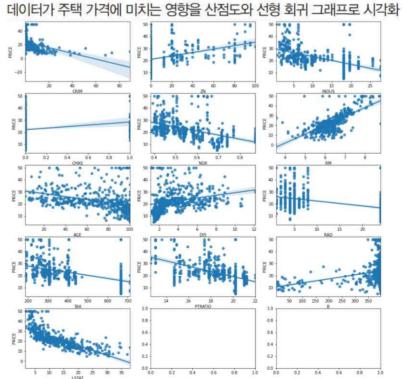
- 머신러닝의 지도 학습 방식을 이해한다.
- 머신러닝을 위한 파이썬 라이브러리인 사이킷런을 학습한다.
- 머신러닝 방식의 선형 회귀 분석을 통해 예측을 수행할 수 있다.

■ 분석 미리보기

- 보스턴주택가격 데이터셋은 인종차별문제가 제기되어, sklearn version 1.2. 이후로 제공하지 않음.
- 사이킷런 내장 데이터셋 대신 원본 데이터셋을 다운로드하여 사용하는 것으로 수정함.

	환경에 따른 주택 가격 예측하기
목표	보스턴 주택 가격 데이터에 머신러닝 기반의 회귀 분석을 수행하여 주택 가격에 영향을 미치는 환경 변수를 확인하고, 그에 따른 주택 가격을 예측한다.
핵심 개념	머신러닝, 머신러닝 프로세스, 지도 학습, 사이킷런, 사이킷런의 내장 데이터셋, 분석 평가 지표
데이터 수집	보스턴 주택 가격 데이터: 사이킷런 내장 데이터셋
데이터 준비 및 탐색	1. 사이킷런 데이터셋 확인: boston.DESCR 2. 사이킷런 데이터셋에 지정된 X 피처와 타깃 피처 결합
분석 모델 구축	사이킷런의 선형 회귀 모델 구축
	결과 시각화

eti (1919) 1240 12 226 237 Med



1 목표 설정

• 목표: 보스턴 주택 가격 데이터에 머신러닝 기반의 회귀 분석을 수행 주택 가격에 영향을 미치는 변수를 확인하고 그 값에 따른 주택 가격을 예측

2 핵심 개념 이해

- 머신러닝
 - 1959년 아서 사무엘: '**컴퓨터에 명시적인 프로그램 없이 스스로 학습할 수 있는 능력을 부여하는 연구 분야**'로 정의
 - <u>인간이 지식과 경험을 학습하는 방법을 적용</u>하여 컴퓨터에 <u>입력된 데이터에서 스스로 패턴을 찾아 학습하여 새</u>로운 지식을 만들고 예측하는 통찰을 제공하는 AI의 한 분야



2 핵심 개념 이해

- 머신러닝 프로세스
 - 데이터 수집 → 데이터 전처리 및 훈련/테스트 데이터 분할 → 모델 구축 및 학습 → 모델 평가 → 실제 데이터에 대한 분석(예측) 결과 도출
- 지도 학습
 - 학습을 하기 위한 훈련 데이터에 입력과 출력을 같이 제공
 - 문제(입력)에 대한 **답(출력, 결과값)을 알고있는 상태에서 학습**하는 방식
 - 입력 값: 예측 변수, 속성, 특징(feature)
 - 출력 값: 반응 변수, 목표 변수, 클래스, 레이블

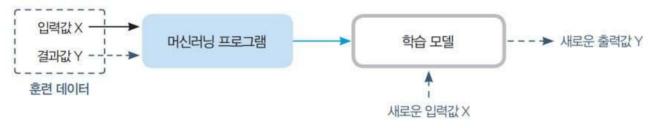


그림 10-2 머신러닝의 지도 학습 방식

■ 사이킷런

- 파이썬으로 머신러닝을 수행하기 위한 쉽고 효율적인 개발 라이브러리를 제공
- 붓꽃 데이터 등과 같은 머신러닝 분석용 데이터셋 을 제공
- 전체 n개의 컬럼 중 **앞에서 (n-1)개의 컬럼은 독립 변수 X**를 의미
- <u>마지막 컬럼 은 종속 변수 Y</u>이며, 데이터셋 객체의 target 배열로 관리

2 핵심 개념 이해

- 분석 평가 지표
 - 회귀 분석 결과에 대한 평가 지표는 예측값과 실제값의 차이인 오류의 크기가 됨
 - 정확한 평가를 위해 오류의 절대값 평균이나 제곱의 평균, 제곱 평균의 제곱근 또는 분산 비율을 사용

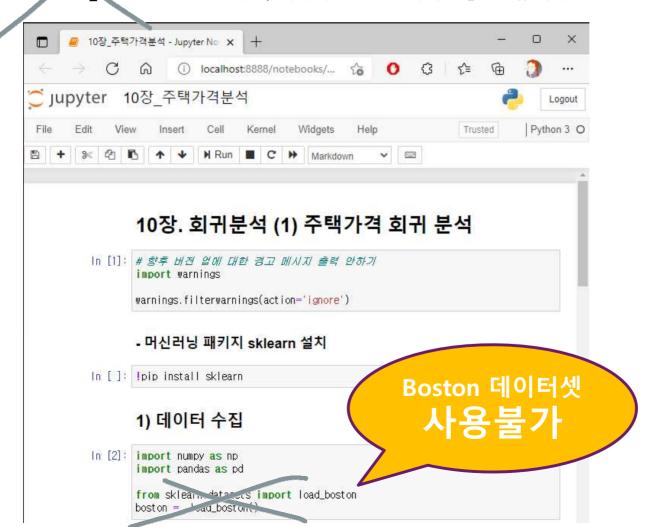
표 10-1 회귀 분석 결과에 대한 평가 지표

평가 지표	수식	사이킷런 라이브러리
MAE: Mean Absolute Error	$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left Y_{i}-\widehat{Y}_{i}\right $	metrics.mean_absolute_error()
MSE: Mean Squared Error	$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_{i}-\widehat{Y}_{i})^{2}$	metrics.mean_squared_error()
RMSE: Root Mean Squared Error	$\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_{i}-\widehat{Y}_{i})^{2}}$	없음
R ² : Variance score, 결정 계수coefficient of determination	예측값의 분산 실제값의 분산	metrics.r2_score()

3 데이터 수집, 준비 및 탐색

1. Jupyter notebook에서 새 노트북 페이지를 추가: '10장_주택가격분석' In [2]: 사악깃런에서 제공하는 데이터셋sklearn.datasets 중에서 보스톤 주택 가격 데이터셋을 사용하기 위해

ioad hoston을 임포트하고, 데이터셋을 로드하여load_boston() 객체boston를 생성



③ 데이터 수집, 준비 및 탐색

- 1. Jupyter notebook에서 새 노트북 페이지를 추가: '10장_주택가격분석'
 - In [2]: 보스톤 주택 가격 데이터셋을 사용하기 위해 원본 데이터셋 제공 url을 연결하여 다운로드 받는다.
 - In [3]: 데이터셋의 독립변수 X(주택 관련 변수들)의 이름을 리스트로 저장

```
In [2]: import pandas as pd import numpy as np

data_url = "http://lib.stat.cmu.edu/datasets/boston"

raw_df = pd.read_csv(data_url, sep="\sep="\sep="\sep=", skiprows=22, header=\none)
data = np.hstack([raw_df.values[::2, :], raw_df.values[1::2, :2]])
target = raw_df.values[::2, 2]

# X 피처 => 주택 관련 변수들
print(data.shape)

# 타깃 피처 => 주택가격
print(target.shape)

(506, 13)
(506,)

In [3]: feature_names = ['CRIM', 'ZN', 'INDUS', 'CHAS', 'NOX', 'RM', 'AGE', 'DIS', 'RAD', 'TAX', 'PTRATIO', 'B', 'LSTAT']
```

③ 데이터 수집, 준비 및 탐색

- 2. 데이터가 이미 정리된 상태이므로 데이터셋 구성 확인하기
 - In [4]: **데이터셋 객체의 data 배열data**,즉 <u>독립 변수 X</u>가 되는 피처들을 DataFrame자료형으로 변환하여 boston_df를 생성. boston_df의 데이터 5개를 확인bostone_df.head()
 - In [5]: **데이터셋 객체의 target 배열target**, 즉 <u>종속 변수 Y</u>인 주택 가격('PRICE') 컬럼을 boston_df에 추가 boston_df의 데이터 5개를 확인bostone_df.head()

<pre>boston_df = pd.DataFrame(data, columns = feature_names) boston_df.head()</pre>
20 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1

Out [4]:

	CRIM	ZN	INDUS	CHAS	NOX	RM	AGE	DIS	RAD	TAX	PTRATIO	В	LSTAT
0	0.00632	18.0	2.31	0.0	0.538	6.575	65.2	4.0900	1.0	296.0	15.3	396.90	4.98
1	0.02731	0.0	7.07	0.0	0.469	6.421	78.9	4.9671	2.0	242.0	17.8	396.90	9.14
2	0.02729	0.0	7.07	0.0	0.469	7.185	61.1	4.9671	2.0	242.0	17.8	392.83	4.03
3	0.03237	0.0	2.18	0.0	0.458	6.998	45.8	6.0622	3.0	222.0	18.7	394.63	2.94
4	0.06905	0.0	2.18	0.0	0.458	7.147	54.2	6.0622	3.0	222.0	18.7	396.90	5.33

In [5]: boston_df['PRICE'] = target
boston_df.head()

Out [5]:

	CRIM	ZN	INDUS	CHAS	NOX	RM	AGE	DIS	RAD	TAX	PTRATIO	В	LSTAT	PRICE
0	0.00632	18.0	2.31	0.0	0.538	6.575	65.2	4.0900	1.0	296.0	15.3	396.90	4.98	24.0
1	0.02731	0.0	7.07	0.0	0.469	6.421	78.9	4.9671	2.0	242.0	17.8	396.90	9.14	21.6
2	0.02729	0.0	7.07	0.0	0.469	7.185	61.1	4.9671	2.0	242.0	17.8	392.83	4.03	34.7
3	0.03237	0.0	2.18	0.0	0.458	6.998	45.8	6.0622	3.0	222.0	18.7	394.63	2.94	33.4
4	0.06905	0.0	2.18	0.0	0.458	7.147	54.2	6.0622	3.0	222.0	18.7	396.90	5.33	36.2

③ 데이터 수집, 준비 및 탐색

- 2. 데이터가 이미 정리된 상태이므로 데이터셋 구성 확인하기
 - In [6]: 데이터셋의 형태boston_df.shape, 즉 행의 개수(데이터 개수)와 열의 개수(변수 개수) 확인.
 - -행의 개수가 506이므로 데이터가 506개 있으며, 열의 개수가 14이므로 변수가 14개 있음
 - -변수 중에서 13개는 독립 변수 X가 되고, 마지막 변수 'PRICE'는 종속 변수 Y가 됨
 - In [7]: boston_df에 대한 정보 확인boston.info()
 - In [6]: print('보스톤 주택 가격 데이터셋 크기 : ', boston_df.shape)

보스톤 주택 가격 데이터셋 크기 : (506, 14)

In [7]: boston_df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 506 entries, 0 to 505
Data columns (total 14 columns):

#	Column	Non-Null Count	Dtype						
0	CRIM	506 non-null	float64						
1	ZN	506 non-null	float64						
2	INDUS	506 non-null	float64						
3	CHAS	506 non-null	float64						
4	NOX	506 non-null	float64						
5	RM	506 non-null	float64						
6	AGE	506 non-null	float64						
7	DIS	506 non-null	float64						
8	RAD	506 non-null	float64						
9	TAX	506 non-null	float64						
10	PTRATIO	506 non-null	float64						
11	В	506 non-null	float64						
12	LSTAT	506 non-null	float64						
13	PRICE	506 non-null	float64						
dt yp	dtypes: float64(14)								

memory usage: 55.5 KB

- 14개의 독립 변수(피처)의 의미
 - CRIM: 지역별 범죄 발생률
 - ZN: 25,000평방피트를 초과하는 거주 지역 비율
 - INDUS: 비상업 지역의 넓이 비율
 - CHAS: 찰스강의 더미변수(1은 강의 경계, 0은 경계 아님)
 - NOX: 일산화질소 농도
 - RM: 거주할 수 있는 방 개수
 - AGE: 1940년 이전에 건축된 주택 비율
 - DIS: 5개 주요 고용센터까지 가중 거리
 - RAD: 고속도로 접근 용이도
 - TAX: 10,000달러당 재산세 비율
 - PTRATIO: 지역의 교사와 학생 수 비율
 - B: 지역의 흑인 거주 비율
 - LSTAT: 하위 계층의 비율
 - PRICE(MEDV): 본인 소유 주택 가격의 중앙값

4 분석 모델 구축, 결과 분석 및 시각화

1. 선형 회귀를 이용해 분석 모델 구축하기

1. 사이킷런의 선형 분석 모델 패키지sklearn.linear_model에서 선형 회귀LinearRegression를 이용하여 분석 모델을 구축

In [8]: 사이킷런을 사용하여 머신러닝 회귀 분석을 하기 위한 LinearRegression과 데이터셋 분리 작업을 위한 train_test_split, 성능 측정을 위한 평가 지표인 mean_squared_ error, r2_score를 임포트 In [9]: PRICE 피처를 회귀식의 종속 변수 Y로 설정하고 PRICE를 제외drop()한 나머지 피처를 독립 변수 X로 설정 In [10]: X와 Y 데이터 506개를 학습 데이터와 평가 데이터로 7:3 비율로 분할test size=0.3

```
In [8]: from sklearn.linear_model import LinearRegression from sklearn.model_selection import train_test_split from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score

In [9]: # X, Y 분할하기
Y = boston_df['PRICE']
X = boston_df.drop(['PRICE'], axis=1, inplace=False)

In [10]: # 훈련용 데이터와 평가용 데이터 분할하기
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X, Y, test_size=0.3, random_state=156)
```

4 분석 모델 구축, 결과 분석 및 시각화

1. 선형 회귀를 이용해 분석 모델 구축하기

1. 사이킷런의 선형 분석 모델 패키지sklearn.linear_model에서 선형 회귀LinearRegression를 이용하여 분석 모델을 구축

```
In [11]: 선형 회귀 분석 모델 객체 Ir을 생성
In [12]: 학습 데이터 Xx_train와 Yy_train를 가지고 학습을 수행fit().
In [13]: 평가 데이터 Xx test를 가지고 예측을 수행하여predict() 예측값yy predict를 구함
```

```
In [11]: # 선형회귀분석 : 모델 생성
Ir = LinearRegression()

In [12]: # 선형회귀분석 : 모델 훈련
Ir.fit(X_train, Y_train)

Out [12]: LinearRegression()

In [13]: # 선형회귀분석 : 평가 데이터에 대한 예측 수행 -> 예측 결과 Y_predict 구하기
Y_predict = Ir.predict(X_test)
```

4 분석 모델 구축, 결과 분석 및 시각화

- 1. 선형 회귀를 이용해 분석 모델 구축하기
 - 2. 선형 회귀 분석 모델을 평가 지표를 통해 평가하고, 회귀 계수를 확인하여 피처의 영향 분석
 - In [14]: 회귀 분석은 지도 학습이므로 평가 데이터 X에 대한 결과값 YY_test를 이미 알고 있는 상태에서 평가 데이터 YY_test와 In [13]에서 구한 예측 결과Y_predict의 오차를 계산하여 모델을 평가. 평가 지표 MSE를 구하고mean_squared_error(), 제곱근을 계산하여np.sqrt(mse) 평가 지표 RMSE를 구함. 그리고 평가 지표 R²을 구함r2_score()

In [15]: 선형 회귀의 **Y절편Ir.intercept**_과 각 피처의 **회귀 계수Ir.coef**_를 확인

4 분석 모델 구축, 결과 분석 및 시각화

15

- 1. 선형 회귀를 이용해 분석 모델 구축하기
 - 2. 선형 회귀 분석 모델을 평가 지표를 통해 평가하고, 회귀 계수를 확인하여 피처의 영향 분석

In [16]: 회귀 모델에서 구한 **회귀 계수 값**Ir.coef_과 **피처 이름**X.columns을 묶어서 **Series 자료 형으로 만들고,** 회귀 계수 값을 기준으로 내림차순ascending=False으로 **정렬**sort_values()하여 확인

```
In [16]: coef = pd.Series(data = np.round(Ir.coef , 2), index=X.columns)
          coef.sort_values(ascending = False)
Out [16]: RM
                      3.35
                      3.05
          CHAS
          RAD
                      0.36
          ZΝ
                      0.07
          INDUS
                      0.03
          AGE
                      0.01
                      0.01
          TAX
                     -0.01
          CRIM
                     -0.11
          LSTAT
                     -0.57
          PTRATIO
                     -0.92
          DIS
                     -1.74
          NOX
                    -19.80
          dtype: float64
                                                     boston_df.head()
```

Out [5]:

CRIM ZN INDUS CHAS NOX RM AGE DIS RAD TAX PTRATIO B LSTAT PRICE

☞ 회귀 모델 결과를 토대로 X변수 순서대로 정리한 보스톤 주택 가격에 대한 회귀식

YPRICE = -0.11XCRIM + 0.07XZN + 0.03XINDUS + 3.05XCHAS - 19.80XNOX + 3.35XRM + 0.01XAGE - 1.74XDIS + 0.36XRAD - 0.01XTAX - 0.92XPTRATIO + 0.01XB - 0.57XLSTAT + 41.00

4 분석 모델 구축, 결과 분석 및 시각화

2. 회귀 분석 결과를 산점도 + 선형 회귀 그래프로 시각화하기

In [17]: 시각화에 필요한 모듈을 임포트

In [18]: 독립 변수인 13개 피처와 종속 변수인 주택 가격, PRICE와의 회귀 관계를 보여주는 13개 그래프를 subplots()를 사용하여 5행 3열 구조로 모아서 나타냄.

regplot()은 산점도 그래프와 선형 회귀 그래프를 함께 그려줌

```
In [17]: import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

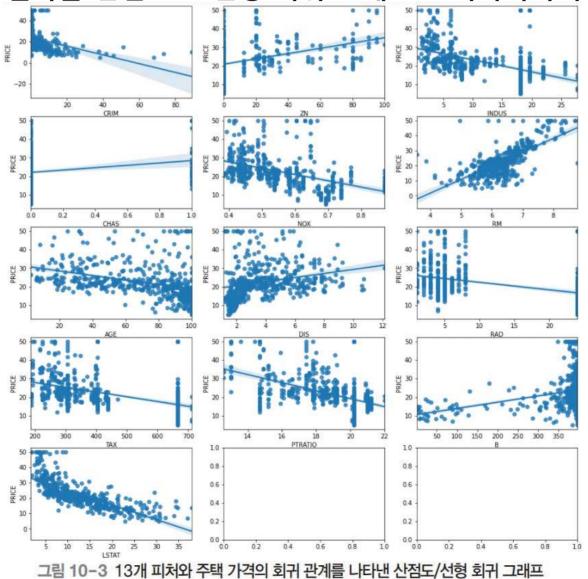
In [18]: fig, axs = plt.subplots(figsize=(16, 16), ncols=3, nrows=5)

x_features = ['CRIM', 'ZN', 'INDUS', 'CHAS', 'NOX', 'RM', 'AGE', 'DIS', 'RAD', 'TAX', 'PTRATIO', 'B', 'LSTAT']

for i, feature in enumerate(x_features):
    row = int(i/3)
    col = i*3
    sns.regplot(x=feature, y='PRICE', data=boston_df, ax=axs[row][col])
```

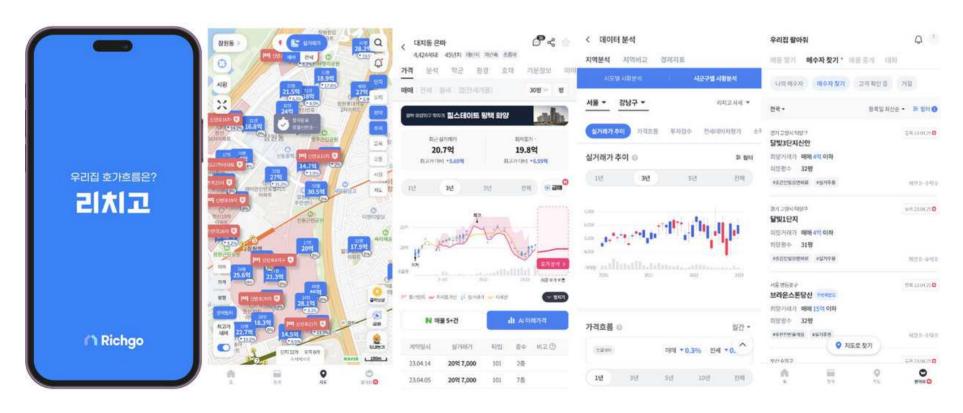
4 분석 모델 구축, 결과 분석 및 시각화

2. 회귀 분석 결과를 산점도 + 선형 회귀 그래프로 시각화하기



■ 주택가격 예측 활용 예 https://www.ikld.kr/news/articleView.html?idxno=273369

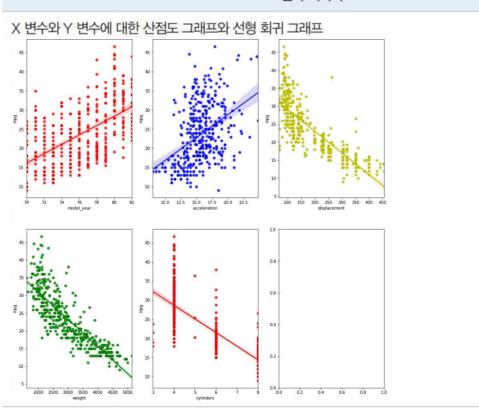
- 리치고는 <u>30여 가지의 빅데이터</u>를 학습한 인공지능 모델을 기반으로 2년 후 아파트의 미래 가격을 예측하고, 지역별/단지별 투자 점수화를 통한 상세 분석 가능.
- 청약, 부동산 시황, 학군, 재개발·재건축 등 빅데이터 기반의 소비자 맞춤형 부동산 서비스 제공



■ 분석 미리보기

항목에 따른 자동차 연비 예측하기							
목표	자동차 연비 데이터에 머신러닝 기반의 회귀 분석을 수행하여 연비에 영향을 미치는 항목을 확인하고 그에 따른 자동차 연비를 예측한다.						
핵심 개념	머신러닝, 머신러닝 프로세스, 지도 학습, 사이킷런, 사이킷런의 내장 데이터셋, 분석 평가 지표						
데이터 수집	자동차 연비 데이터: UCI Machine Learning Repository에서 다운로드						
데이터 준비 및 탐색	1. 필요 없는 컬럼 제거 2. X 변수와 Y 변수 확인						
분석 모델 구축	사이킷런의 선형 회귀 모델 구축						

결과 시각화



1 목표 설정

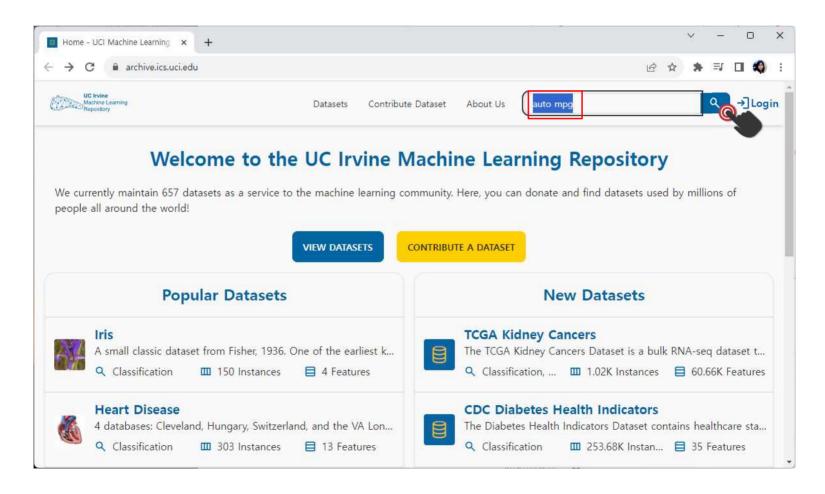
• 목표: 자동차 연비 데이터에 머신러닝 기반의 회귀 분석을 수행 연비에 영향을 미치는 항목을 확인하고, 그에 따른 자동차 연비를 예측

2 핵심 개념 이해

• 1절의 프로젝트와 동일한 개념에 대한 이해가 필요

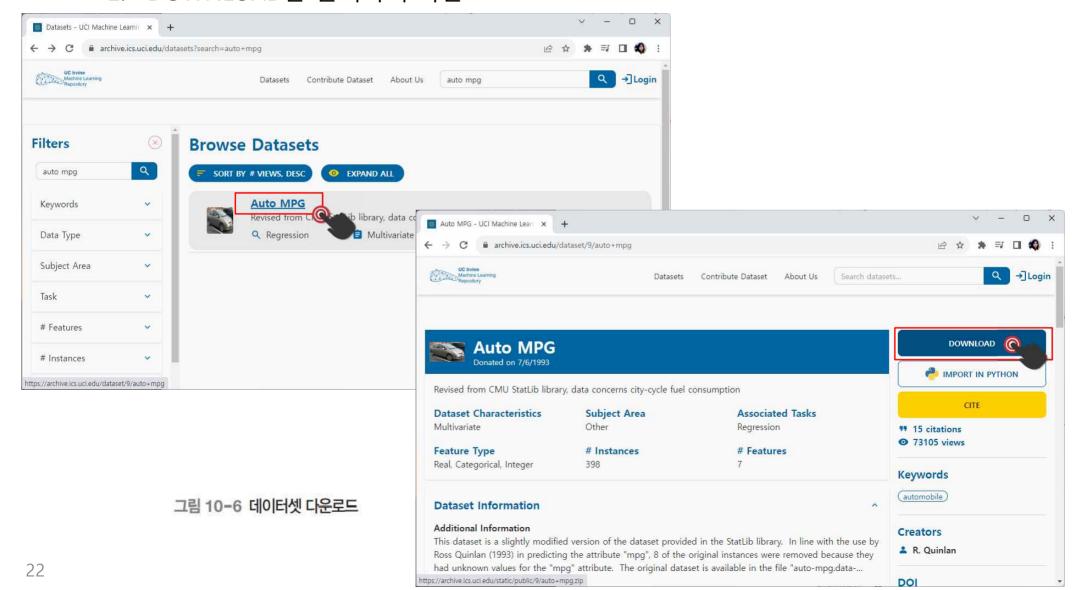
3 데이터 수집

- 1. 자동차 연비 데이터 검색하기 (https://archive.ics.uci.edu/)
 - 검색 창에 auto mpg 를 입력하여 검색하기



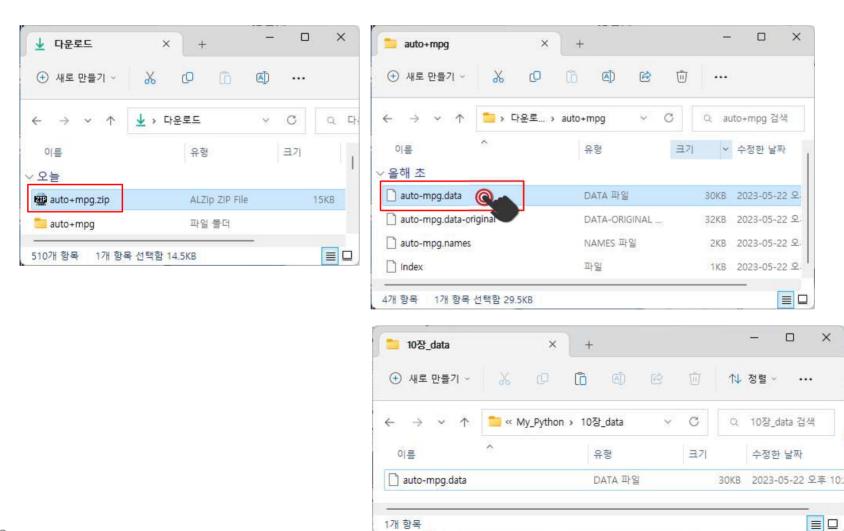
3 데이터 수집

2. DOWNLOAD를 클릭하여 다운로드



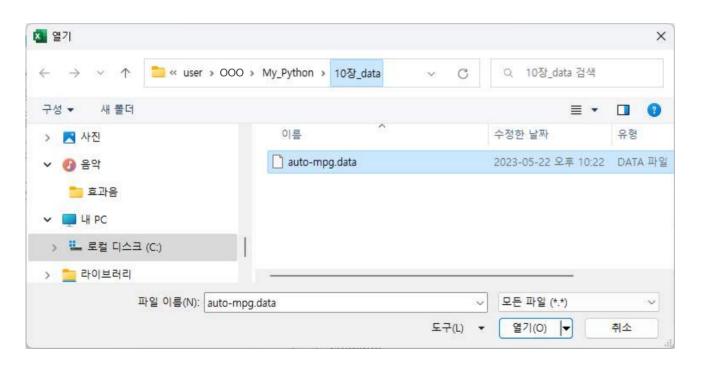
3 데이터 수집

3. 다운로드 받은 압축파일을 압축풀기하고, auto-mpg.data 파일을 **10장_data 폴더**로 이동



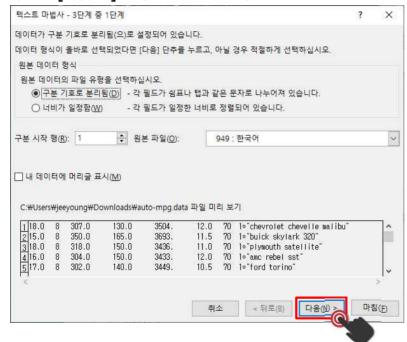
3 데이터 수집

- 4. CSV 파일로 변경하기 : 작업 편의상 다운로드 받은 data 파일을 csv파일로 변경
 - 엑셀을 실행하고, [파일 열기]에서 auto-mpg.data 파일을 선택하면, [텍스트 마법사]가 실행됨

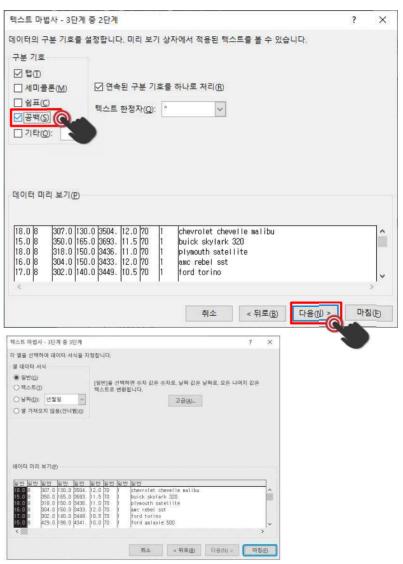


3 데이터 수집

5. 텍스트 마법사 1단계는 [다음] 버튼을 클릭, 2단계에서는 [구분 기호]로 '공백'을 선택하고 [다음] 버튼을 클릭



6. 텍스트 마법사 3단계에서 데이터 미리 보기를 확인하고 [마침]버튼을 클릭

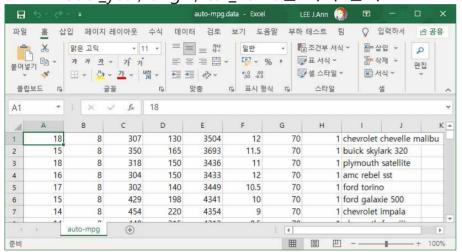


3 데이터 수집

7. 항목을 구분하기 위해 열 이름을 추가

- 맨 위에 행을 삽입하고, 열 이름으로 mpg, cylinders, displacement, horsepower, weight, acceleration,

model_year, origin, car_name을 각각 입력



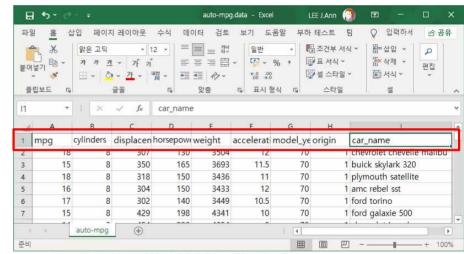
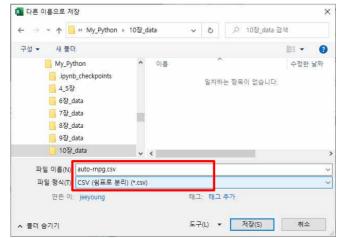


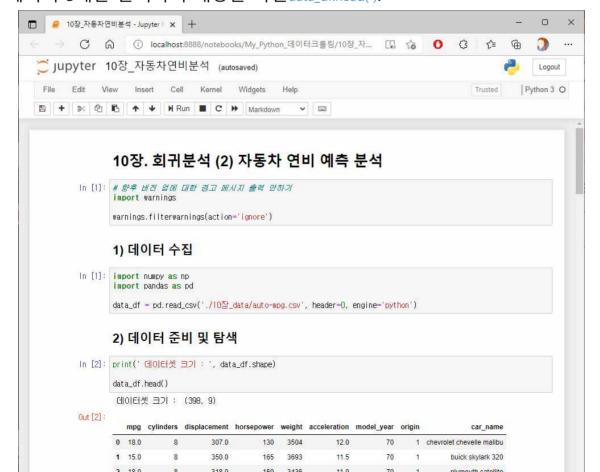
그림 10-10 CSV 파일로 변경하기 4 - 항목 이름 추가

8. My_Python 폴더에 10장_data 폴더를 만들고, 파일을 'auto-mpg.csv'로 저장



4 데이터 준비 및 탐색

- 분석에 필요 없는 컬럼을 제거하고 데이터셋의 내용을 확인
 - In [2]: 데이터셋의 형태data_df.shape를 확인해보면, 398행과 9열로 구성되어 있음. 398개 데이터에 9개 컬럼이 있으므로 파일 내용이 DataFrame으로 잘 저장되었다는 것을 알 수 있음. 데이터 5개를 출력하여 내용을 확인data df.head().



4 데이터 준비 및 탐색

• 분석에 필요 없는 컬럼을 제거하고 데이터셋의 내용을 확인

In [3]: 피처 중에서 car_name, origin, horsepower는 분석에 사용하지 않으므로, **제거**data_df.drop() 후 확인data_df.head(). In [4]: 분석에 사용할 데이터셋의 형태data_df.shape를 확인

In [3]: data_df = data_df.drop(['car_name', 'origin', 'horsepower'], axis=1, inplace=False)
 data_df.head()

Out [3]:

	mpg	cylinders	displacement	weight	acceleration	model_year
0	18.0	8	307.0	3504	12.0	70
1	15.0	8	350.0	3693	11.5	70
2	18.0	8	318.0	3436	11.0	70
3	16.0	8	304.0	3433	12.0	70
4	17.0	8	302.0	3449	10.5	70

In [4]: print('데이터세트 크기 : ', data_df.shape)
데이터세트 크기 : (398, 6)

4 데이터 준비 및 탐색

• 분석에 필요 없는 컬럼을 제거하고 데이터셋의 내용을 확인

In [5]: 분석에 사용할 데이터셋의 정보data_df.info()를 확인

```
data_df.info()
In [5]:
        <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
        RangeIndex: 398 entries, 0 to 397
        Data columns (total 6 columns):
            Column
                          Non-Null Count Dtype
                          398 non-null
                                          float64
            mpg
                          398 non-null
                                          int64
         1 cylinders
          displacement 398 non-null
                                          float64
                                          int64
         3 weight
                          398 non-null
         4 acceleration 398 non-null
                                          float64
         5 model_year
                          398 non-null
                                          int64
        dtypes: float64(3), int64(3)
        memory usage: 18.8 KB
```

5 분석 모델 구축, 결과 분석 및 시각화

1. 선형 회귀 분석 모델 구축하기

- 1. 자동차 연비 예측을 위해 다음과 같이 선형 회귀 분석 모델을 구축
- In [6]: 사이킷런을 사용하여 머신러닝 선형 회귀 분석을 하기 위한 LinearRegression과 데이터셋 분리 작업을 위한 train test split, 성능 측정을 위한 평가 지표인 mean squared error, r2 score를 임포트
- In [7]: 자동차 연비를 예측하는 것이 프로젝트의 목표이므로, mpg 피처를 회귀식의 종속 변수 Y로 설정하고, mpg를 제외한 나머지 피처를 독립 변수 X로 설정
- In [8]: 데이터를 7:3 비율 test_size=0.3로 분할하여 train_test_split() 학습 데이터와 평가 데이터로 설정

```
In [6]: from sklearn.linear_model import LinearRegression from sklearn.model_selection import train_test_split from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score

In [7]: # X, Y 분할하기
Y = data_df['mpg']
X = data_df.drop(['mpg'], axis=1, inplace=False)

In [8]: # 훈련용 데이터와 평가용 데이터 분할하기
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X, Y, test_size=0.3, random_state=0)
```

5 분석 모델 구축, 결과 분석 및 시각화

1. 선형 회귀 분석 모델 구축하기

1. 자동차 연비 예측을 위해 다음과 같이 선형 회귀 분석 모델을 구축

```
In [9]: 선형 회귀 분석 모델 객체인 Ir을 생성
In [10]: 학습 데이터 Xx_train와 Yy_train를 가지고 학습을 수행fit()
In [11]: 평가 데이터 Xx test로 예측을 수행하여predict() 예측값 Yy predict를 구함
```

```
In [9]: # 선형회귀분석 : 모델 생성
Ir = LinearRegression()

In [10]: # 선형회귀분석 : 모델 훈련
Ir.fit(X_train, Y_train)

Out [10]: LinearRegression()

In [11]: # 선형회귀분석 : 평가 데이터에 대한 예측 수행 -> 예측 결과 Y_predict 구하기
Y_predict = Ir.predict(X_test)
```

5 분석 모델 구축, 결과 분석 및 시각화

1. 선형 회귀 분석 모델 구축하기

2. 평가 지표를 통해 선형 회귀 분석 모델을 평가하고 회귀 계수를 확인하여 자동차 연비에 끼치는 피처의 영향을 분석

In [12]: 회귀 분석은 지도 학습이므로 평가 데이터 X에 대한 YY_test를 이미 알고 있음. 평가 데이터의 결과값Y_test과 예측 결과값Y_predict의 오차를 계산하여 모델을 평가.

- mean_ squared_error()를 이용하여 평가 지표 MSE를 구하고, 제곱근을 계산하여 평가 지표 RMSE를 구함. 그리고 r2_score()를 이용하여 평가 지표 R²을 구함

In [13]: 선형 회귀의 **Y절편Ir.intercept**_과 각 피처의 **회귀 계수Ir.coef**_를 확인

5 분석 모델 구축, 결과 분석 및 시각화

- 1. 선형 회귀 분석 모델 구축하기
 - 2. 평가 지표를 통해 선형 회귀 분석 모델을 평가하고 회귀 계수를 확인하여 자동차 연비에 끼치는 피처의 영향을 분석
 - In [14]: 회귀 모델에서 구한 회귀 계수 값Ir.coef_과 피처 이름X.columns을 묶어서 Series 자료 형으로 만들고, 회귀 계수 값을 기준으로 내림차순ascending = False으로 정렬sort values()하여 회귀 계수 값이 큰 항목을 확인

☞ 회귀 모델 결과로 구성한 자동차 연비 예측 회귀식

Ympg = -0.14Xcylinders + 0.01Xdisplacement - 0.01Xweight + 0.20Xacceleration + 0.76Xmodel year - 17.55

5 분석 모델 구축, 결과 분석 및 시각화

2. 산점도+선형 회귀 그래프로 시각화하기

1. 피처 중에서 타깃인 mpg를 제외하고 5개 피터가 회귀 분석에 미치는 영향을 시각화

```
In [15]: 시각화에 필요한 모듈을 임포트
In [16]: subplots()를 사용하여 독립 변수인 5개 피처['model_year', 'acceleration', 'displacement', 'weight', 'cylinders']와
```

종속 변수인 연비mpg 와의 회귀 관계를 보여주는 5개 그래프를 2행 3열 구조로 나타냄

```
In [15]: import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

In [16]: fig, axs = plt.subplots(figsize=(16, 16), ncols=3, nrows=2)

x_features = ['model_year', 'acceleration', 'displacement', 'weight', 'cylinders']
plot_color = ['r', 'b', 'y', 'g', 'r']

for i, feature in enumerate(x_features):
    row = int(i/3)
    col = i%3
    sns.regplot(x=feature, y='mpg', data=data_df, ax=axs[row][col], color=plot_color[i])
```

5 분석 모델 구축, 결과 분석 및 시각화

2. 산점도+선형 회귀 그래프로 시각화하기

1. 피처 중에서 타깃인 mpg를 제외하고 5개 피터가 회귀 분석에 미치는 영향을 시각화

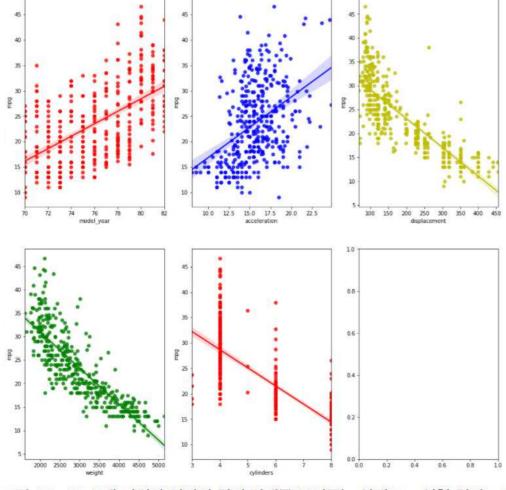


그림 10-12 5개 피처와 연비의 회귀 관계를 보여주는 산점도 + 선형 회귀 그래프

5 분석 모델 구축, 결과 분석 및 시각화

- 2. 산점도+선형 회귀 그래프로 시각화하기
 - 2. 완성된 자동차 연비 예측 모델을 사용하여 임의의 데이터를 입력하면 연비를 예측할 수 있음

In [17]: 5개 항목(독립 변수)을 입력하면 변수에 저장

In [17]: print("연비를 예측하고 싶은 차의 정보를 입력해주세요.")

cylinders_1 = int(input("cylinders: "))
 displacement_1 = int(input("displacement: "))
 weight_1 = int(input("weight: "))
 acceleration_1 = int(input("acceleration: "))
 model_year_1 = int(input("model_year: "))

연비를 예측하고 싶은 차의 정보를 입력해주세요.
 cylinders: 8
 displacement: 350
 weight: 3200
 acceleration: 22
 model_year: 99

5 분석 모델 구축, 결과 분석 및 시각화

- 2. 산점도+선형 회귀 그래프로 시각화하기
 - 2. 완성된 자동차 연비 예측 모델을 사용하여 임의의 데이터를 입력하면 연비를 예측할 수 있음

In [18]: 변수를 회귀 모델에 적용하여 예측 결과값을 구함

```
In [18]: mpg_predict = Ir.predict([[cylinders_1, displacement_1, weight_1, acceleration_1 , model_year_1]])
In [19]: print("이 자동차의 예상 연비(mpg)는 %.2f 입니다." %mpg_predict)
이 자동차의 예상 연비(mpg)는 41.32 입니다.
```



감사합니다.