

[7주차] 나의 첫 예측 모델: 선형 회귀 실습 🤖

안녕하세요! 7주차 수업에 오신 것을 환영합니다.
지난 4주간 파이썬 기초를 배웠으니, 이제 직접 머신러닝 모델을 만들어 보겠습니다.

1주차에 이론으로 배웠던 선형 회귀를 기억하시나요?
Cost를 최소화하여 최적의 직선(W, b)을 찾는 과정이었습니다.

오늘은 **scikit-learn** 라이브러리를 사용해서
이 모든 과정을 코드로 직접 구현해 보겠습니다.

▣ 모듈 1: 머신러닝 프로젝트의 전체 그림

1주차에 우리는 Cost를 최소화하는 최적의 W와 b를 찾기 위해

여러 후보 직선들을 직접 비교해보았습니다.

scikit-learn은 이 복잡한 최적화 과정을
model.fit()이라는 간단한 명령어 하나로 해결해줍니다.

표준 머신러닝 작업 순서 (Workflow):

앞으로 우리가 진행할 모든 머신러닝 프로젝트에서 따를 표준 흐름입니다.

이 5단계를 꼭 기억해주시기 바랍니다.

1. 데이터 준비 (Prepare Data)
2. 데이터 분리 (Split Data)
3. 모델 학습 (Train Model)
4. 성능 평가 (Evaluate Model)
5. (활용) 예측 (Predict)

▣ 모듈 2: 단계별 선형 회귀 모델링

캘리포니아 주택 가격 데이터를 사용하여 모델링을 진행합니다.

"평균 방 개수와 주택 가격에 어떤 영향을 미치는가?"

이 질문에 답하는 예측 모델을 단계별로 함께 만들어 보겠습니다.

1단계: 데이터 준비

가장 먼저, 분석에 필요한 도구(라이브러리)와 데이터를 불러와야 합니다.

```
In [1]: # 필요한 라이브러리를 불러옵니다.
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.datasets import fetch_california_housing
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LinearRegression

# scikit-learn에 내장된 데이터를 불러옵니다.
housing = fetch_california_housing()
```

데이터가 로드되었습니다.

이제 이 데이터셋에서 우리가 사용할 '문제(X)'와 '정답(y)'을 지정해야 합니다.

- 문제(X): '평균 방 개수' (AveRooms)
- 정답(y): '주택 가격 중앙값' (MedHouseVal)

[보충] scikit-learn 모델이 요구하는 데이터 형태

모델에 데이터를 입력하기 전에, scikit-learn의 기본 설계 원칙을 이해해야 합니다.

1. 기본 방정식 (Scalar → Scalar)

우리가 아는 최선의 방정식은 $y = wx + b$ 입니다.

하나의 입력(x)이 하나의 출력(y)을 만듭니다.

- $x = 10$ (1시간 공부) $\rightarrow y = 95$ (95점)

2. 여러 데이터 처리 (Vector → Vector)

하지만 실제 데이터는 여러 개입니다.

따라서 입력(x)과 출력(y)은 여러 값들로 담은 벡터(1차원 배열)가 됩니다.

- $X = [10, 5, 8] \rightarrow y = [95, 70, 88]$

3. 여러 특징 처리 (Matrix → Vector)

더 나아가, '공부 시간' 외에 '수면 시간'이라는 특징이 추가되면 입력은 어떻게 될까요?

입력은 행렬(Matrix, 2차원 배열)이 됩니다.

4. 입력 행렬:

- $[[10, 8], (학생: 공부 10, 수면 8)]$
- $[[5, 6], (학생: 공부 5, 수면 6)]$
- $[[8, 9]], (학생: 공부 8, 수면 9)$

5. y (출력 벡터):

- $[95, 70, 88]$

scikit-learn의 경우:

가장 일반적인 3번 케이스(Matrix → Vector)를 기본으로 설계되었습니다.

모델의 입력 X는 항상 (데이터 개수, 특징 개수) 형태의 2차원 배열어야 합니다.

- $(n_samples, n_features)$

이것이 우리가 특징을 하나만 사용하더라도,

$n_features$ 를 1로 갖는 2차원 배열로 만들어야 하는 이유입니다.

위의 설명에 따라, 이제 데이터셋은

우리가 사용할 '문제(X)'와 '정답(y)'을 옮겨온 형태로 지정하겠습니다.

```
In [10]: # housing.data[:, 2] -> (20640,) shape의 1D 벡터
# housing.data[:, 2:3] -> (20640, 1) shape의 2D 행렬

# 'AveRooms' 특징(5번 인덱스)을 2D 배열 형태로 추출
X = housing.data[:, 2:3]
y = housing.target
```

데이터를 모델에 넣기 전에,

우리의 가설("방 개수와 가격은 선형 관계일 것이다")이 타당한지

눈으로 직접 확인하는 것이 좋습니다.

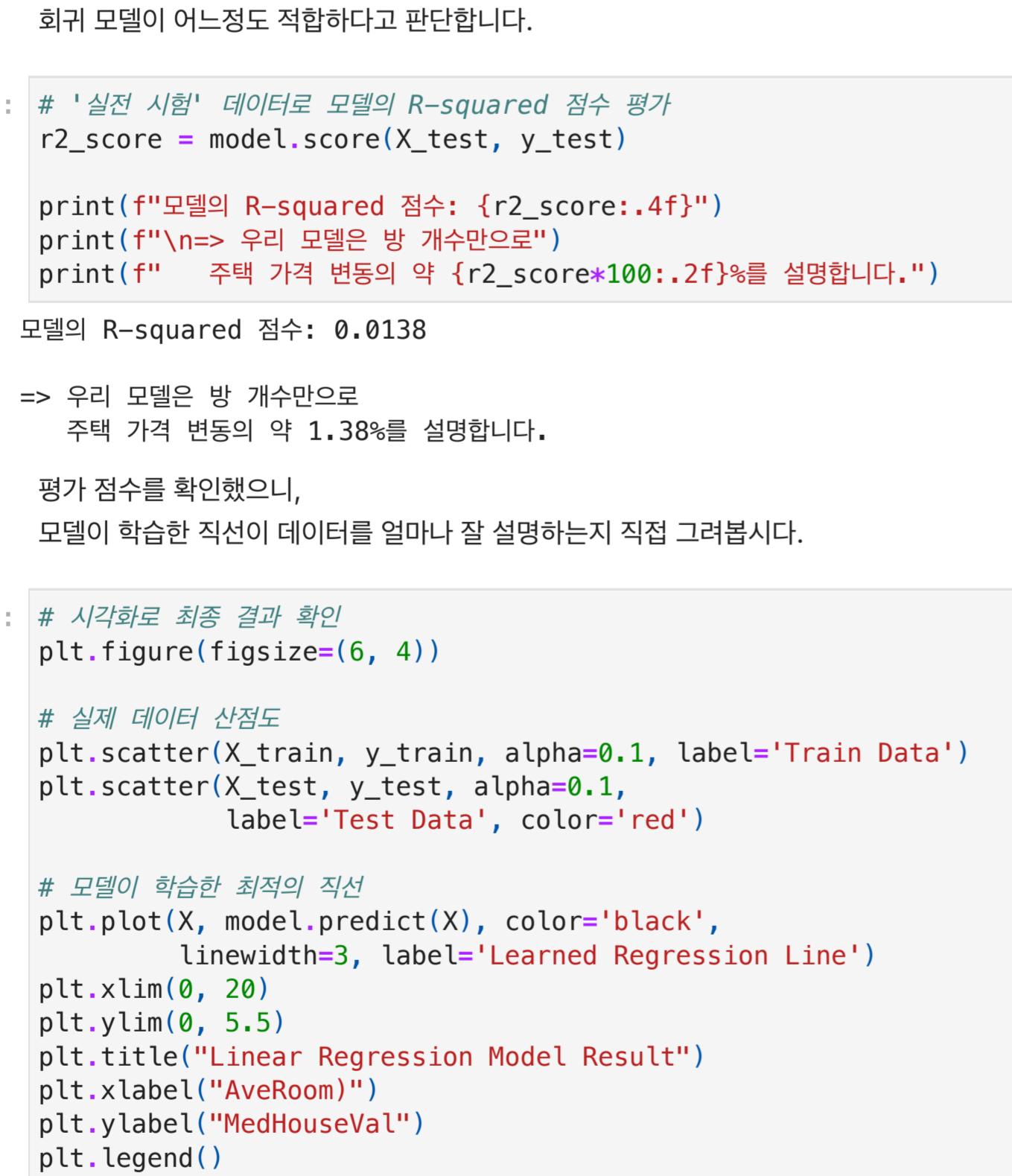
이를 데이터 탐색(Exploratory Data Analysis, EDA)이라고 하며,

시작하는 가장 기본적인 탐색 방법입니다.

```
In [24]: # 선정도(scatter plot)로 데이터의 관계를 확인
plt.figure(figsize=(6, 4))
plt.scatter(X, y, alpha=0.1)

plt.title("Average number of rooms vs. price")
plt.xlim(0, 20)
plt.xlabel("AveRooms")
plt.ylabel("MedHouseVal")
plt.grid(True)
plt.show()
```

Average number of rooms vs. price



2단계: 데이터 분리

이제 모델링을 준비할 차례입니다.

1주차에 배운 것처럼,

모델의 진짜 실력을 평가하려면 데이터를 '연습 문제'와 '실전 시험'으로 나눠야 합니다.

train_test_split 함수를 사용합니다.

```
In [20]: # 데이터를 8:2 비율로 분리
# random_state=42 : 재현성을 위해 랜덤 시드를 고정
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, y, test_size=0.2, random_state=42
)
```

연습 문제 개수: 16512개

실전 시험 개수: 4128개

3단계: 모델 학습

데이터 준비가 끝났습니다.

이제 scikit-learn의 LinearRegression 모델을 불러와

'연습 문제' 데이터로 학습시켜 보겠습니다.

model.fit() 함수가 바로 이 '학습'을 수행합니다.

```
In [21]: # 1. 선형 회귀 모델 객체(인스턴스) 생성
model = LinearRegression()

# 2. '연습 문제'로 모델 학습 (fit)
# 이 코드가 최적의 W와 b를 자동으로 찾아줍니다.
model.fit(X_train, y_train)

print("모델 학습이 완료되었습니다!")
```

모델 학습이 완료되었습니다!

'학습이 끝났다는 것은,

모델이 최적의 기울기(W)와 절편(b)을 찾았다는 의미입니다.

model.coef_ 와 model.intercept_로 학습된 결과를 확인할 수 있습니다.

```
In [22]: # 학습된 모델이 찾은 최적의 W와 b 확인
W = model.coef_[0]
b = model.intercept_

print(f"학습된 기울기(W): {W:.4f}")
print(f"학습된 절편(b): {b:.4f}")
print(f"n=3에 최종 모델: y = {W:.4f} * x + {b:.4f}")

학습된 기울기(W): 0.0768
학습된 절편(b): 1.6548
```

=> 최종 모델: $y = 0.0768 * x + 1.6548$

▣ 모듈 3: 그래서 이 모델, 얼마나 좋을까?

• R-squared (R², 결정 계수): 회귀 모델의 성능을 평가하는 대표 지표입니다.

• 의미: 모델이 데이터의 변동성을 몇 퍼센트나 설명하는지를 나타냅니다.

- $R^2 = 1.0$ 이면 완벽한 설명 (100%)
- $R^2 = 0.0$ 이면 전혀 설명 못함 (0%)

• model.score() : '실전 시험(Test set)' 데이터로 R^2 값을 계산하여 일반화 성능을 평가합니다.

• model.predict() : 학습된 모델을 사용하여 새로운 데이터에 대한 예측값을 얻습니다.

```
In [23]: # '실전 시험' 데이터로 모델의 R-squared 점수 퍼기
# r2_score = model.score(X_test, y_test)
print(f"모델의 R-squared 점수: {r2_score:.4f}")
print(f"n=3에 최종 모델: y = {W:.4f} * x + {b:.4f}")

모델의 R-squared 점수: 0.0138
```

→ 모델 학습은 3번의 예측에 1.38%를 설명합니다.

모델이 절편을 통해 1번의 예측에 1.38%를 설명합니다.

모델이 최적의 기울기(W)와 절편(b)을 찾았다는 의미입니다.

model.coef_ 와 model.intercept_로 학습된 결과를 확인할 수 있습니다.

```
In [24]: # 1. 선형 회귀 모델 객체(인스턴스) 생성
model = LinearRegression()

# 2. '연습 문제'로 모델 학습 (fit)
# 이 코드가 최적의 W와 b를 자동으로 찾아줍니다.
model.fit(X_train, y_train)

print("모델 학습이 완료되었습니다!")
```

모델 학습이 완료되었습니다!

'학습이 끝난다는 것은,

모델이 최적의 기울기(W)와 절편(b)을 찾았다는 의미입니다.

model.coef_ 와 model.intercept_로 학습된 결과를 확인할 수 있습니다.

```
In [25]: # 학습된 모델이 찾은 최적의 W와 b 확인
W = model.coef_[0]
b = model.intercept_

print(f"학습된 기울기(W): {W:.4f}")
print(f"학습된 절편(b): {b:.4f}")
print(f"n=3에 최종 모델: y = {W:.4f} * x + {b:.4f}")

학습된 기울기(W): 0.0768
학습된 절편(b): 1.6548
```

→ 모델 학습은 3번의 예측에 1.38%를 설명합니다.

모델이 절편을 통해 1번의 예측에 1.38%를 설명합니다.

모델이 최적의 기울기(W)와 절편(b)을 찾았다는 의미입니다.

model.coef_ 와 model.intercept_로 학습된 결과를 확인할 수 있습니다.

```
In [26]: # 1. 선형 회귀 모델 객체(인스턴스) 생성
model = LinearRegression()

# 2. '연습 문제'로 모델 학습 (fit)
# 이 코드가 최적의 W와 b를 자동으로 찾아줍니다.
model.fit(X_train, y_train)

print("모델 학습이 완료되었습니다!")
```

모델 학습이 완료되었습니다!

'학습이 끝난다는 것은,

모델이 최적의 기울기(W)와 절편(b)을 찾았다는 의미입니다.

model.coef_ 와 model.intercept_로 학습된 결과를 확인할 수 있습니다.

```
In [27]: # 학습된 모델이 찾은 최적의 W와 b 확인
W = model.coef_[0]
b = model.intercept_

print(f"학습된 기울기(W): {W:.4f}")
print(f"학습된 절편(b): {b:.4f}")
print(f"n=3에 최종 모델: y = {W:.4f} * x + {b:.4f}")

학습된 기울기(W): 0.0768
학습된 절편(b): 1.6548
```

→ 모델 학습은 3번의 예측에 1.38%를 설명합니다.

모델이 절편을 통해 1번의 예측에 1.38%를 설명합니다.

모델이 최적의 기울기(W)와 절편(b)을 찾았다는 의미입니다.

model.coef_ 와 model.intercept_로 학습된 결과를 확인할 수 있습니다.

```
In [28]: # 1. 선형 회귀 모델 객체(인스턴스) 생성
model = LinearRegression()

# 2. '연습 문제'로 모델 학습 (fit)
# 이 코드가 최적의 W와 b를 자동으로 찾아줍니다.
model.fit(X_train, y_train)

print("모델 학습이 완료되었습니다!")
```

모델 학습이 완료되었습니다!

'학습이 끝난다는 것은,

모델이 최적의 기울기(W)와 절편(b)을 찾았다는 의미입니다.

model.coef_ 와 model.intercept_로 학습된 결과를 확인할 수 있습니다.

```
In [29]: # 학습된 모델이 찾은 최적의 W와 b 확인
W = model.coef_[0]
b = model.intercept_

print(f"학습된 기울기(W): {W:.4f}")
print(f"학습된 절편(b): {b:.4f}")
print(f"n=3에 최종 모델: y = {W:.4f} * x + {b:.4f}")

학습된 기울기(W): 0.0768
학습된 절편(b): 1.6548
```

→ 모델 학습은 3번의 예측에 1.38%를 설명합니다.

모델이 절편을 통해 1번의 예측에 1.38%를 설명합니다.

모델이 최적의 기울기(W)와 절편(b)을 찾았다는 의미입니다.

model.coef_ 와 model.intercept_로 학습된 결과를 확인할 수 있습니다.

```
In [30]: # 1. 선형 회귀 모델 객체(인스턴스) 생성
model = LinearRegression()

# 2. '연습 문제'로 모델 학습 (fit)
# 이 코드가 최적의 W와 b를 자동으로 찾아줍니다.
model.fit(X_train, y_train)

print("모델 학습이 완료되었습니다!")
```

모델 학습이 완료되었습니다!

'학습이 끝난다는 것은,

모델이 최적의 기울기(W)와 절편(b)을 찾았다는 의미입니다.

model.coef_ 와 model.intercept_로 학습된 결과를 확인할 수 있습니다.