2장 머신러닝 프로젝트 처음부터 끝까지 (1부)

감사의 글

자료를 공개한 저자 오렐리앙 제롱과 강의자료를 지원한 한빛아카데미에게 진심어린 감사를 전합니다.

주요 내용

- 주택 가격을 예측하는 회귀 작업을 살펴보면서 선형 회귀, 결정 트리, 랜덤 포레스트 등 여러 알고리즘의 기본 사용법 소개

- 머신러닝 시스템 전체 훈련 과정 살펴보기

2.1 실제 데이터로 작업하기

- 유명한 공개 데이터 저장소
    - UC 얼바인(UC Irvine) 대학교 머신러닝 저장소 (http://archive.ics.uci.edu/ml)
    - 캐글(Kaggle) 데이터셋 (http://www.kaggle.com/datasets)
    - 아마존 AWS 데이터셋 (https://registry.opendata.aws)

- 메타 포털(공개 데이터 저장소가 나열)
    - 데이터 포털(Data Portals) (http://dataportals.org)
    - 오픈 데이터 모니터(Open Data Monitor) (http://opendatamonitor.eu)
    - 퀀들(Quandl) (http://quandl.com)

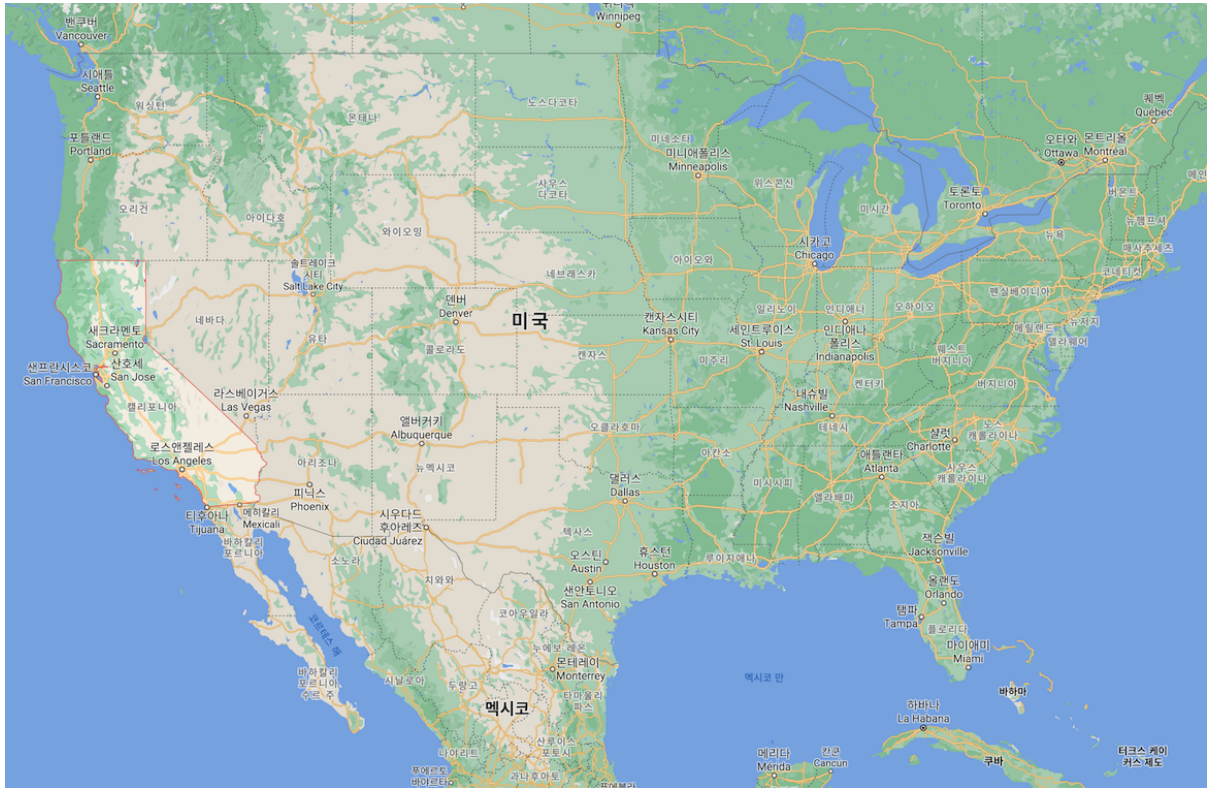
- 인기 있는 공개 데이터 저장소가 나열되어 있는 다른 페이지
    - 위키백과 머신러닝 데이터셋 목록 (https://goo.gl/SJHN2k)
    - Quora.com (https://homl.info/10)
    - 데이터셋 서브레딧(subreddit) (http://www.reddit.com/r/datasets)

2.2 큰 그림 보기

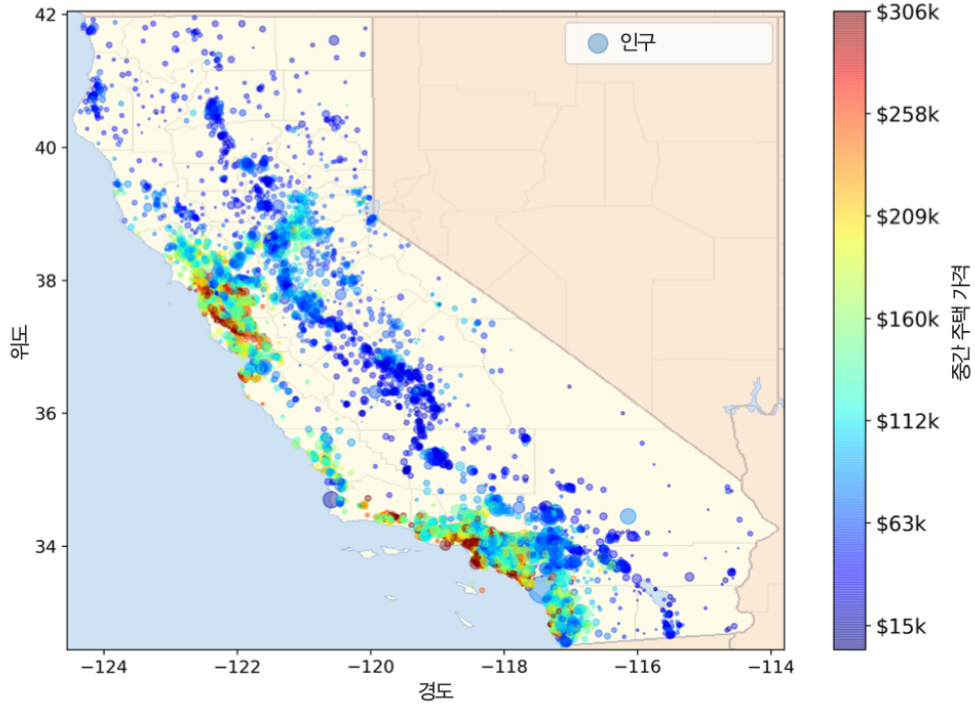
주어진 데이터

- 미국 캘리포니아 주의 20,640개 지역별 인구조사 데이터
- 특성 10개: 경도, 위도, 중간 주택 연도, 방의 총 개수, 침실 총 개수, 인구, 가구 수, 중간 소득, 중간 주택 가격, 해안 근접도
- 목표: 구역별 중간 주택 가격 예측 시스템(모델) 구현하기

- 미국 지도


미국
멕시코
Winnipeg
Vancouver
Seattle
Portland
Quebec
Ottawa
Montreal
Toronto
Minneapolis
Chicago
Salt Lake City
Denver
Kansas City
St. Louis
Indianapolis
Sacramento
San Francisco
San Jose
Las Vegas
Albuquerque
Nashville
Charlotte
Atlanta
Los Angeles
Phoenix
Dallas
Tijuana
Mexicali
Ciudad Juárez
Houston
Austin
San Antonio
Jacksonville
Orlando
Tampa
Miami
Monterrey
La Habana
Cancun
Merida
쿠바

- 캘리포니아 지도


인구
42
40
38
36
34
위도
−124
−122
−120
−118
−116
−114
경도
$306k
$258k
$209k
$160k
$112k
$63k
$15k
중간 주택 가격

2.2.1 문제 정의

- 지도 학습(supervised learning)
    - 레이블: 구역별 중간 주택 가격

- 회귀(regression): 중간 주택 가격 예측
    - 다중 회귀(multiple regression): 여러 특성을 활용한 예측
    - 단변량 회귀(univariate regression): 구역마다 하나의 가격만 예측

- 배치 학습(batch learning): 빠르게 변하는 데이터에 적응할 필요가 없음

2.2.2 성능 측정 지표 선택

사용하는 모델에 따라 모델 성능 측정 기준(norm)을 다르게 선택한다. 선형 회귀 모델의 경우 일반적으로 아래 두 기준 중 하나를 사용한다.

- 평균 제곱근 오차(RMSE)
- 평균 절대 오차(MAE)

평균 제곱근 오차(root mean square error, RMSE)

- 유클리디안 노름(Euclidean norm) 또는 ℓ_2 노름(norm)으로도 불림
- 참고: 노름(norm)은 거리 측정 기준을 나타냄.

$$\text{RMSE}(\mathbf{X}, h) = \sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(h(\mathbf{x}^{(i)}) - y^{(i)})^2}$$

- 기호 설명
    - $\mathbf{X}$: 훈련 데이터셋 전체 샘플들의 특성값들로 구성된 행렬, 레이블(타겟) 제외.
    - $\mathbf{x}^{(i)}$: i 번째 샘플의 전체 특성값 벡터. 레이블(타겟) 제외.
    - $y^{(i)}$: i 번째 샘플의 레이블
    - h: 예측 함수
    - $\hat{y}^{(i)} = h(\mathbf{x}^{(i)})$: i번째 샘플에 대한 예측 값

평균 절대 오차(mean absolute error, MAE)

- MAE는 맨해튼 노름 또는 ℓ_1 노름으로도 불림

$$\mathrm{MAE}(\mathbf{X}, h) = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} | h(\mathbf{x}^{(i)}) - y^{(i)}|$$

- 이상치가 많은 경우 활용
- ℓ_1 노름과 ℓ_2 노름을 일반해서 ℓ_n 노름을 정의할 수도 있음
- RMSE가 MAE보다 이상치에 더 민감하지만, 이상치가 많지 않을 경우 일반적으로 RMSE 사용

2.3 데이터 가져오기

참고

- 여기서부터 코랩 노트북 함께 참조

2.3.2 데이터 다운로드

- 저자의 깃허브 저장소에 있는 압축파일 다운로드
- 압축파일을 풀어 csv 파일로 저장

2.3.3 데이터 구조 훑어보기

데이터셋 기본 정보 확인

- pandas의 데이터프레임 활용
    - `head()`, `info()`, `describe()`, `hist()` 등을 사용하여 데이터 구조 훑어보기

`head()` 메서드 활용 결과

```
In [5]: housing.head()
```

Out[5]:

	longitude	latitude	housing_median_age	total_rooms	total_bedrooms	populatio
0	-122.23	37.88	41.0	880.0	129.0	322.(
1	-122.22	37.86	21.0	7099.0	1106.0	2401.(
2	-122.24	37.85	52.0	1467.0	190.0	496.(
3	-122.25	37.85	52.0	1274.0	235.0	558.(
4	-122.25	37.85	52.0	1627.0	280.0	565.(

`info()` 메서드 활용 결과

```
[6]   1 housing.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 20640 entries, 0 to 20639
Data columns (total 10 columns):
 #   Column              Non-Null Count  Dtype  
---  ------              --------------  -----  
 0   longitude           20640 non-null  float64
 1   latitude            20640 non-null  float64
 2   housing_median_age  20640 non-null  float64
 3   total_rooms         20640 non-null  float64
 4   total_bedrooms      20433 non-null  float64
 5   population          20640 non-null  float64
 6   households          20640 non-null  float64
 7   median_income       20640 non-null  float64
 8   median_house_value  20640 non-null  float64
 9   ocean_proximity     20640 non-null  object 
dtypes: float64(9), object(1)
memory usage: 1.6+ MB
```

- 구역 수: 20,640개
- 구역별로 경도, 위도, 중간 주택 연도, 해안 근접도 등 총 10개의 조사 항목
    - '해안 근접도'는 범주형 특성이고 나머지는 수치형 특성.
- '방의 총 개수'의 경우 누락된 데이터인 207개의 null 값 존재

범주형 특성 탐색

- '해안 근접도'는 5개의 범주로 구분

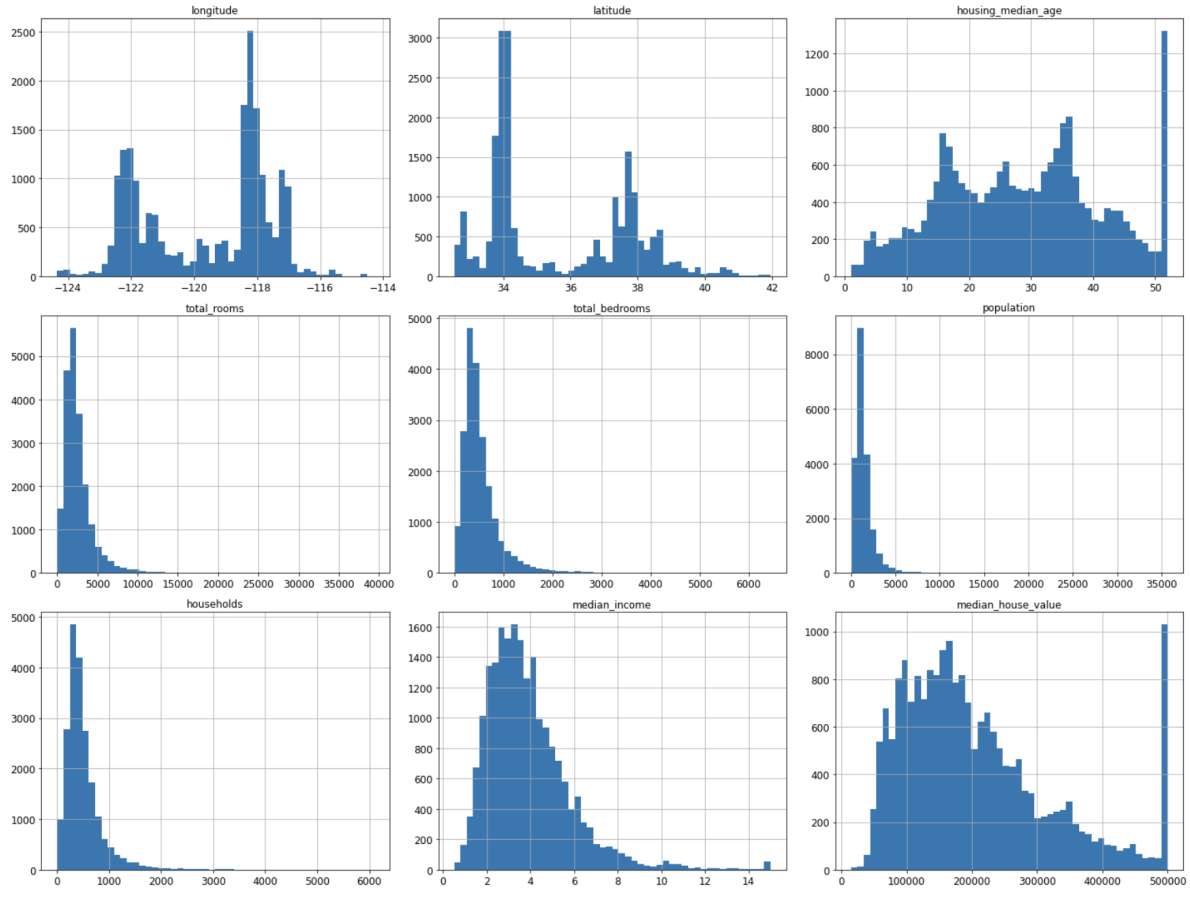
특성값	설명
<1H OCEAN	해안에서 1시간 이내
INLAND	내륙
NEAR OCEAN	해안 근처
NEAR BAY	샌프란시스코의 Bay Area 지역
ISLAND	섬

수치형 특성 탐색

```
[11]  1 housing.describe()
```

	longitude	latitude	housing_median_age	total_rooms	total_bedrooms	population	households	median_income	median_house_value
count	20640.000000	20640.000000	20640.000000	20640.000000	20433.000000	20640.000000	20640.000000	20640.000000	20640.000000
mean	-119.569704	35.631861	28.639486	2635.763081	537.870553	1425.476744	499.539680	3.870671	206855.816909
std	2.003532	2.135952	12.585558	2181.615252	421.385070	1132.462122	382.329753	1.899822	115395.615874
min	-124.350000	32.540000	1.000000	2.000000	1.000000	3.000000	1.000000	0.499900	14999.000000
25%	-121.800000	33.930000	18.000000	1447.750000	296.000000	787.000000	280.000000	2.563400	119600.000000
50%	-118.490000	34.260000	29.000000	2127.000000	435.000000	1166.000000	409.000000	3.534800	179700.000000
75%	-118.010000	37.710000	37.000000	3148.000000	647.000000	1725.000000	605.000000	4.743250	264725.000000
max	-114.310000	41.950000	52.000000	39320.000000	6445.000000	35682.000000	6082.000000	15.000100	500001.000000

수치형 특성별 히스토그램



2.3.4 테스트 세트 만들기

- 모델 학습 시작 이전에 준비된 데이터셋을 훈련 세트과 테스트 세트로 구분
    - 테스트 세트 크기: 전체 데이터 셋의 20%

- 테스트 세트에 포함된 데이터는 미리 분석하지 말 것.
    - 미리 분석 시 **데이터 스누핑 편향**을 범할 가능성이 높아짐
    - 미리 보면서 알아낸 직관이 학습 모델 설정에 영향을 미칠 수 있음

- 훈련 세트와 데이터 세트를 구분하는 방식에 따라 결과가 조금씩 달라짐
    - 무작위 샘플링 vs. 계층적 샘플링

- 여기서는 계층적 샘플링 활용

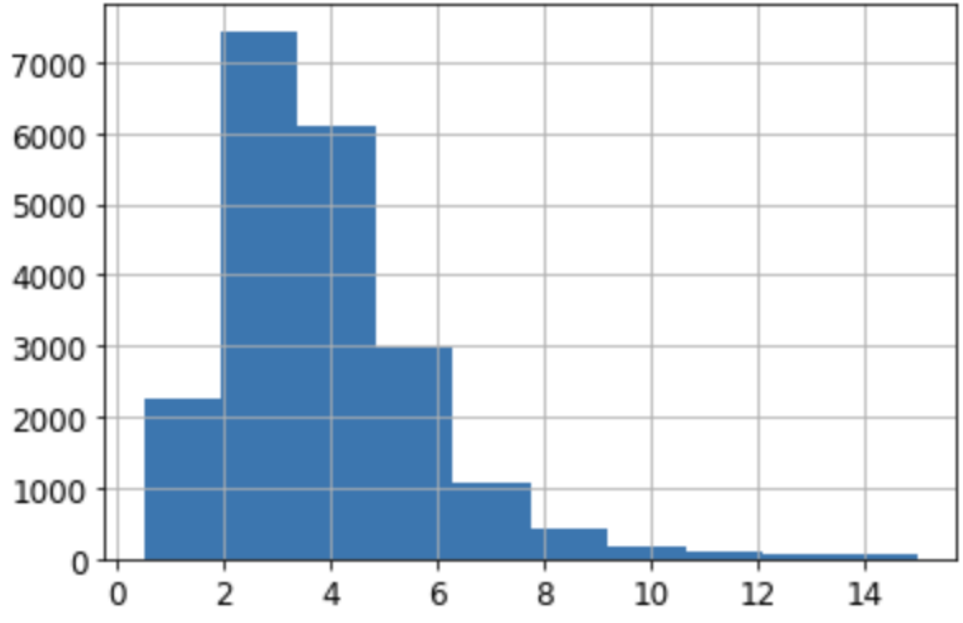
계층적 샘플링

- 계층: 동질 그룹
    - 예제: 소득별 계층

- 테스트 세트: 전체 계층을 대표하도록 각 계층별로 적절한 샘플 추출

- 예제: 소득 범주
    - 계층별로 충분한 크기의 샘플이 포함되도록 지정해야 학습 과정에서 편향이 발생하지 않음
    - 특정 소득 구간에 포함된 샘플이 과하게 적거나 많으면 해당 계층의 중요도가 과대 혹은 과소 평가됨

- 전체 데이터셋의 중간 소득 히스토그램 활용



- 대부분 구역의 중간 소득이 **1.5~6.0**(15,000~60,000$) 사이

- 소득 구간을 아래 숫자를 기준으로 5개로 구분

```
[0, 1.5, 3.0, 4.6, 6.0, np,inf]
```

계층 샘플링과 무작위 샘플링 비교

	전체	계층 샘플링	무작위 샘플링	무작위 샘플링 오류율	계층 샘플링 오류율
1	0.039826	0.039729	0.040213	0.973236	-0.243309
2	0.318847	0.318798	0.324370	1.732260	-0.015195
3	0.350581	0.350533	0.358527	2.266446	-0.013820
4	0.176308	0.176357	0.167393	-5.056334	0.027480
5	0.114438	0.114583	0.109496	-4.318374	0.127011

2.4 데이터 이해를 위한 탐색과 시각화

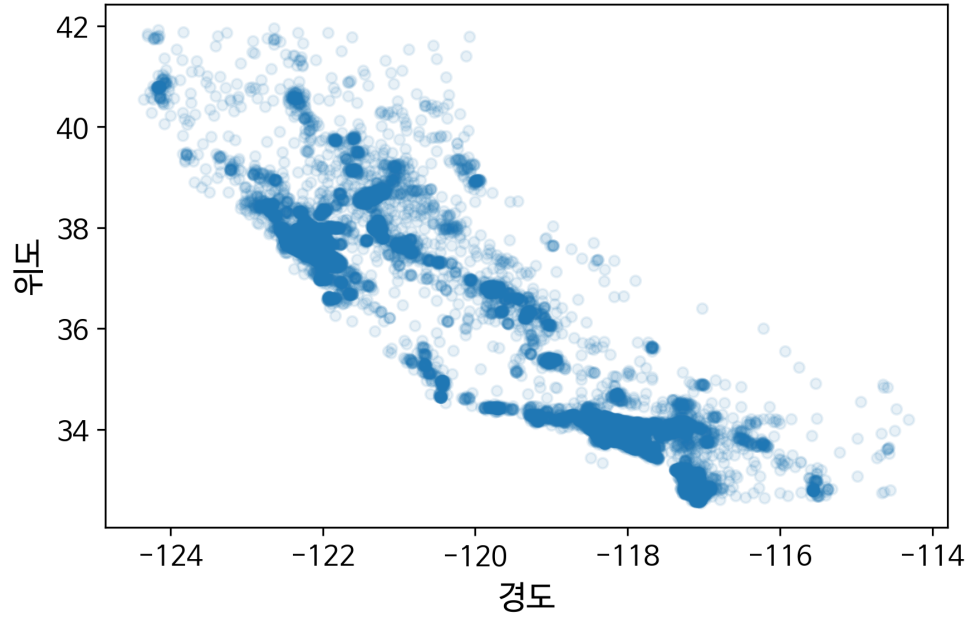
주의 사항

- 테스트 세트를 제외한 훈련 세트에 대해서만 시각화를 이용하여 탐색
- 데이터 스누핑 편향 방지 용도

2.4.1 지리적 데이터 시각화

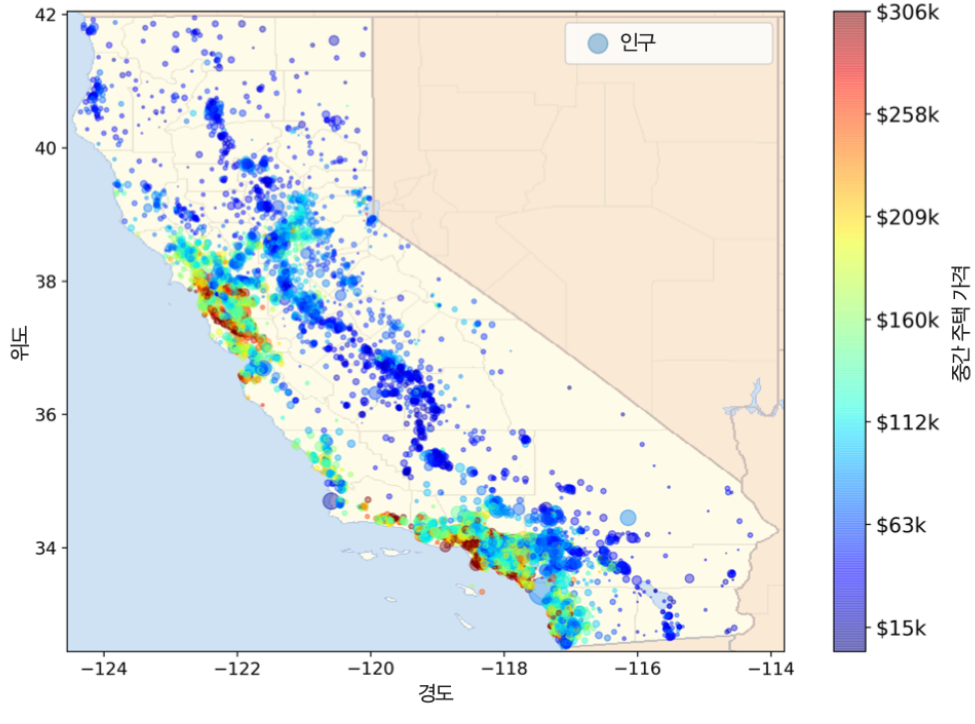
- 구역이 집결된 지역과 그렇지 않은 지역 구분 가능

- 샌프란시스코의 베이 에어리어, LA, 샌디에고 등 밀집된 지역 확인 가능



- 주택 가격이 해안 근접도 또는 인구 밀도와 관련이 큼

- 해안 근접도: 위치에 따라 다르게 작용
    - 대도시 근처: 해안 근처 주택 가격이 상대적 높음
    - 북부 캘리포니아 지역: 높지 않음



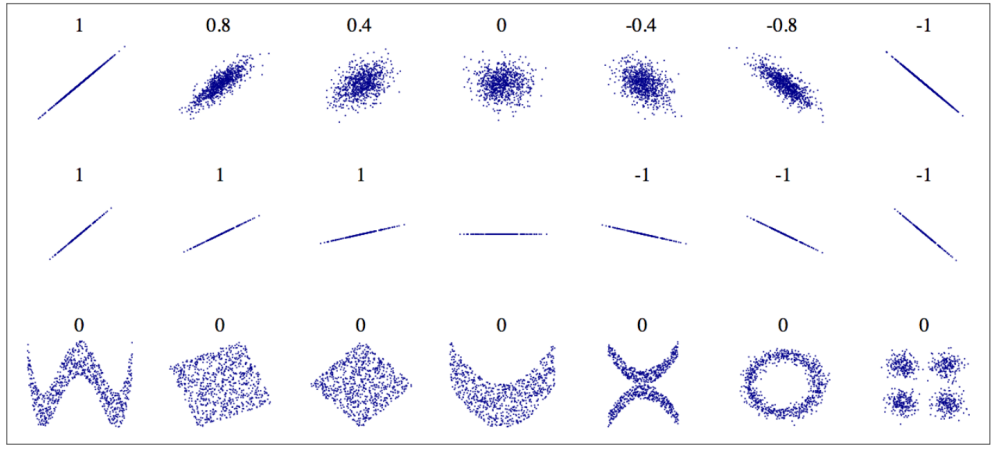
2.4.2 상관관계 조사

- 중간 주택 가격 특성과 다른 특성 사이의 상관관계: 상관계수 활용

```
In [39]: corr_matrix["median_house_value"].sort_values(ascending=False)

Out[39]: median_house_value    1.000000
         median_income         0.687160
         total_rooms           0.135097
         housing_median_age    0.114110
         households            0.064506
         total_bedrooms        0.047689
         population           -0.026920
         longitude            -0.047432
         latitude             -0.142724
         Name: median_house_value, dtype: float64
```

상관계수의 특징



<그림 출처: 위키백과 (https://en.wikipedia.org/wiki/Pearson_correlation_coefficient)>

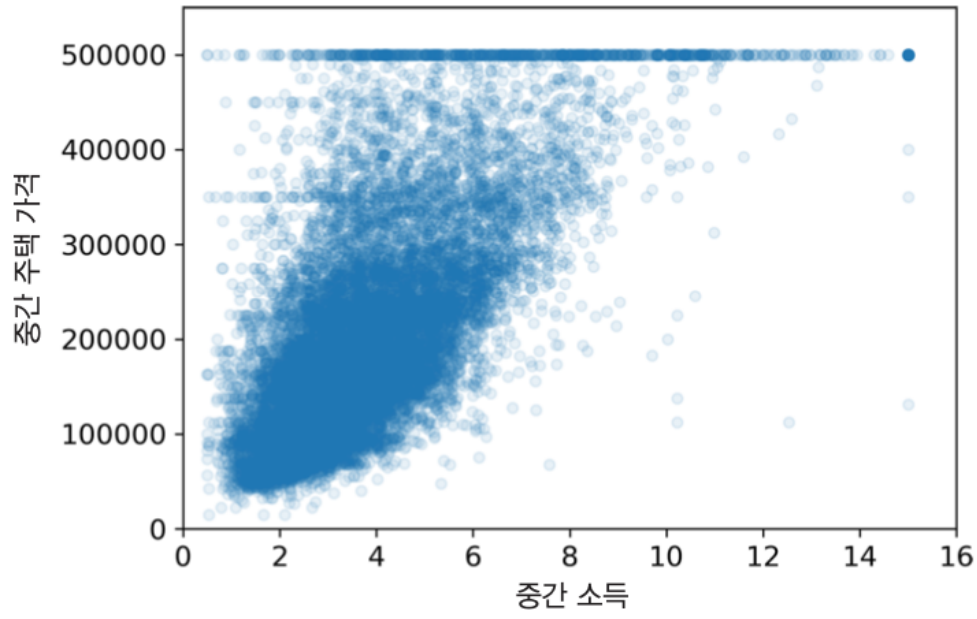
- 상관계수: $[-1, 1]$ 구간의 값
- 1에 가까울 수록: 강한 양의 선형 상관관계
- -1에 가까울 수록: 강한 음의 선형 상관관계
- 0에 가까울 수록: 매우 약한 선형 상관관계

주의사항

- 상관계수가 0에 가까울 때: 선형 관계가 거의 없다는 의미이지, 아무런 관계가 없다는 의미는 아님
- 상관계수는 기울기와 아무 연관 없음

상관계수를 통해 확인할 수 있는 정보

- 중간 주택 가격과 중간 소득의 상관계수가 0.68로 가장 높음
    - 중간 소득이 올라가면 중간 주택 가격도 상승하는 경향이 있음
    - 점들이 너무 넓게 퍼져 있음. 완벽한 선형관계와 거리 멂.



- 50만 달러 수평선: 가격 제한 결과로 보임
    - 45만, 35만, 28만, 그 아래 정도에서도 수평선 존재. 이유는 알려지지 않음.
    - 이상한 형태를 학습하지 않도록 해당 구역을 제거하는 것이 좋음.

이상치 처리

이유가 정확하지 않지만 앞서 언급한 수평선을 이루는 데이터를 어떻게 처리할 것인지 결정해야 한다. 보통 아래 세 가지 방식중에 하나를 선택한다.

- 그대로 둔다. 책에서 사용하는 방식이다. 하지만 ...

2.4.3 특성 조합으로 실험

- 구역별 방의 총 개수와 침실의 총 개수 대신 아래 특성이 보다 유용함
    - 가구당 방 개수(rooms for household)
    - 방 하나당 침실 개수(bedrooms for room)
    - 가구당 인원(population per household)

```
[47]  1 corr_matrix = housing.corr()
      2 corr_matrix["median_house_value"].sort_values(ascending=False)
```

```
median_house_value          1.000000
median_income               0.687160
rooms_per_household         0.146285
total_rooms                 0.135097
housing_median_age          0.114110
households                  0.064506
total_bedrooms              0.047689
population_per_household   -0.021985
population                 -0.026920
longitude                  -0.047432
latitude                   -0.142724
bedrooms_per_room          -0.259984
Name: median_house_value, dtype: float64
```

- 중간 주택 가격과 방 하나당 침실 개수의 연관성 다소 있음

- 가구당 방 개수의 역할은 여전히 미미함