

2102470 Học máy

Bài giảng: Xấp xỉ hàm

Chương 2: Xấp xỉ hàm và phân lớp

Ôn lại bài học trước

• Bạn có nhớ? %?

Nội dung chính

- 2.1 Khái niệm về xấp xỉ hàm và phân lớp.
 - -2.1.1 Xấp xỉ hàm
 - -2.1.2 Phân lớp
- 2.2 Bài toán dùng xấp xỉ hàm
 - -2.2.1 Mô tả bài toán
 - -2.2.2 Hàm mục tiêu
 - -2.2.3 Các giải thuật hồi quy
 - -2.2.4 Ví dụ về bài toán xấp xỉ hàm

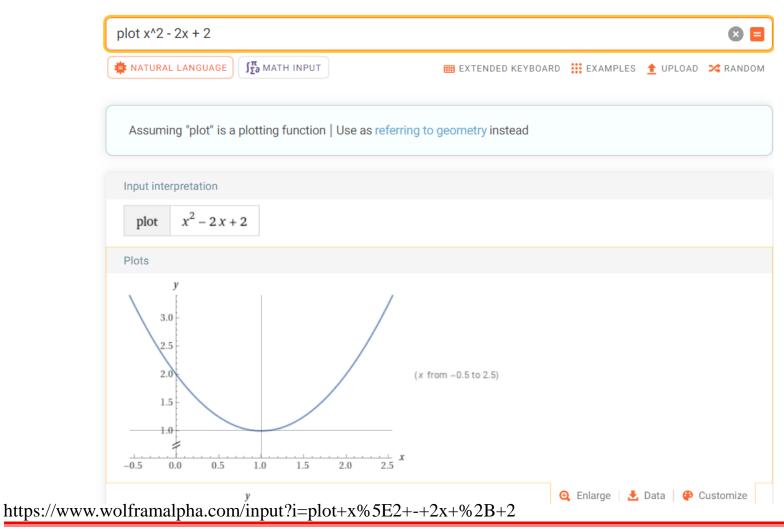
2.2.3 Các giải thuật hồi quy

• Ví dụ 1: Khảo sát hàm số $f(x) = x^2 - 2x + 2$

$$f(x) = x^2 - 2x + 2$$

FROM THE MAKERS OF WOLFRAM LANGUAGE AND MATHEMATICA





$$f(x) = x^2 - 2x + 2$$
$$f'(x) = 2x - 2$$

$$x(n+1) = x(n) - \eta f'(x(n))$$

 $\eta > 0$ Tốc độ học, learning rate

$$x(0)$$
 Giá trị ban đầu

$$f(x) = x^2 - 2x + 2$$





$$f'(x) = 2x - 2$$

$$x(n+1) = x(n) - \eta f'(x(n))$$

$$\eta = 0.1 > 0$$

$$x(0) = 3$$

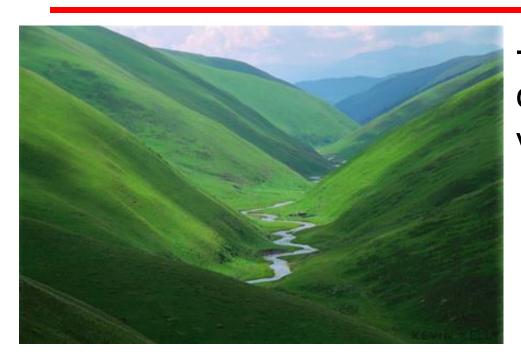
Số bước lặp?

$$|f'(x(n))| \le \varepsilon = 10^{-3}$$

Sau khi tính toán hãy đưa ra nhận xét khi lựa chọn các giá trị khác nhau của:

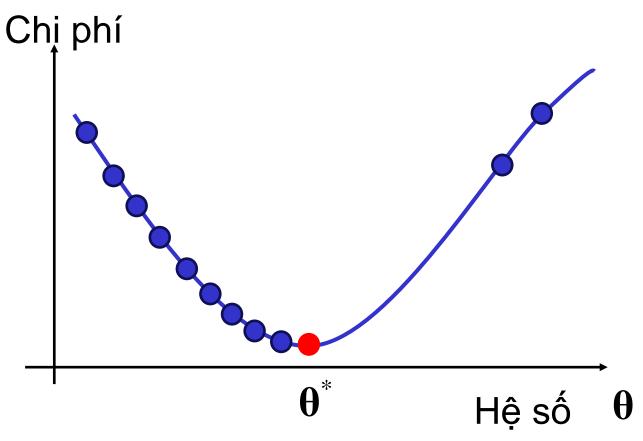
$$\eta > 0$$
 Tốc độ học, learning rate

- 1 thuật toán tối ưu có khả năng dùng được cho nhiều vấn đề
- Ý tưởng: điều chỉnh các tham số (một cách lặp đi lặp lại ~ phép lặp) để giảm thiểu hàm mất mát/chi phí thông qua gradient

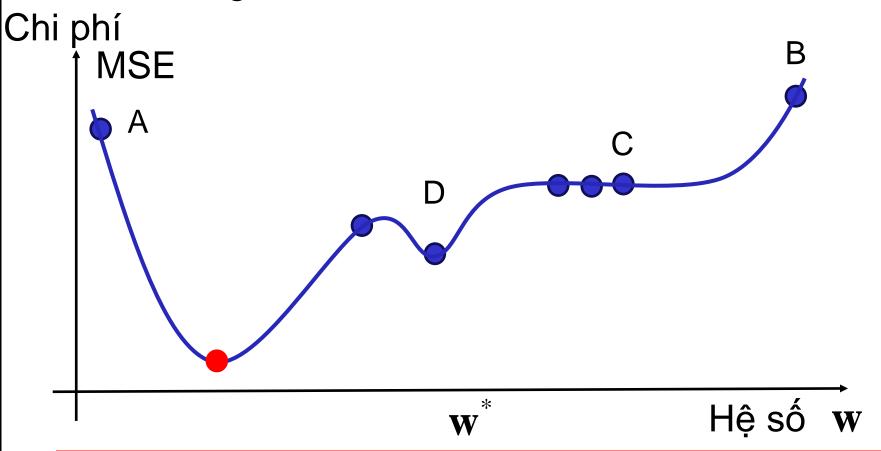


- Xác định độ dốc (cục bộ)
 của hàm mất mát, đối với
 vector hệ số θ
- Chọn đi theo hướng
 độ dốc giảm dần
- Đạt được mức thấp
 nhất khi độ dốc = 0

- Khởi tạo ngẫu nhiên $oldsymbol{ heta}$
- Từng bước (nhỏ) để giảm hàm chi phí
- Lặp lại cho tới khi đạt tới giá trị tối thiểu



- Tốc độ hội tụ của GD phụ thuộc vào
 - + giá trị khởi tạo ban đầu
 - + learning rate



Learning rate

- Tốc độ học nhỏ
 - Cần nhiều lần lặp => mất nhiều thời gian
 - Có thể không tìm được giá trị nhỏ nhất
- Tốc độ học lớn
 - Thay đổi quá nhiều sau mỗi vòng lặp
 - Có thể làm thuật toán không thể hội tụ

Batch GD

- Batch GD sử dụng toàn bộ lô dữ liệu huấn luyện cho mỗi bước
- Tương đối chậm khi các bộ dữ liệu huấn luyện lớn

$$\mathbf{\theta}^{t+1} = \mathbf{\theta} - \eta \nabla_{\mathbf{\theta}} \left(MSE \left(\mathbf{\theta} \right) \right)$$

 η : tốc độ học

- Cần tìm tốc độ học tốt: có thể dùng tìm kiếm theo lưới
 - + Giới hạn số lượng lặp
 - + Thiết lập 1 giá trị lặp lớn nhưng sẽ chú ý để dừng lại khi vector gradient trở nên quá nhỏ

Stochastic GD

- SDG chọn 1 mẫu ngẫu nhiên trong tập huấn luyện tại mỗi bước và tính toán gradient dựa trên chỉ 1 mẫu đó
 - Tốc độ nhanh hơn nhiều
 - Có thể huấn luyện trên các tập dữ liệu rất lớn
 - Mỗi bước huấn luyện cũng ngẫu nhiên hơn so với Batch GD
 - Có thể giúp tránh được những tối ưu cục bộ

Stochastic GD

- Khi sử dụng SGD, các tập huấn luyện phải độc lập và được phân phối giống nhau để đảm bảo về trung bình, các tham số được đưa về mức tối ưu toàn cục.
 - Cần xáo trộn các mẫu trong quá trình huấn luyện
 - ví dụ: chọn ngẫu nhiên từng mẫu hoặc xáo trộn tập huấn luyện ở đầu mỗi epoch*

*"epoch": đề cập đến một lần hoàn thành, khi mô hình được huấn luyện từ toàn bộ tập dữ liệu huấn luyện nhằm tinh chỉnh các tham số của mô hình

Trong quá trình huấn luyện, các tham số của mô hình được điều chỉnh để giảm thiểu hàm mất mát bằng cách lặp lại trên tập dữ liệu nhiều lần.

Mini-batch GD

- Mini-batch: lô nhỏ ngẫu nhiên các mẫu (k mẫu ~ batch size, 1 < k << N)
- Mini-batch GD tính toán gradient trên các mini-batch
- Ưu điểm so với SGD
 - Có thể tăng hiệu suất thông qua việc tối ưu hóa phần cứng (ví dụ khi sử dụng GPU) khi thực hiện các tính toán ma trận

Chú ý

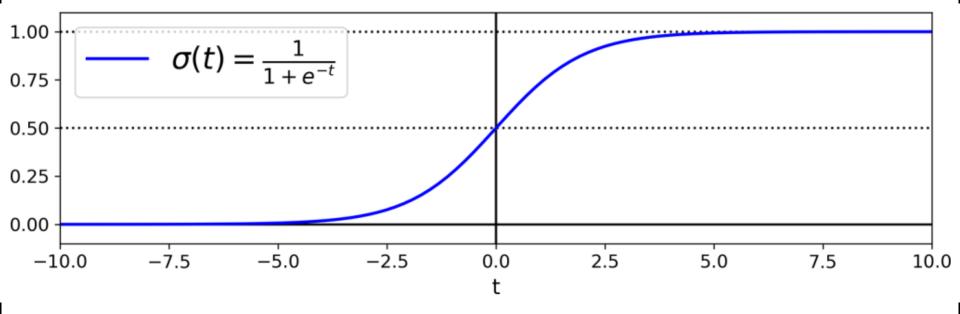
 Một số thuật toán hồi quy có thể dùng cho phân loại (và ngược lại)

Logistic Regression

- Thường được dùng để ước lượng xác suất một mẫu thuộc về một lớp cụ thể
- Ví dụ: xác suất bức thư là thư rác là bao nhiêu?
 - Nếu xác suất ước tính >= 50% => dự đoán rằng bức thư thuộc về lớp thư rác (positive class, được gắn nhãn "1"),
 - Nếu không, dự đoán bức thư thuộc về lớp thư thường (nagative class, được gắn nhãn "0").
 - Bộ phân loại nhị phân

Nhắc lại về hàm logistic

$$\sigma(t) = \frac{1}{1 + \exp(-t)} = \frac{1}{1 + e^{-t}}$$



• Ước lượng xác xuất $\hat{p} = \sigma(\mathbf{\theta}^T \mathbf{x})$

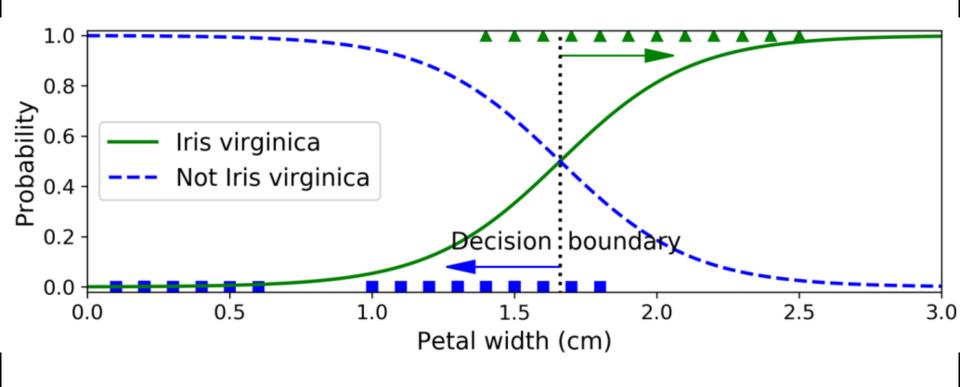
$$\hat{y} = \begin{cases} 0 & \hat{p} < 0.5 \\ 1 & \hat{p} \ge 0.5 \end{cases}$$

Hàm mục tiêu

$$c(\mathbf{\theta}) = \begin{cases} -\log(\hat{p}) & y = 1 \\ -\log(1 - \hat{p}) & y = 0 \end{cases}$$

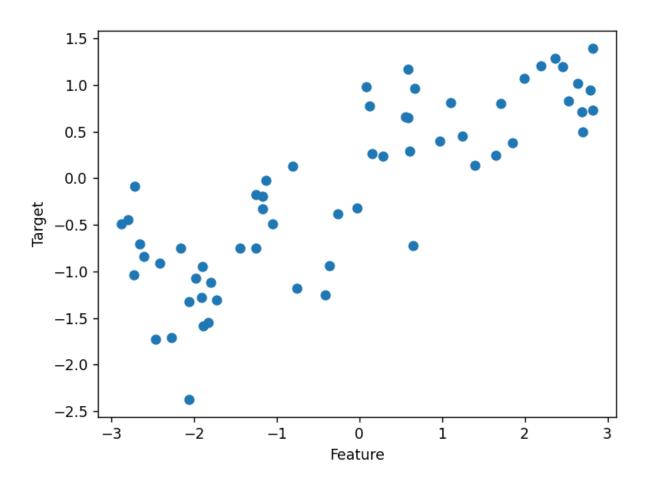
$$c(\mathbf{\theta}) = -y\log(\hat{p}) - (1 - y)\log(1 - \hat{p})$$

$$J(\mathbf{\theta}) = -\frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} \left[y_i \log(\hat{p}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{p}_i) \right]$$



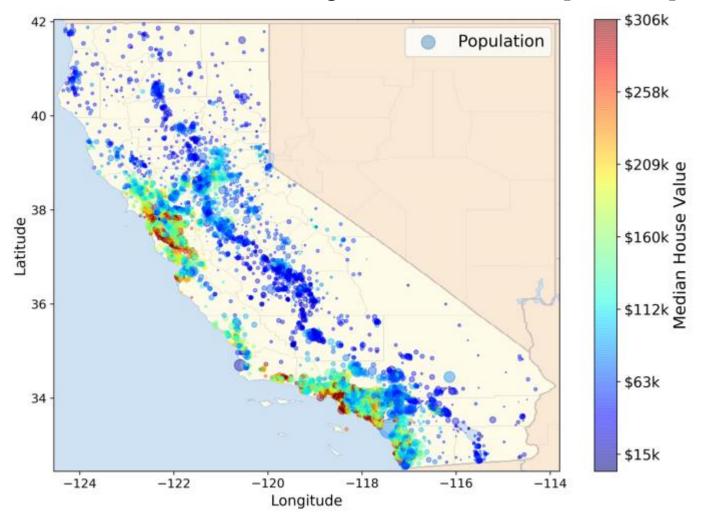
2.2.4 Ví dụ về bài toán xấp xỉ hàm

Ví dụ 1: sử dụng tập dữ liệu wave [TLHT1]



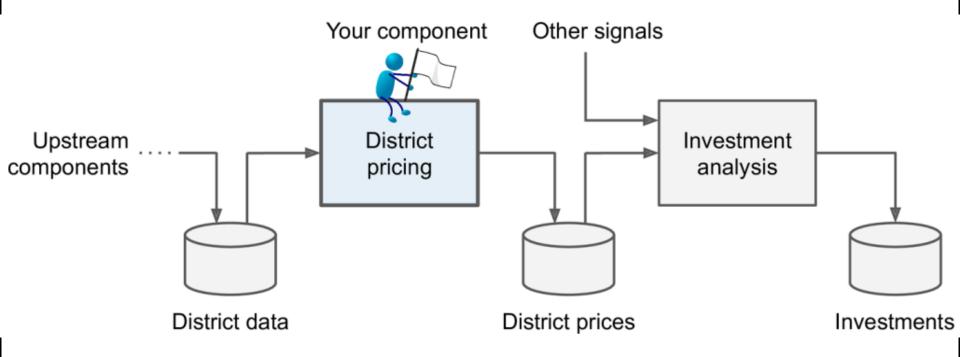
```
> ×
        #from sklearn.preprocessing import add dummy feature
        from sklearn.linear model import LinearRegression
        from sklearn.model selection import train test split
        X, y = mglearn.datasets.make wave(n samples=100)
        # split the dataset into: training set and testset
        X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, random_state=42)
        # training
        LR model = LinearRegression().fit(X train, y train)
        print("Parameters of the linear regression model after training:")
        print(f"theta_0 = {LR_model.intercept_:.3f}")
        print(f"theta 1 = {LR_model.coef_[0]:.3f}")
        print("\nChecking the scores:")
        print(f"Training set score = {LR_model.score(X_train, y_train):.3f}")
        print(f"Test set score = {LR model.score(X train, y train):.3f}")
                         Parameters of the linear regression model after training:
     ✓ 0.9s
                         theta 0 = -0.023
                         theta 1 = 0.404
                         Checking the scores:
                         Training set score = 0.593
                         Test set score = 0.593
```

Ví dụ 2: California Housing Prices dataset [TLHT2]



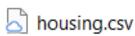
https://github.com/ageron/handson-ml3/blob/main/02_end_to_end_machine_learning_project.ipynb

• B1: Nhận định vấn đề và nắm được bức tranh chung



ML pipeline

- B2: Thu thập dữ liệu
 - Download dữ liệu



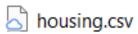
19.02.2022 13:41

Excel.CSV

1.391 KB

```
longitude, latitude, housing median age, total rooms, total bedrooms, population, households
     -122.23,37.88,41.0,880.0,129.0,322.0,126.0,8.3252,452600.0,NEAR BAY
     -122.22,37.86,21.0,7099.0,1106.0,2401.0,1138.0,8.3014,358500.0,NEAR BAY
     -122.24,37.85,52.0,1467.0,190.0,496.0,177.0,7.2574,352100.0,NEAR BAY
     -122.25,37.85,52.0,1274.0,235.0,558.0,219.0,5.6431,341300.0,NEAR BAY
     -122.25,37.85,52.0,1627.0,280.0,565.0,259.0,3.8462,342200.0,NEAR BAY
     -122.25,37.85,52.0,919.0,213.0,413.0,193.0,4.0368,269700.0,NEAR BAY
     -122.25,37.84,52.0,2535.0,489.0,1094.0,514.0,3.6591,299200.0,NEAR BAY
     -122.25,37.84,52.0,3104.0,687.0,1157.0,647.0,3.12,241400.0,NEAR BAY
     -122.26,37.84,42.0,2555.0,665.0,1206.0,595.0,2.0804,226700.0,NEAR BAY
11
     -122.25,37.84,52.0,3549.0,707.0,1551.0,714.0,3.6912,261100.0,NEAR BAY
     -122.26,37.85,52.0,2202.0,434.0,910.0,402.0,3.2031,281500.0,NEAR BAY
13
     -122.26,37.85,52.0,3503.0,752.0,1504.0,734.0,3.2705,241800.0,NEAR BAY
14
     -122.26,37.85,52.0,2491.0,474.0,1098.0,468.0,3.075,213500.0,NEAR BAY
     -122.26,37.84,52.0,696.0,191.0,345.0,174.0,2.6736,191300.0,NEAR BAY
     -122.26,37.85,52.0,2643.0,626.0,1212.0,620.0,1.9167,159200.0,NEAR BAY
     -122.26,37.85,50.0,1120.0,283.0,697.0,264.0,2.125,140000.0,NEAR BAY
17
18
     -122.27,37.85,52.0,1966.0,347.0,793.0,331.0,2.775,152500.0,NEAR BAY
     -122.27,37.85,52.0,1228.0,293.0,648.0,303.0,2.1202,155500.0,NEAR BAY
     -122.26,37.84,50.0,2239.0,455.0,990.0,419.0,1.9911,158700.0,NEAR BAY
21
     -122.27,37.84,52.0,1503.0,298.0,690.0,275.0,2.6033,162900.0,NEAR BAY
22
     -122.27,37.85,40.0,751.0,184.0,409.0,166.0,1.3578,147500.0,NEAR BAY
23
     -122.27,37.85,42.0,1639.0,367.0,929.0,366.0,1.7135,159800.0,NEAR BAY
     -122.27,37.84,52.0,2436.0,541.0,1015.0,478.0,1.725,113900.0,NEAR BAY
     -122.27,37.84,52.0,1688.0,337.0,853.0,325.0,2.1806,99700.0,NEAR BAY
     -122.27,37.84,52.0,2224.0,437.0,1006.0,422.0,2.6,132600.0,NEAR BAY
     -122.28,37.85,41.0,535.0,123.0,317.0,119.0,2.4038,107500.0,NEAR BAY
     -122.28,37.85,49.0,1130.0,244.0,607.0,239.0,2.4597,93800.0,NEAR BAY
     -122.28,37.85,52.0,1898.0,421.0,1102.0,397.0,1.808,105500.0,NEAR BAY
lormal text file
                                                                      length: 1.423.529 lines: 20.642
```

B2: Thu thập dữ liệu



19.02.2022 13:41

Excel.CSV

1.391 KB

longitude, latitude, housing_median_age, total_rooms, total_bedrooms, population, households, median_income, median_house_value, ocean_proximity

B3: Khám phá và trực quan hóa dữ liệu

```
housing = load housing data()
In [5]:
        housing.head()
```

Out[5]:

	longitude	latitude	housing_median_age	total_rooms	total_bedrooms	population
0	-122.23	37.88	41.0	880.0	129.0	322.0
1	-122.22	37.86	21.0	7099.0	1106.0	2401.0
2	-122.24	37.85	52.0	1467.0	190.0	496.0
3	-122.25	37.85	52.0	1274.0	235.0	558.0
4	-122.25	37.85	52.0	1627.0	280.0	565.0

```
>>> housing["ocean_proximity"].value_counts()
<1H OCEAN
              9136
INLAND
              6551
NEAR OCEAN
              2658
NEAR BAY
              2290
ISLAND
                 5
Name: ocean_proximity, dtype: int64
```

B3: Khám phá và trực quan hóa dữ liệu

```
In [6]: housing.info()
        <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
        RangeIndex: 20640 entries, 0 to 20639
        Data columns (total 10 columns):
                              20640 non-null float64
        longitude
        latitude
                              20640 non-null float64
        housing median age
                              20640 non-null float64
        total rooms
                              20640 non-null float64
        total bedrooms
                              20433 non-null float64
        population
                              20640 non-null float64
        households
                              20640 non-null float64
        median income
                              20640 non-null float64
        median house value 20640 non-null float64
        ocean proximity
                              20640 non-null object
        dtypes: float64(9), object(1)
        memory usage: 1.6+ MB
```

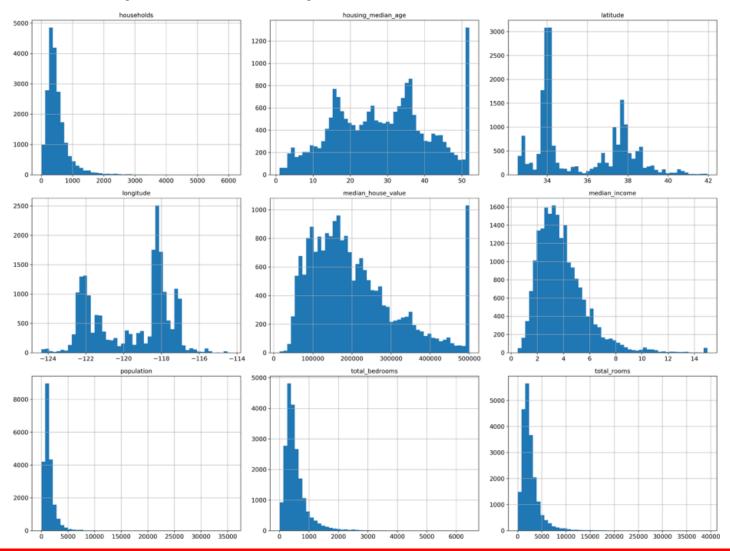
B3: Khám phá và trực quan hóa dữ liệu

In [8]: housing.describe()

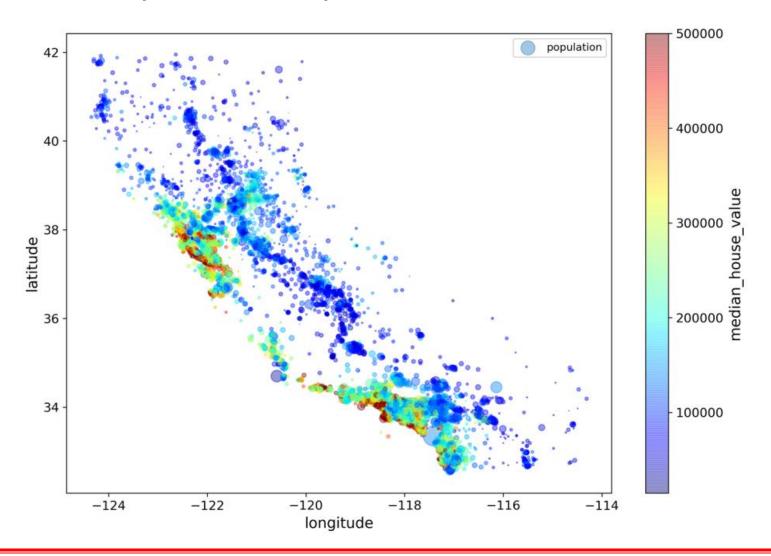
Out[8]:

	longitude	latitude	housing_median_age	total_rooms	total_bedro
count	20640.000000	20640.000000	20640.000000	20640.000000	20433.0000
mean	-119.569704	35.631861	28.639486	2635.763081	537.870553
std	2.003532	2.135952	12.585558	2181.615252	421.385070
min	-124.350000	32.540000	1.000000	2.000000	1.000000
25%	-121.800000	33.930000	18.000000	1447.750000	296.000000
50%	-118.490000	34.260000	29.000000	2127.000000	435.000000
75%	-118.010000	37.710000	37.000000	3148.000000	647.00000C
max	-114.310000	41.950000	52.000000	39320.000000	6445.00000

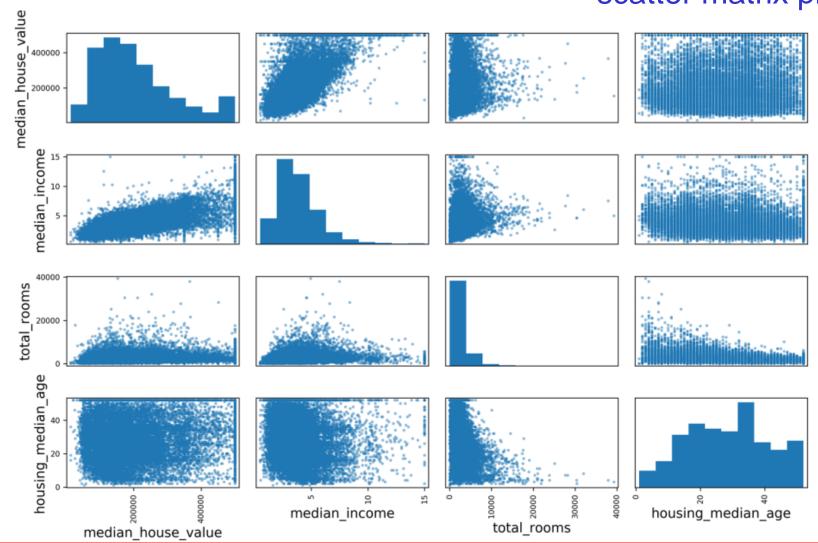
B3: Khám phá và trực quan hóa dữ liệu



B3: Khám phá và trực quan hóa dữ liệu



B3: Khám phá và trực quan hóa dữ liệu scatter matrix plot



B3: Khám phá và trực quan hóa dữ liệu

correlation matrix

```
>>> corr matrix = housing.corr()
>>> 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
```

• B4: Chuẩn bị dữ liệu cho các thuật toán ML

Data cleaning

```
housing.dropna(subset=["total_bedrooms"]) # option 1
housing.drop("total_bedrooms", axis=1) # option 2
median = housing["total_bedrooms"].median() # option 3
housing["total_bedrooms"].fillna(median, inplace=True)
```

• B4: Chuẩn bị dữ liệu cho các thuật toán ML

Handling text and categorical attributes

```
>>> housing cat = housing[["ocean proximity"]]
>>> housing cat.head(10)
       ocean proximity
              <1H OCEAN
17606
18632
              <1H OCEAN
14650
            NEAR OCEAN
                 INLAND
3230
3555
              <1H OCEAN
19480
                 INLAND
8879
              <1H OCEAN
13685
                 INLAND
                           >>> from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder
4937
              <1H OCEAN
                           >>> cat_encoder = OneHotEncoder()
4861
              <1H OCEAN
                           >>> housing cat 1hot = cat encoder.fit transform(housing cat)
                           >>> housing cat 1hot
                           <16512x5 sparse matrix of type '<class 'numpy.float64'>'
                             with 16512 stored elements in Compressed Sparse Row format>
```

B5: Lựa chọn mô hình và huấn luyện

```
from sklearn.linear_model import LinearRegression
      lin reg = LinearRegression()
      lin_reg.fit(housing_prepared, housing_labels)
>>> some_data = housing.iloc[:5]
>>> some labels = housing labels.iloc[:5]
>>> some_data_prepared = full_pipeline.transform(some_data)
>>> print("Predictions:", lin_reg.predict(some_data_prepared))
Predictions: [ 210644.6045 317768.8069 210956.4333 59218.9888 189747.5584]
>>> print("Labels:", list(some labels))
Labels: [286600.0, 340600.0, 196900.0, 46300.0, 254500.0]
```

B6: Tinh chỉnh mô hình

Grid search

```
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
param grid = [
    {'n_estimators': [3, 10, 30], 'max_features': [2, 4, 6, 8]},
    {'bootstrap': [False], 'n_estimators': [3, 10], 'max_features': [2, 3, 4]},
forest_reg = RandomForestRegressor()
grid search = GridSearchCV(forest reg, param grid, cv=5,
                           scoring='neg mean squared error',
                           return train score=True)
grid_search.fit(housing_prepared, housing_labels)
```

- B7: Trình bày giải pháp
- B8: Phát hành, giám sát và duy trì hệ thống

Tổng kết

- Hiểu và thực hiện được giải thuật gradient descent
- Nắm được cách thực hiện bài toán xấp xỉ hàm trong thực thế

Hoạt động sau buổi học

- Làm BTVN
- Ôn lại xấp xỉ hàm

Chuẩn bị cho buổi học tiếp theo

- Đọc, tìm hiếu thông qua các tài liệu về chủ đề phân lớp (classification)
- Tìm hiểu về K-nearest neighbor

Tài liệu tham khảo

- https://www.wolframalpha.com/input?i=plo
 t+x%5E2+-+2x+%2B+2
- https://www.ibm.com/topics/gradientdescent
- https://www.benfrederickson.com/numeric al-optimization/