1 Thông tin chung

Muc tiêu

• Giới thiệu về bài toán hồi quy và các ứng dụng.

• Giới thiệu thuật toán hồi quy tuyến tính và áp dụng trong phân tích dự báo dữ liệu.

Kết quả đạt được

Sinh viên sau khi thực hành sẽ: - Nắm vững thuật toán hồi quy tuyến tính. - Cài đặt được các ví du thực hành.

Thời gian thực hành: 3 tiết

Công cụ thực hành: Google Colab, Anaconda

2 Nội dung lý thuyết

Hồi quy (regression) thuộc nhóm các thuật toán học có giám sát được dùng để biểu diễn mối quan hệ giữa một biến phụ thuộc và một hay nhiều biến độc lập. Kết quả phân tích được dùng để dự báo.

Một số thuật toán hồi quy phổ biến:

- Hồi quy tuyến tính
- Hồi quy logistic
- Hồi quy Ridge
- Hồi quy Lasso

Hồi quy tuyến tính (Linear Regression):

Giả sử biến phụ thuộc và các biến độc lập có mối quan hệ tuyến tính và được biểu diễn bởi phương trình đường thẳng:

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x \tag{1}$$

Trong đó,

- $h_{\theta}(x)$: giá trị dự đoán với θ là tham số của mô hình
- θ_0 : tung độ gốc hay giá trị của y khi x=0
- θ_1 : hệ số góc/độ dốc của đường hồi quy

Ví dụ: Mối quan hệ giữa biến phụ thuộc và các biến độc lập trong thực tế.

Biến độc lập	Biến phụ thuộc
số giờ trời nắng	số que kem bán được
số giờ học	điểm thi
diện tích, số phòng, vị trí	giá nhà

Nội dung thực hành

Mô tả bài toán 3.1

2

17.8 392.83

Cho dữ liệu nhà ở tại Boston gồm các thuộc tính sau:

• CRIM, ZN, INDUS, CHAS, NOX, RM, AGE, DIS, , RAD, TAX, PTRATIO, B, LSTAT, MEDV Hãy dự đoán giá trị trung bình (MEDV) của nhà ở tại Boston.

```
[1]: import numpy as np
     import pandas as pd
     import matplotlib.pyplot as plt
     import seaborn as sns
     from sklearn import datasets
     from sklearn.model_selection import train_test_split
     from sklearn.linear_model import LinearRegression
     from sklearn.metrics import mean_squared_error
     from sklearn.metrics import r2_score
```

• Tải dữ liệu giá nhà Boston từ thư viện sklearn

4.03

```
[2]: boston_dataset = datasets.load_boston()
    boston_dataset.keys()
[2]: dict_keys(['data', 'target', 'feature_names', 'DESCR', 'filename'])
[3]: boston = pd.DataFrame(boston_dataset.data, columns = boston_dataset.
     →feature_names)
    boston.head()
[3]:
                  ZN INDUS CHAS
                                                                    TAX \
          CRIM
                                    NOX
                                            RM
                                                 AGE
                                                         DIS RAD
    0 0.00632 18.0
                       2.31
                              0.0 0.538
                                         6.575 65.2 4.0900 1.0
                                                                  296.0
    1 0.02731
                 0.0
                       7.07
                                         6.421 78.9 4.9671
                                                             2.0
                                                                  242.0
                             0.0 0.469
    2 0.02729
                 0.0
                       7.07
                             0.0 0.469
                                         7.185 61.1 4.9671
                                                             2.0
                                                                  242.0
    3 0.03237
                 0.0
                       2.18
                              0.0 0.458
                                         6.998 45.8 6.0622
                                                             3.0 222.0
    4 0.06905
                 0.0
                       2.18
                             0.0 0.458
                                         7.147
                                                54.2 6.0622 3.0 222.0
       PTRATIO
                     B LSTAT
    0
          15.3 396.90
                         4.98
    1
          17.8 396.90
                         9.14
```

```
3 18.7 394.63 2.94
4 18.7 396.90 5.33
```

[4]: boston.isnull().sum()

[4]: CRIM 0 ZN 0 INDUS 0 CHAS 0 NOX 0 RM0 AGE 0 DIS RAD TAX0 PTRATIO 0 В 0 LSTAT 0 dtype: int64

[5]: boston.describe()

min

1.730000

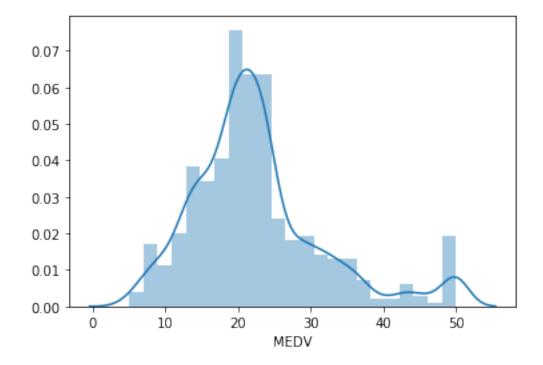
[5]:		CRIM	ZN	INDUS	CHAS	NOX	RM	\
co	ount	506.000000	506.000000	506.000000	506.000000	506.000000	506.000000	
me	ean	3.613524	11.363636	11.136779	0.069170	0.554695	6.284634	
st	td	8.601545	23.322453	6.860353	0.253994	0.115878	0.702617	
mi	in	0.006320	0.000000	0.460000	0.000000	0.385000	3.561000	
25	5%	0.082045	0.000000	5.190000	0.000000	0.449000	5.885500	
50	0%	0.256510	0.000000	9.690000	0.000000	0.538000	6.208500	
75	5%	3.677083	12.500000	18.100000	0.000000	0.624000	6.623500	
ma	ax	88.976200	100.000000	27.740000	1.000000	0.871000	8.780000	
		AGE	DIS	RAD	TAX	PTRATIO	В	\
co	ount	506.000000	506.000000	506.000000	506.000000	506.000000	506.000000	
me	ean	68.574901	3.795043	9.549407	408.237154	18.455534	356.674032	
st	td	28.148861	2.105710	8.707259	168.537116	2.164946	91.294864	
mi	in	2.900000	1.129600	1.000000	187.000000	12.600000	0.320000	
25	5%	45.025000	2.100175	4.000000	279.000000	17.400000	375.377500	
50	0%	77.500000	3.207450	5.000000	330.000000	19.050000	391.440000	
75	5%	94.075000	5.188425	24.000000	666.000000	20.200000	396.225000	
ma	ax	100.000000	12.126500	24.000000	711.000000	22.000000	396.900000	
		LSTAT						
CC	ount	506.000000						
me	ean	12.653063						
st	td	7.141062						

```
25%
              6.950000
     50%
             11.360000
     75%
             16.955000
     max
             37.970000
[6]: boston['MEDV'] = boston_dataset.target
     boston.head()
[6]:
           CRIM
                    ZN
                        INDUS
                               CHAS
                                        NOX
                                                 RM
                                                      AGE
                                                               DIS
                                                                    RAD
                                                                           TAX \
                                                     65.2
     0
        0.00632
                 18.0
                         2.31
                                 0.0
                                      0.538
                                             6.575
                                                           4.0900
                                                                    1.0
                                                                         296.0
        0.02731
                   0.0
                         7.07
                                      0.469
                                             6.421
                                                     78.9
                                                           4.9671
                                                                         242.0
     1
                                 0.0
                                                                    2.0
       0.02729
     2
                   0.0
                         7.07
                                 0.0
                                      0.469
                                             7.185
                                                     61.1
                                                           4.9671
                                                                    2.0
                                                                         242.0
     3
        0.03237
                   0.0
                         2.18
                                 0.0
                                      0.458
                                             6.998
                                                     45.8
                                                           6.0622
                                                                    3.0
                                                                         222.0
        0.06905
                   0.0
                         2.18
                                 0.0
                                      0.458
                                             7.147
                                                     54.2
                                                           6.0622
                                                                    3.0
                                                                         222.0
```

```
PTRATIO
                  В
                     LSTAT
                             MEDV
                      4.98
0
      15.3
            396.90
                             24.0
1
      17.8
            396.90
                      9.14
                             21.6
2
      17.8
            392.83
                      4.03
                             34.7
3
      18.7
             394.63
                      2.94
                             33.4
4
      18.7
            396.90
                      5.33
                             36.2
```

```
[7]: sns.distplot(boston['MEDV'])
```

[7]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x13d0a90b2c8>



```
[8]: corr = boston.corr()

[9]: plt.figure(figsize = (12, 10))
    ax = sns.heatmap(corr, annot = True)

## Doan lenh sửa lỗi mất dòng đầu, dòng cuối ở phiên bản matplotlib 3.1.1
bottom, top = ax.get_ylim()
    ax.set_ylim(bottom + 0.5, top - 0.5)
##

plt.show()
```

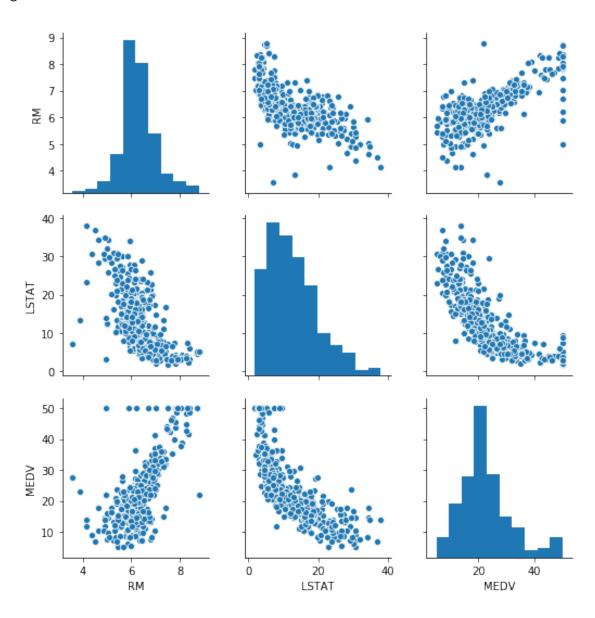


• Quan sát, ta thấy hai thuộc tính RM và LSTAT có độ tương quan cao với MEDV

```
[10]: plt.figure(figsize = (6, 6))
sns.pairplot(boston, vars = boston[['RM', 'LSTAT', 'MEDV']])
```

```
plt.show()
```

<Figure size 432x432 with 0 Axes>

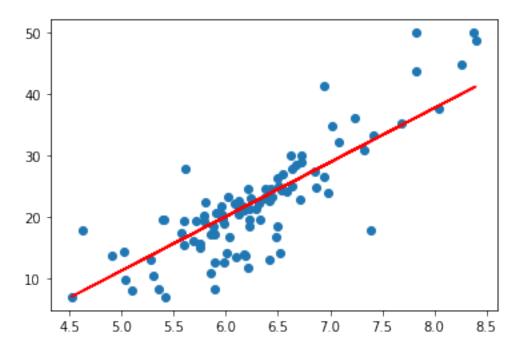


• Xét mối quan hệ giữa thuộc tính RM và MEDV

```
[11]: X = boston[["RM"]]
y = boston['MEDV']

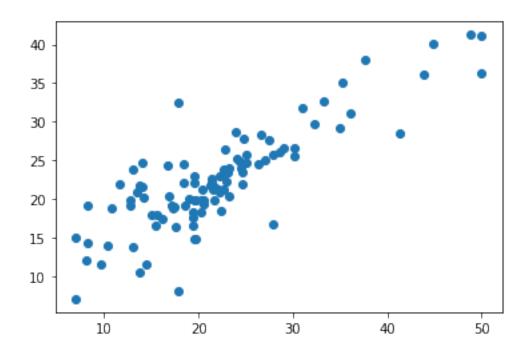
[12]: X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size = 0.2, \( \text{\texts} \)
\text{\text{\texts}} \( \text{\text{rain}} \), \( \text{\text{\text{size}}} = 5)
```

```
print(X_train.shape)
      print(X_test.shape)
      print(y_train.shape)
      print(y_test.shape)
     (404, 1)
     (102, 1)
     (404,)
     (102,)
[13]: regr = LinearRegression()
      regr.fit(X_train, y_train)
[13]: LinearRegression(copy_X=True, fit_intercept=True, n_jobs=None, normalize=False)
[14]: print('coef =', regr.coef_)
      print('intercept =', regr.intercept_)
     coef = [8.82345634]
     intercept = -32.83912990601127
[15]: y_pred = regr.predict(X_test)
      rmse = (np.sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred)))
      r2 = r2_score(y_test, y_pred)
      print("Testing")
      print('RMSE is {}'.format(rmse))
      print('R2 score is {}'.format(r2))
     Testing
     RMSE is 4.895963186952217
     R2 score is 0.6938399401553497
[16]: plt.scatter(X_test['RM'], y_test)
      plt.plot(X_test['RM'], y_pred, color = 'red')
      plt.show()
```



```
[17]: result = pd.DataFrame({'Actual': y_test, 'Predicted': y_pred})
      result
[17]:
           Actual Predicted
      226
             37.6
                   38.101459
      292
             27.9 25.660386
      90
             22.6
                   23.780989
      373
             13.8
                   10.448747
      273
             35.2
                   35.022073
      349
             26.6
                   28.386834
      212
             22.4
                  18.398681
      156
             13.1
                  13.678132
      480
             23.0
                   22.236885
      248
             24.5 23.922165
      [102 rows x 2 columns]
[18]: plt.scatter(y_test, y_pred)
```

[18]: <matplotlib.collections.PathCollection at 0x13d0b845cc8>



• Xét mối quan hệ của hai thuộc tính RM, LSAST với MEDV.

```
[19]: X = boston[['RM', 'LSTAT']]
      y = boston['MEDV']
[20]: X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size = 0.2,__
       →random_state = 5)
      print(X_train.shape)
      print(X_test.shape)
      print(y_train.shape)
      print(y_test.shape)
     (404, 2)
     (102, 2)
     (404,)
     (102,)
[21]: regr = LinearRegression()
      regr.fit(X_train, y_train)
[21]: LinearRegression(copy_X=True, fit_intercept=True, n_jobs=None, normalize=False)
[22]: print('coef =', regr.coef_)
      print('intercept =', regr.intercept_)
```

```
coef = [ 4.58938833 -0.71722954]
intercept = 2.7362403426065995
```

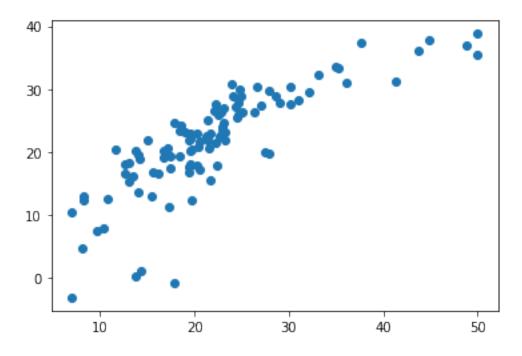
```
[23]: y_pred = regr.predict(X_test)
    rmse = (np.sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred)))
    r2 = r2_score(y_test, y_pred)

print("Testing")
    print('RMSE is {}'.format(rmse))
    print('R2 score is {}'.format(r2))
```

Testing
RMSE is 5.137400784702912
R2 score is 0.6628996975186952

```
[24]: plt.scatter(y_test, y_pred)
```

[24]: <matplotlib.collections.PathCollection at 0x13d0b8b2848>



4 Bài tập

Cho tập dữ liệu giá xe hơi CarPrice_Assignment.csv, hãy xây dựng mô hình dự đoán giá xe.