Лабораторна робота №4. Аналіз головних компонент

Виконав студент групи КМ-91мп

Галета М.С.

Завдання на лабораторну роботу

1. Використовуються набори даних та вхідні/вихідні змінні з лабораторної роботи №1.
2. Застосувавши метод аналізу головних компонент (PCA), визначити:
   a. два параметри з найбільшим внеском в дисперсію
   b. скільки параметрів треба взяти, щоб їх сумарний внесок в дисперсію був 60%, 80%, 98%
   c. яку мінімальну кількість параметрів треба взяти, щоб їх сумарний внесок в дисперсію був не менше 90%

   Результати мають бути аргументовані чисельно та графічно.
3. Збудувати модель множинної лінійної регресії, взявши за основу ті параметри, сумарний внесок яких в дисперсію не менше 75%. Для побудови використовувати перші 200 записів у файлі з даними.
4. Порівняти точність збудованої моделі регресії із точністю регресії з лабораторної роботи №1.
5. Для застосування методу PCA можна використовувати бібліотеки для мови Python (наприклад, scikit-learn або аналогічні).

In [1]:

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.decomposition import PCA
from sklearn.linear_model import LinearRegression

%matplotlib inline
```

Зчитування датасету

In [2]:

```
df = pd.read_csv('MP-04-Galeta.csv', delimiter=';', names=['x1', 'x2', 'x3', 'x4', 'x5

X_train = df.iloc[:200, :-1].values
X_test = df.iloc[200:250, :-1].values
y_train = df['y'].iloc[:200].values.reshape((200, 1))
y_test = df['y'].iloc[200:250].values.reshape((50, 1))
```

Центрування і стандартизація даних

$$X_{new} = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

In [3]:

```
class Scaler:
    def __init__(self):
        self.mean = None
        self.std = None

    def fit(self, X):
        self.mean = np.mean(X, axis=0, keepdims=True)
        self.std = np.std(X, axis=0, keepdims=True)

    def transform(self, X):
        X_new = (X - self.mean)/self.std
        return X_new

    def fit_transform(self, X):
        self.mean = np.mean(X, axis=0, keepdims=True)
        self.std = np.std(X, axis=0, keepdims=True)
        X_new = (X - self.mean)/self.std
        return X_new
```

In [4]:

```
sc = Scaler()
X_train = sc.fit_transform(X_train)
X_test = sc.transform(X_test)
```

Аналіз головних компонент

In [5]:

```
pca = PCA(n_components=6)
pca.fit(X_train)
most_important = [np.abs(pca.components_[j]).argmax() for j in range(6)]
initial_feature_names = ['x1', 'x2', 'x3', 'x4', 'x5', 'x6']
most_important_names = [initial_feature_names[most_important[j]] for j in range(6)]
d = {'PC_{}'.format(j+1): most_important_names[j] for j in range(6)}
df = pd.DataFrame(columns=["Компонента", "Ознака"], data=d.items())
df["Внесок"] = np.round(pca.explained_variance_ratio_, 4)*100
df
```

Out[5]:

	Компонента	Ознака	Внесок
0	PC_1	x3	77.86
1	PC_2	x4	10.53
2	PC_3	x5	6.07
3	PC_4	x1	3.39
4	PC_5	x6	1.81
5	PC_6	x3	0.34

$a)$ Два параметри з найбільшим внеском в дисперсію : x3, x4

$b)$ Для досягнення сумарного внеску в дисперсію :

1) 60% необхідно взяти 1 параметр

2) 80% необхідно взяти 2 параметри

3) 98% необхідно взяти 5 параметрів

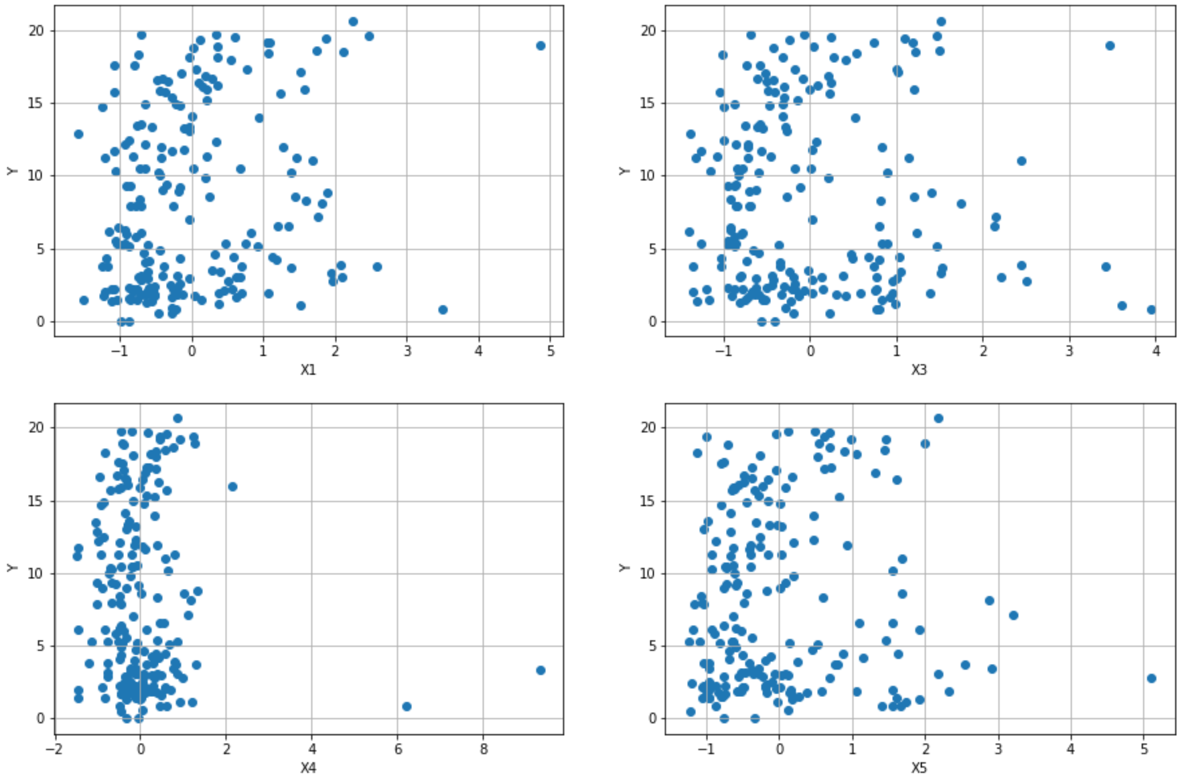
$c)$ Потрібно взяти мінімум 3 параметри, щоб їх сумарний вклад в дисперсію був не менше 90%

Оберемо перших 4 компоненти, тобто ознаки : $x1,\ x3,\ x4,\ x5$

Графіки залежності ознак від Y

In [6]:

```
fig, ax = plt.subplots(2, 2, figsize=(15,10))

xlabel = [['1', '3'], ['4', '5']]
arr = [[0, 2], [3, 4]]
for i in range(2):
    for j in range(2):
        ax[i][j].set_xlabel('X'+xlabel[i][j])
        ax[i][j].set_ylabel('Y')
        ax[i][j].grid(True)
        ax[i][j].scatter(X_train[:, arr[i][j]], y_train)

plt.show()
```



Модель лінійної регресії на цих ознаках

In [7]:

```
lr = LinearRegression(normalize=True)
lr.fit(X_train[:, [0,2,3,4]], y_train)
y_pred_tr = lr.predict(X_train[:, [0,2,3,4]])
y_pred_te = lr.predict(X_test[:, [0,2,3,4]])
```

In [8]:

```
print("Коефіцієнти регресії: {}".format(lr.coef_))
print("Коефіцієнт множинної детермінації R2: {}".format(lr.score(X_train[:, [0,2,3,4]]
print("Середньоквадратична похибка (MSE): {}".format(np.mean((y_pred_te - y_test)**2))
```

```
Коефіцієнти регресії: [[ 8.49796478 -7.36713954 -1.12052723  0.47239252]]
Коефіцієнт множинної детермінації R2: 0.3298766800205949
Середньоквадратична похибка (MSE): 67.96823533815589
```

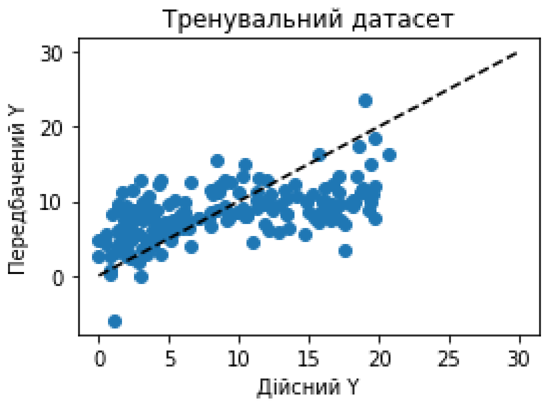
Порівняння із першою лабораторною

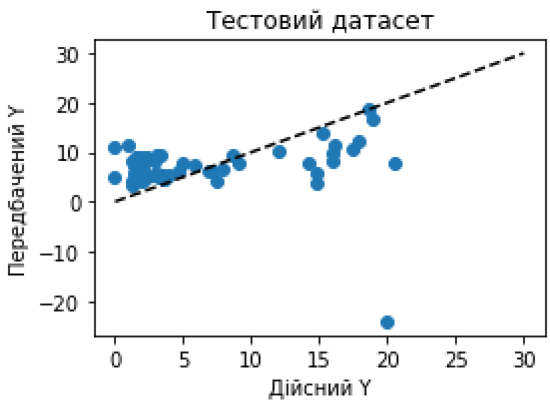
```
R2 = 0.33120750473071003

Середньоквадратичні похибки (MSE) для:
  1) метод найменших квадратів: 70.00665695418553
  2) градієнтний спуск: 70.00665695418553
```

Візуалізація

In [9]:

```
plt.figure(figsize=(4, 3))
plt.title("Тренувальний датасет")
plt.scatter(y_train, y_pred_tr)
plt.plot([0, 30], [0, 30], "--k")
plt.axis("tight")
plt.xlabel("Дійсний Y")
plt.ylabel("Передбачений Y")
plt.tight_layout()

plt.figure(figsize=(4, 3))
plt.title("Тестовий датасет")
plt.scatter(y_test, y_pred_te)
plt.plot([0, 30], [0, 30], "--k")
plt.axis("tight")
plt.xlabel("Дійсний Y")
plt.ylabel("Передбачений Y")
plt.tight_layout()
```





Висновки:

1) Використовуючи метод PCA, було проаналізовано головні компоненти датасету. Було обрано 4 ознаки, що відповідають 4 компонентам із сумарним внеском в дисперсію 97.85%

2) На основі цих ознак було збудовано лінійну регресію

3) Коефіцієнт множинної детермінації трохи гірший в порівнянні із 1 лабораторною, проте середньо-квадратична похибка менша, але не суттєво