Лабораторна Робота №3 Тема: Дослідження методів регресії

Посилання на гітхаб: https://github.com/ViMIMercurysMight/python-ai.git

Завдання 2.1. Створення регресора однієї змінної

Лістинг програми

```
import pickle
import matplotlib.pyplot as plt
data = np.loadtxt(input file, delimiter=',')
num test = len(X) - num training
X_train, y_train = X[:num_training], y[:num_training] # Тестові дані
plt.scatter(X_test, y_test, color='green')
plt.plot(X test, y test pred, color='black', linewidth=4)
plt.xticks(())
plt.yticks(())
plt.show()
print("Продуктивність лінійної регресії:")
print("Середня абсолютна похибка =",
print("Середня квадратична помилка ='
print("Середня абсолютна помилка ="
```

					Житомирська	політе	хніка			
					Житомирська політехніка 22.121.06.000 — Лр					
3мн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	22.121.00.0	$JUU-JI_I$	ν			
Розр	0 б.	Мєдвєдєв В.В				Лim.	Арк.	Аркушів		
Пере	евір.	Філіпов В.О			n ·		1			
Керіс	зник				Звіт з		_			
Н. кс	нтр.				лабораторної роботи	РЕМІКТ Гр. ПІ-61		ПІ-61		
Зав.	каф.									

```
round(sm.mean absolute error(y test, y test pred new), 2))
```

```
Продуктивність лінійної регресії:
Середня абсолютна похибка = 0.59
Середня квадратична помилка = 0.49
Середня абсолютна помилка = 0.51
Пояснена оцінка дисперсії = 0.86
R2 оцінка = 0.86
Нова середня абсолютна помилка = 0.59
Process finished with exit code 0
```

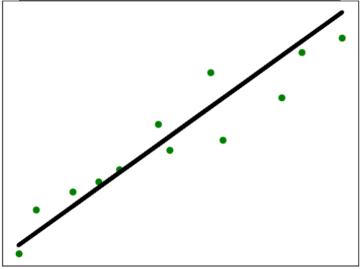


Рисунок 1. Результат виконання

Ми можемо використовувавти цей спосіб для статистичного аналізу, що показує зв'язок між двома змінними. Лінійна регресія може створити модель прогнозування за «випадковими» данами, показуючи тенденцію в них. Наприклад для цін, тривалості життя тощо.

Завдання 2.2. Передбачення за допомогою регресії однієї змінної Варіант 1 файл: data_regr_1.txt

Лістинг програми

```
import pickle
```

-	sklearn.metr matplotlib.p			
	Медведев ВВ		11/	Anu

Житомирська політехніка Філіпов В.О $22.121.06.000 - \Pi p3$ Підпис № докум. Дата $Ap\kappa$.

```
input file = 'data regr 1.txt'
data = np.loadtxt(input_file, delimiter=',')
num_training = int(0.8 * len(X))
X_train, y_train = X[:num_training], y[:num_training]
X test, y test = X[num training:], y[num training:]
regressor = linear model.LinearRegression()
regressor.fit(X train, y train)
y test pred = regressor.predict(X test)
plt.scatter(X_test, y_test, color='green')
plt.plot(X test, y test pred, color='black', linewidth=4)
plt.xticks(())
plt.yticks(())
print("Продуктивність лінійної регресії:")
print("Середня абсолютна похибка =",
print("Середня квадратична помилка ="
print("Середня абсолютна помилка =",
print("R2 оцінка =", round(sm.r2_score(y_test, y_test_pred), 3))
output model file = 'model.pkl'
with open (output model file, 'wb') as f:
```

		Мєдвєдєв. В.В		
		. Філіпов В.О		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
ТЕЅТ
Продуктивність лінійної регресії:
Середня абсолютна похибка = 0.59
Середня квадратична помилка = 0.49
Середня абсолютна помилка = 0.51
Пояснена оцінка дисперсії = 0.86
R2 оцінка = 0.859
Нова середня абсолютна помилка = 0.59
```

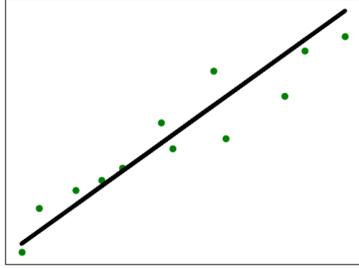


Рисунок 2. Резльтат виконання

Графік вийшов ідентичний через повну подібність вмісту файлу data_single-var_regr.txt та файлу data_regr_1.txt. З графіка видно, що залишки розподілені більш-менш рівномірно відносно осі. Виходячи з R_2 оцінки можна зробити висновок, що продуктивність цієї моделі машинного навчання на основі регресії є середньою

Рисунок 3. Демонстрація подібності файлів

		Мєдвєдєв. В.В			Житомирська політехніка	Арк.
		. Філіпов В.О			22.121.06.000 -	1
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	22.121.00.000 31p3	4

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
input file = 'data multivar regr.txt'
data = np.loadtxt(input file, delimiter=',')
X, y = data[:, :-1], data[:, -1]
num training = int(0.8 * len(X))
num test = len(X) - num training
X_train, y_train = X[:num_training], y[:num training]
X_test, y_test = X[num_training:], y[num_training:]
regressor = linear model.LinearRegression()
regressor.fit(X_train, y_train)
print("Продуктивність лінійної регресії:")
print("Середня абсолютна похибка =",
print("Середня квадратична помилка =
print("Середня абсолютна помилка ="
print("Пояснена оцінка дисперсії =",
print("R2 оцінка =", round(sm.r2 score(y test, y test pred), 3))
output model file = 'model.pkl'
with open (output model file, 'wb') as f:
```

		Мєдвєдєв. В.В		
		. Філіпов В.О		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
C:\Users\ViMi\PycharmProjects\lab_3\venv\Scripts\python.exe C:/Users/ViMi
Продуктивність лінійної регресії:
Середня абсолютна похибка = 3.58
Середня квадратична помилка = 20.31
Середня абсолютна помилка = 2.99
Пояснена оцінка дисперсії = 0.86
R2 оцінка = 0.865

Нова середня абсолютна помилка = 3.58

Linear regression:
[36.05286276]

Polynomial regression:
[41.46197042]
```

Рисунок 5. Результат виконання

Завдання 4 Регресія багатьох змінних

Лістинг додатку

```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from sklearn import datasets, linear_model
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score, mean_absolute_error

# Завантажимо набір данних
diabetes_X, diabetes_y = datasets.load_diabetes(return_X_y=True)

# Використаємо лише одну "розмірність"
diabetes_X = diabetes_X[:, np.newaxis, 2]

# Розіб'ємо дані на тестові та тренувальні
diabetes_X_train = diabetes_X[:-20]
diabetes_X_test = diabetes_X[-20:]

diabetes_y_train = diabetes_y[:-20]
diabetes_y_test = diabetes_y[-20:]

# Створимо модель лінійної регресії
```

		Мєдвєдєв. В.В		
		. Філіпов В.О		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
regr = linear_model.LinearRegression()

# Навчимо
regr.fit(diabetes_X_train, diabetes_y_train)

# Зробимо передбачення
diabetes_y_pred = regr.predict(diabetes_X_test)

# Коефициенти
print("Regression coef: \n", regr.coef_)
print("Regression intercept: \n", regr.intercept_)

# Середня абсолютна похибка
print("Mean absolute_error(diabetes_y_test, diabetes_y_pred), 2))

# Помилка середньої похибки
print("Mean squared error: %.2f" % mean_squared_error(diabetes_y_test, diabetes_y_pred))

print("R2 score: %.2f" % r2_score(diabetes_y_test, diabetes_y_pred))

fig, ax = plt.subplots()
ax.scatter(diabetes_y_test, diabetes_y_pred, edgecolors=(0, 0, 0))
ax.plot([diabetes_y_min(), diabetes_y_max()], [diabetes_y_min(), diabetes_y_max()], 'k--', lw=4)
ax.set_ylabel('Бередбачено')
plt.show()
```

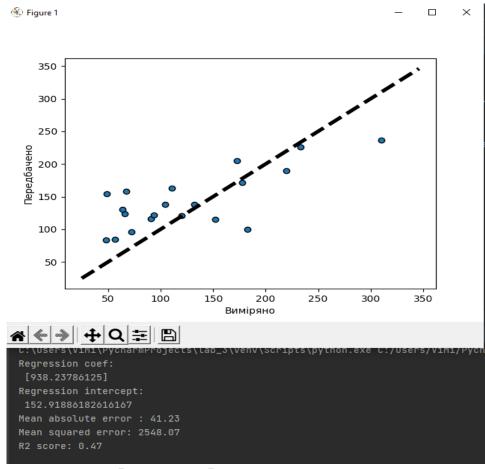


Рисунок 6. Результат виконання

		Мєдвєдєв. В.В			Житомирська політехніка	
		. Філіпов В.О			22.121.06.000 - Jp3	Г
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата	22.121.00.000 31p3	

Завдання 5. Самостійна побудова регресії Варіант 1

```
m = 100
X = 6 * np.random.rand(m, 1) - 3
y = 0.5 * X ** 2 + X + 2 + np.random.randn(m, 1)
```

Лістинг програми

```
import numpy as np
X = 6 * np.random.rand(m, 1) - 3
y = 0.5 * X ** 2 + X + 2 + np.random.randn(m, 1)
X = X.reshape(-1, 1)
lin = LinearRegression()
lin.fit(X, y)
poly = PolynomialFeatures(degree=2)
X poly = poly.fit transform(X)
poly.fit(X poly, y)
lin2 = LinearRegression()
lin2.fit(X poly, y)
Y NEW = lin2.predict(X poly)
r2 = r2 score(Y, Y_NEW)
print('R2: ', r2)
# Visualising the Linear Regression results
plt.scatter(X, y, color='blue')
plt.plot(X, lin.predict(X), color='red')
plt.title('Linear Regression')
plt.show()
# Visualising the Polynomial Regression results
plt.scatter(X, y, color='blue')
plt.plot(X, lin2.predict(poly.fit_transform(X)), color='red')
plt.title('Polynomial Regression')
plt.show()
```

		Мєдвєдєв. В.В		
		. Філіпов В.О		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

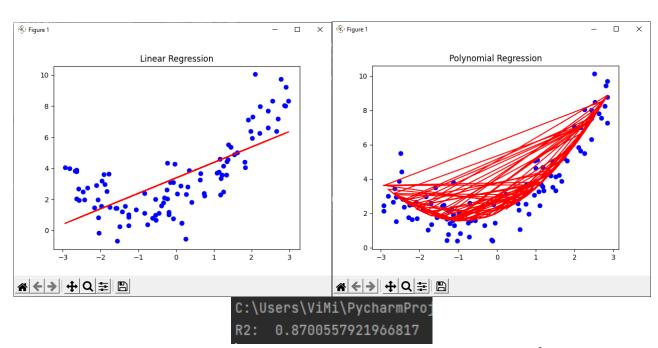


Рисунок 7. Графіки Лінійної та Полімінальної регресії та \mathbb{R}^2 оцінка

Побудована модель ϵ середньою через значне відхилення від осей.

Завдання 2.6. Побудова кривих навчання

Лістинг програми:

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.linear model import LinearRegression
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures

def plot_learning_curves(model, X, y):
    X train, X val, y train, y val = train_test_split(X, y, test_size=0.2)
    train_errors, val_errors = [], []
    for m in range(1, len(X_train)):
        model.fit(X_train[:m], y_train[:m])
        y_train_predict = model.predict(X_train[:m])
        y_val_predict = model.predict(X_val)
        train_errors.append(mean_squared_error(y_train_predict, y_train[:m]))
        val_errors.append(mean_squared_error(y_val_predict, y_val))
    plt.plot(np.sqrt(train_errors), "r-+", linewidth=2, label='train')
    plt.plot(np.sqrt(val_errors), "b-", linewidth=3, label='val')
    plt.show()

m = 100
X = np.linspace(-3, 3, m)
y = 3 + np.sin(X) + np.random.uniform(-0.5, 0.5, m)

X = X.reshape(-1, 1)
Y = y.reshape(-1, 1)
lin = LinearRegression()
lin.fit(X, y)
```

		Мєдвєдєв. В.В		
		. Філіпов В.О		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

```
poly = PolynomialFeatures(degree=2, include_bias=False)
X_poly = poly.fit_transform(X)

poly.fit(X_poly, y)
lin2 = LinearRegression()
lin2.fit(X_poly, y)

Y_NEW = lin2.predict(X_poly)
r2 = r2_score(Y, Y_NEW)

polynomial_regg = Pipeline([
    # ("poly_features", PolynomialFeatures(degree=2, include_bias=False)),
    ("poly_features", PolynomialFeatures(degree=10, include_bias=False)),
    ("lin_reg", LinearRegression()),
])

plot_learning_curves(polynomial_regg, X, y)
```

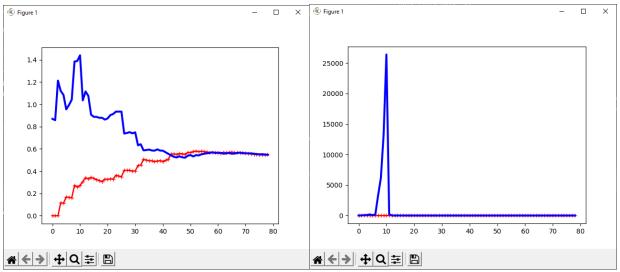


Рисунок 8. Крива навчання для моделі за ступенем 2(зліва) та 10(справа)

Висновок: Розглянули особливості методів регресії та побудови графіків на основі отриманих даних.

		Мєдвєдєв. В.В		
		. Філіпов В.О		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата