

ЛАБОРАТОРНА РОБОТА № 3

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ РЕГРЕСІЇ

Мета: використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python дослідити методи регресії даних у машинному навчанні.

Хід роботи

GitHub репозиторій: https://github.com/evhenSuhostavets/SAI_ipzk_20_1

Завдання 1

Код програми:

```
import pickle
import numpy as np
from sklearn import linear_model
import sklearn.metrics as sm
import matplotlib.pyplot as plt

input_file = 'data_singlevar_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)

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(())
plt.show()
```

					ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХНІКА.22.121.20.000 – Лр03		
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата			
Розроб.		Сухоставець Є. Ю.			Звіт з лабораторної роботи	Лім.	Арк.
Перевір.		Пулеко І. В.					Аркушів
Керівник							1
Н. контр.						ФІКТ Гр. ІПЗк-20-1	
Зав. каф.							
							11

```

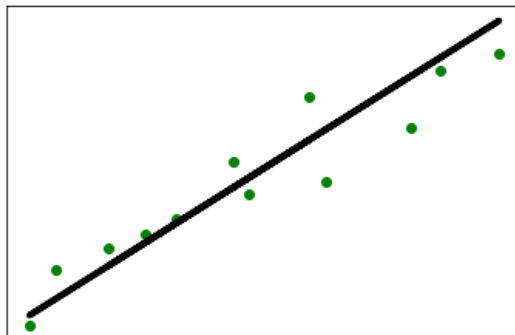
print("Linear regressor performance:")
print("Mean absolute error =",
round(sm.mean_absolute_error(y_test, y_test_pred), 2))
print("Mean squared error =",
round(sm.mean_squared_error(y_test, y_test_pred), 2))
print("Median absolute error =",
round(sm.median_absolute_error(y_test, y_test_pred), 2))
print("Explain variance score =",
round(sm.explained_variance_score(y_test, y_test_pred), 2))
print("R2 score =", round(sm.r2_score(y_test, y_test_pred), 2))

output_model_file = 'model.pkl'
with open(output_model_file, 'wb') as f:
    pickle.dump(regressor, f)

with open(output_model_file, 'rb') as f:
    regressor_model = pickle.load(f)
y_test_pred_new = regressor_model.predict(X_test)
print("\nNew mean absolute error =",
round(sm.mean_absolute_error(y_test, y_test_pred_new), 2))

```

Графік функції та оцінки якості наведені на рисунку 1.1.



```

Linear regressor performance:
Mean absolute error = 0.59
Mean squared error = 0.49
Median absolute error = 0.51
Explain variance score = 0.86
R2 score = 0.86

```

```

New mean absolute error = 0.59

```

Рис. 1.1. Графік функції та оцінки якості

На основі отриманих даних можемо сказати, що модель добре справляється з поставленим завданням (R2 score), та немає величезних викидів відповідно до графіку та даних отриманих з MAE та MSE.

		Сухооставець Є. Ю.			ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХНІКА.22.121.20.000 – Лр03	Арк.
		Пудеко І. В.				2
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Завдання 2

№ за списком	20
№ варіанту	5

Код програми:

```
import pickle
import numpy as np
from sklearn import linear_model
import sklearn.metrics as sm
import matplotlib.pyplot as plt

input_file = 'data_regr_5.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)

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(())
plt.show()

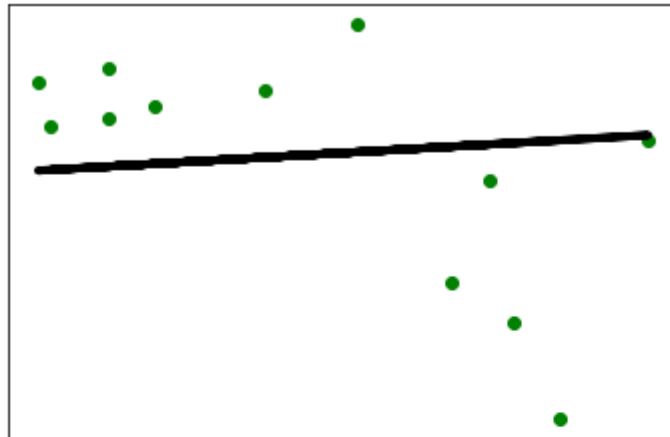
print("Linear regressor performance:")
print("Mean absolute error =",
round(sm.mean_absolute_error(y_test, y_test_pred), 2))
print("Mean squared error =",
round(sm.mean_squared_error(y_test, y_test_pred), 2))
print("Median absolute error =",
round(sm.median_absolute_error(y_test, y_test_pred), 2))
print("Explain variance score =",
round(sm.explained_variance_score(y_test, y_test_pred), 2))
print("R2 score =", round(sm.r2_score(y_test, y_test_pred), 2))

output_model_file = 'model.pkl'
with open(output_model_file, 'wb') as f:
    pickle.dump(regressor, f)
```

		Сухоставець Є. Ю.			ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХНІКА.22.121.20.000 – Лр03	Арк.
		Пулеко І. В.				3
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

```
with open(output_model_file, 'rb') as f:
    regressor_model = pickle.load(f)
y_test_pred_new = regressor_model.predict(X_test)
print("\nNew mean absolute error =",
round(sm.mean_absolute_error(y_test, y_test_pred_new), 2))
```

Графік функції та оцінки якості наведені на рисунку 1.2.



```
Linear regressor performance:
Mean absolute error = 3.31
Mean squared error = 16.98
Median absolute error = 2.66
Explain variance score = -0.14
R2 score = -0.15
```

```
New mean absolute error = 3.31
```

Рис. 1.2. Графік функції та оцінки якості

На основі отриманих даних (R^2) можемо сказати, що модель передбачення моделі не сильно відрізняються від моделі, яка базується на середніх значеннях. Крім цього, можемо бачити, що в датасеті є аномальні дані MSE vs MAE, до яких модель не пристосована.

Завдання 3

Код програми:

```
from math import degrees
import numpy as np
from sklearn import linear_model
import sklearn.metrics as sm
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures
```

		Сухоставець Є. Ю.			ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХНІКА.22.121.20.000 – Лр03	Арк.
		Пулеко І. В.				4
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

```

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:]

linear_regressor = linear_model.LinearRegression()
linear_regressor.fit(X_train, y_train)

y_test_pred = linear_regressor.predict(X_test)

print("Linear regressor performance:")
print("Mean absolute error =",
round(sm.mean_absolute_error(y_test, y_test_pred), 2))
print("Mean squared error =",
round(sm.mean_squared_error(y_test, y_test_pred), 2))
print("Median absolute error =",
round(sm.median_absolute_error(y_test, y_test_pred), 2))
print("Explain variance score =",
round(sm.explained_variance_score(y_test, y_test_pred), 2))
print("R2 score =", round(sm.r2_score(y_test, y_test_pred), 2))

polynomial = PolynomialFeatures(degree = 10)
X_train_transformed = polynomial.fit_transform(X_train)

datapoint = [[7.75, 6.35, 5.56]]
poly_datapoint = polynomial.fit_transform(datapoint)

poly_linear_model = linear_model.LinearRegression()
poly_linear_model.fit(X_train_transformed, y_train)
print("\nLinear regression:\n",
linear_regressor.predict(datapoint))
print("\nPolynomial regression:\n",
poly_linear_model.predict(poly_datapoint))

```

Результат порівняння двох регресій наведених на рисунку 1.3.

		Сухоставець Є. Ю.			ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХНІКА.22.121.20.000 – Лр03	Арк.
		Пудеко І. В.				5
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

```

Linear regressor performance:
Mean absolute error = 3.58
Mean squared error = 20.31
Median absolute error = 2.99
Explain variance score = 0.86
R2 score = 0.86

Linear regression:
[36.05286276]

Polynomial regression:
[41.4614223]

```

Рис. 1.3. Виведення характеристик лінійного регресора та порівняння передбачення лінійної й поліноміальної моделей регресії

На основі отриманого результату, можна константувати, що поліноміальний регресор справляється краще за лінійний при регресії з декількома характеристиками.

Завдання 4

Код програми:

```

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
from sklearn.model_selection import train_test_split

diabetes = datasets.load_diabetes()
X = diabetes.data
y = diabetes.target

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size = 0.5, random_state = 0)

regression = linear_model.LinearRegression()
regression.fit(X_train, y_train)
y_pred = regression.predict(X_test)

print("Linear regressor performance:")
print("regression.coef_ =", regression.coef_)
print("regression.intercept_ =", regression.intercept_)
print("R2 score =", round(r2_score(y_test, y_pred), 2))
print("Mean absolute error =", round(mean_absolute_error(y_test, y_pred), 2))
print("Mean squared error =", round(mean_squared_error(y_test, y_pred), 2))

```

		Сухоставець Є. Ю.			ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХНІКА.22.121.20.000 – Лр03	Арк.
		Пулеко І. В.				6
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

```
fig, ax = plt.subplots()
ax.scatter(y_test, y_pred, edgecolors = (0, 0, 0))
ax.plot([y.min(), y.max()], [y.min(), y.max()], 'k--', lw = 4)
ax.set_xlabel('Виміряно')
ax.set_ylabel('Передбачено')
plt.show()

Linear regressor performance:
regression.coef_ = [ -20.41129305 -265.88594023  564.64844662  325.55650029 -692.23796104
  395.62249978  23.52910434  116.37102129  843.98257585  12.71981044]
regression.intercept_ = 154.3589882135515
R2 score = 0.44
Mean absolute error = 44.8
Mean squared error = 3075.33
```

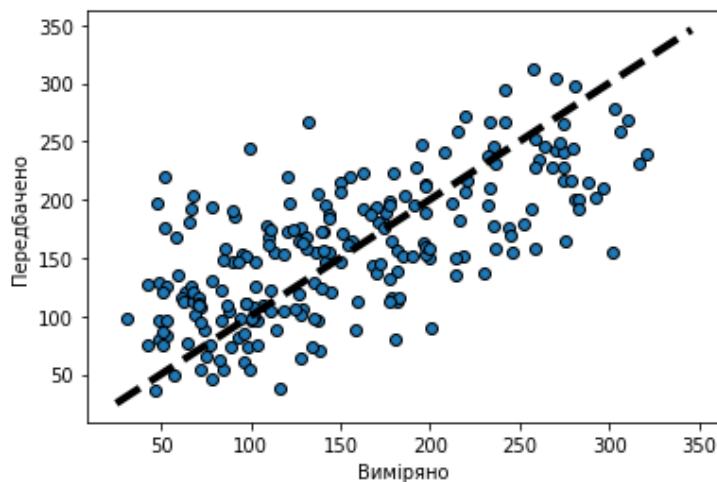


Рис. 1.4. Результати лінійної регресії

На основі отриманих результатів, можемо сказати, що дані широко розподілені й похибка є відносно великою, але обрана регресія працює краще ніж звичайна регресія з використанням середніх значень (безуючись на R2).

Завдання 5

№ за списком	20
№ варіанту	10

Графіки регресії та додаткові дані наведені на рисунку 1.5.

		Сухооставець Є. Ю.			ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХНІКА.22.121.20.000 – Лр03	Арк.
		Пудеко І. В.				7
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

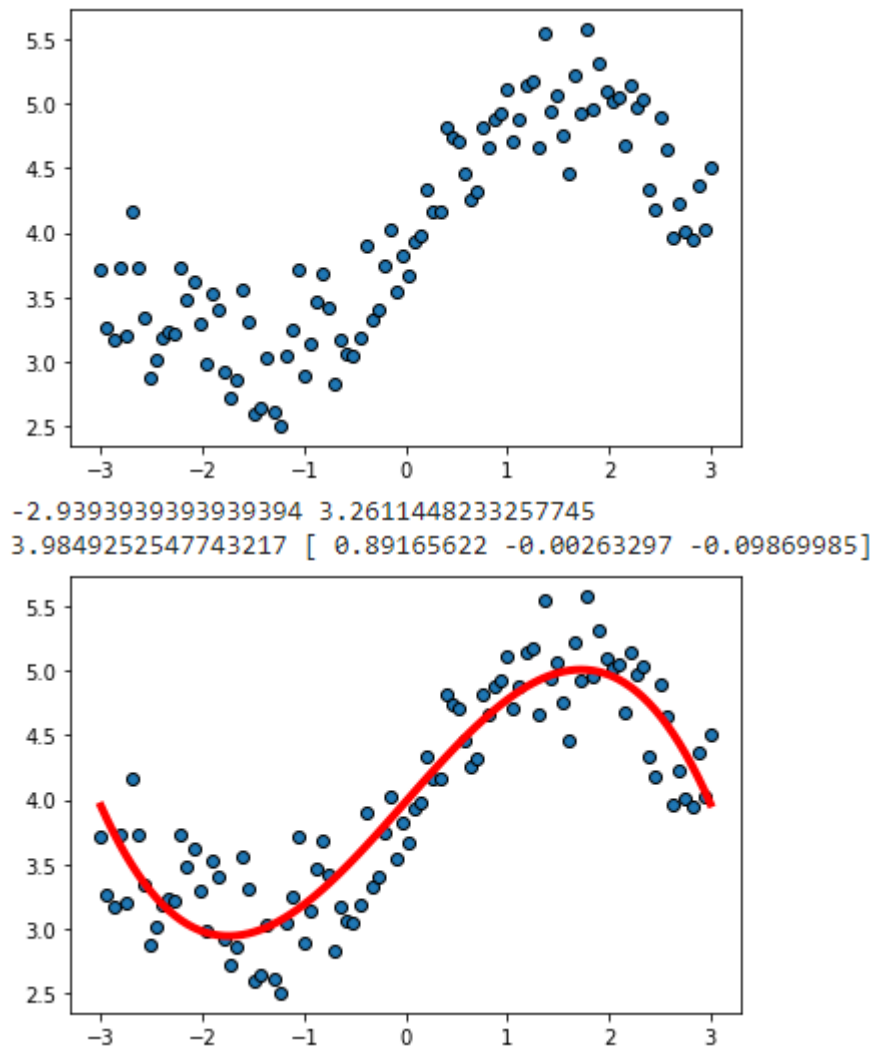


Рис. 1.5. Графіки на дані регресії

Модель варіанта: $y = \sin(x) + 4 + \text{шум гаусса}$, отримана модель регресії з передбаченими коефіцієнтами: $y = 0.88\sin(x) + 3.96$.

Код програми:

```
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
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures

m = 100
X = np.linspace(-3, 3, m)
y = 4 + np.sin(X) + np.random.uniform(-0.6, 0.6, m)
```



```

fig, ax = plt.subplots()
ax.scatter(X, y, edgecolors = (0, 0, 0))
plt.show()

print(X[1], y[1])

poly_features = PolynomialFeatures(degree=3, include_bias=False)
X_poly = poly_features.fit_transform(np.array(X).reshape(-1, 1))

linear_regression = linear_model.LinearRegression()
linear_regression.fit(X_poly, y)
print(linear_regression.intercept_, linear_regression.coef_)
y_pred = linear_regression.predict(X_poly)

fig, ax = plt.subplots()
ax.scatter(X, y, edgecolors = (0, 0, 0))
plt.plot(X, y_pred, color='red', linewidth=4)
plt.show()

```

Базуючись на отриманих результатах, можемо зробити висновок, що поліноміальна регресія надає змогу будувати моделі для нелінійних даних й заезпечує чудовий результат.

Завдання 6

На рисунках 1.6-1.8 наведені криві навчання для лінійної, поліноміальної 10-го ступеня та поліноміальної 3-го ступеня моделей відповідно.

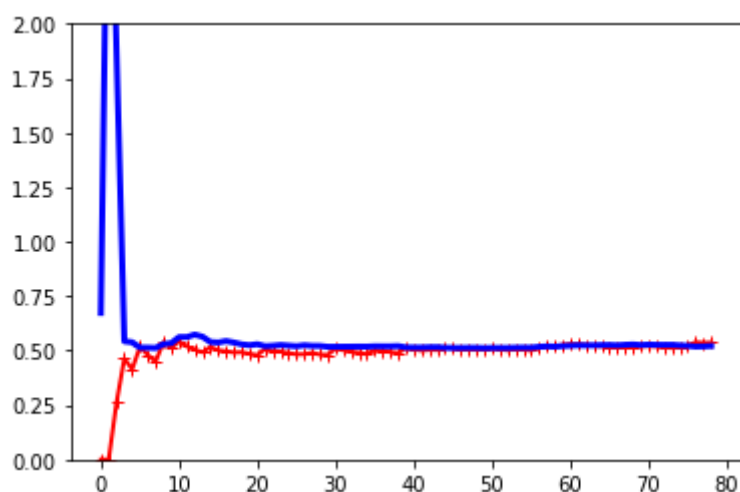


Рис. 1.6. Криві навчання для лінійної моделі

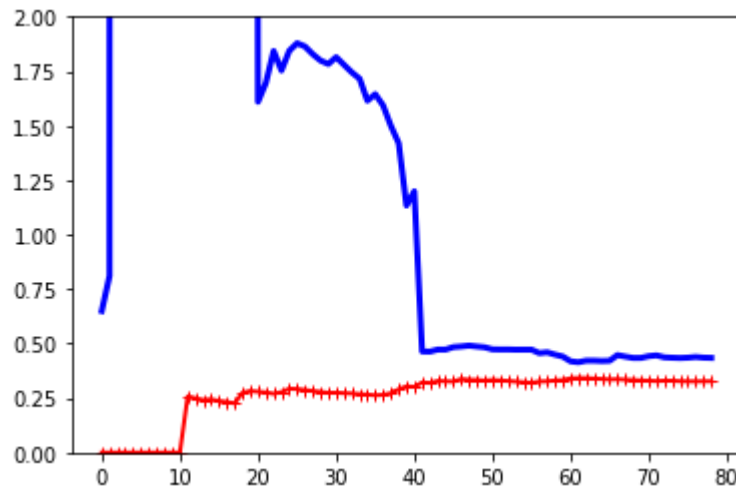


Рис. 1.7. Криві навчання для поліноміальної моделі 10-го ступеня

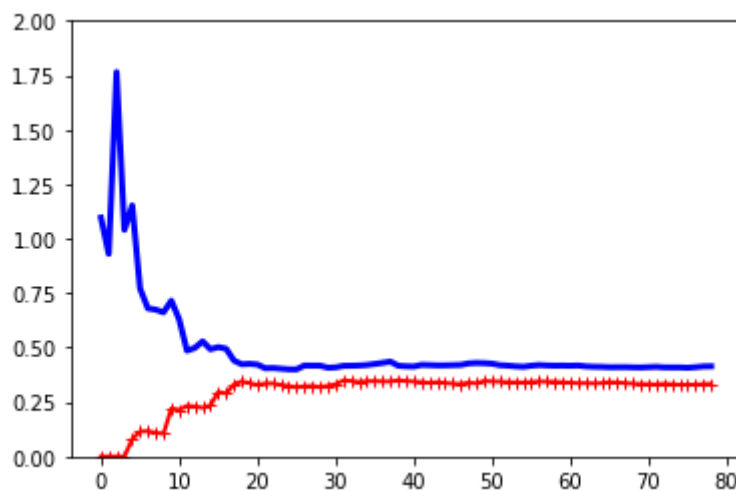


Рис. 1.8. Криві навчання для поліноміальної моделі 3-го ступеня

Код програми:

```
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
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures
from sklearn.pipeline import Pipeline

m = 100
X = np.linspace(-3, 3, m)
y = 4 + np.sin(X) + np.random.uniform(-0.6, 0.6, m)

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))
fig, ax = plt.subplots()
plt.ylim(0, 2)
ax.plot(np.sqrt(train_errors), "r-+", linewidth = 2, label = 'train')
ax.plot(np.sqrt(val_errors), "b-", linewidth = 3, label = 'val')
plt.show()

linear_regression = linear_model.LinearRegression()
plot_learning_curves(linear_regression, np.array(X).reshape(-1, 1), y)

polynomial_regression = Pipeline([
    ('poly_features', PolynomialFeatures(degree=3, include_bias=False)),
    ('lin_reg', linear_model.LinearRegression()),
])

plot_learning_curves(polynomial_regression, np.array(X).reshape(-1, 1), y)

```

Висновки: на даній лабораторній роботі я дослідив методи регресії даних, використовуючи спеціалізовані бібліотеки та мову програмування Python.

		Сухооставець Є. Ю.			ЖИТОМИРСЬКА ПОЛІТЕХНІКА.22.121.20.000 – Лр03	Арк.
		Пудеко І. В.				11
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		