Министерство образования Республики Беларусь
Учреждение образования
«Брестский государственный технический университет»
Кафедра ИИТ

Лабораторная работа №5
По дисциплине: «ОМО»
Тема:” Нелинейные ИНС в задачах регрессии”

Выполнил:
Студент 3-го курса
Группы АС-65
Лопато А. В.
Проверил:
Крощенко А. А.

Брест 2025

Цель: Выполнить моделирование прогнозирующей нелинейной ИНС.

Вариант 12

Задание:

1. Выполнить моделирование прогнозирующей нелинейной ИНС. Для генерации обучающих и тестовых данных использовать функцию

$$y = a\cos(bx) + c\sin(dx) \ .$$

Варианты заданий приведены в следующей таблице:

№ варианта	a	b	c	d	Кол-во входов ИНС	Кол-во НЭ в скрытом слое
1	0.1	0.1	0.05	0.1	6	2
2	0.2	0.2	0.06	0.2	8	3
3	0.3	0.3	0.07	0.3	10	4
4	0.4	0.4	0.08	0.4	6	2
5	0.1	0.5	0.09	0.5	8	3
6	0.2	0.6	0.05	0.6	10	4
7	0.3	0.1	0.06	0.1	6	2
8	0.4	0.2	0.07	0.2	8	3
9	0.1	0.3	0.08	0.3	10	4
10	0.2	0.4	0.09	0.4	6	2
11	0.3	0.5	0.05	0.5	8	3

```
import os
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

a, b, c, d = 0.1, 0.1, 0.05, 0.1
window_size = 6
hidden_size = 2
epochs = 2500
lr = 0.05
train_ratio = 0.7

OUT_DIR = "lab5_variant2_results"
os.makedirs(OUT_DIR, exist_ok=True)

def sigmoid(x):
    x_clip = np.clip(x, -50, 50)
    return 1.0 / (1.0 + np.exp(-x_clip))

def sigmoid_deriv_from_activation(a_sigmoid):
    return a_sigmoid * (1.0 - a_sigmoid)

def generate_series(a, b, c, d, x_min=-10, x_max=10, step=0.01):
    x_vals = np.arange(x_min, x_max + step, step)
    y_vals = a * np.cos(b * x_vals) + c * np.sin(d * x_vals)
    return x_vals, y_vals
```

```
def make_supervised_from_series(y_vals, window):
    X, Y = [], []
    for i in range(len(y_vals) - window):
        X.append(y_vals[i:i + window])
        Y.append(y_vals[i + window])
    X = np.array(X, dtype=np.float64)
    Y = np.array(Y, dtype=np.float64).reshape(-1, 1)
    return X, Y

def init_weights(input_size, hidden_size, output_size=1, seed=42):
    rng = np.random.default_rng(seed)
    W1 = rng.normal(0.0, np.sqrt(1.0 / input_size), size=(input_size,
hidden_size))
    b1 = np.zeros((1, hidden_size), dtype=np.float64)

    W2 = rng.normal(0.0, np.sqrt(1.0 / hidden_size), size=(hidden_size,
output_size))
    b2 = np.zeros((1, output_size), dtype=np.float64)
    return W1, b1, W2, b2

def forward(X, W1, b1, W2, b2):
    z1 = X @ W1 + b1
    a1 = sigmoid(z1)
    z2 = a1 @ W2 + b2
    y_pred = z2
    cache = (X, z1, a1, z2)
    return y_pred, cache

def predict(X, W1, b1, W2, b2):
    _, (_, _, _, _) = forward(X, W1, b1, W2, b2)
    z1 = X @ W1 + b1
    a1 = sigmoid(z1)
    return a1 @ W2 + b2

def compute_mse(y_pred, y_true):
    err = y_pred - y_true
    return np.mean(err ** 2), err

def backward_and_update(W1, b1, W2, b2, cache, err, lr):
    X, z1, a1, z2 = cache
    N = X.shape[0]

    grad_out = 2.0 * err / N

    dW2 = a1.T @ grad_out
    db2 = np.sum(grad_out, axis=0, keepdims=True)

    da1 = grad_out @ W2.T
    dz1 = da1 * sigmoid_deriv_from_activation(a1)
    dW1 = X.T @ dz1
    db1 = np.sum(dz1, axis=0, keepdims=True)

    W1 -= lr * dW1
    b1 -= lr * db1
    W2 -= lr * dW2
    b2 -= lr * db2

    return W1, b1, W2, b2

def train(X_train, y_train, W1, b1, W2, b2, epochs, lr):
    loss_history = []
    for epoch in range(1, epochs + 1):
        y_pred, cache = forward(X_train, W1, b1, W2, b2)
        loss, err = compute_mse(y_pred, y_train)
```

```
            loss_history.append(loss)

            W1, b1, W2, b2 = backward_and_update(W1, b1, W2, b2, cache, err, lr)

            if epoch % 250 == 0 or epoch == 1:
                print(f"Epoch {epoch:4d} | MSE={loss:.8f}")

    return W1, b1, W2, b2, loss_history

def main():
    x_vals, y_vals = generate_series(a, b, c, d, x_min=-10, x_max=10)

    X, Y = make_supervised_from_series(y_vals, window_size)
    split = int(train_ratio * len(X))
    X_train, X_test = X[:split], X[split:]
    y_train, y_test = Y[:split], Y[split:]

    W1, b1, W2, b2 = init_weights(window_size, hidden_size, output_size=1,
seed=42)

    W1, b1, W2, b2, loss_history = train(X_train, y_train, W1, b1, W2, b2,
epochs, lr)

    y_train_pred = predict(X_train, W1, b1, W2, b2)
    y_test_pred = predict(X_test, W1, b1, W2, b2)

    train_df = pd.DataFrame({
        "Эталонное значение": y_train.flatten(),
        "Полученное значение": y_train_pred.flatten(),
        "Отклонение": (y_train_pred - y_train).flatten()
    })
    test_df = pd.DataFrame({
        "Эталонное значение": y_test.flatten(),
        "Полученное значение": y_test_pred.flatten(),
        "Отклонение": (y_test_pred - y_test).flatten()
    })

    print("\n=== Обучающая выборка (первые 10) ===")
    print(train_df.head(10))
    print("\n=== Тестовая выборка (первые 10) ===")
    print(test_df.head(10))

    train_df.to_csv(os.path.join(OUT_DIR, "train_results.csv"), index=False,
encoding="utf-8-sig")
    test_df.to_csv(os.path.join(OUT_DIR, "test_results.csv"), index=False,
encoding="utf-8-sig")

    plt.figure(figsize=(8, 4))
    plt.plot(loss_history, color="tab:blue", label="MSE")
    plt.title("График изменения ошибки (MSE) по эпохам")
    plt.xlabel("Эпоха")
    plt.ylabel("MSE")
    plt.grid(True, alpha=0.3)
    plt.legend()
    plt.tight_layout()
    plt.savefig(os.path.join(OUT_DIR, "loss_curve.png"), dpi=150)
    plt.show()

    plt.figure(figsize=(10, 4))
    plt.plot(x_vals, y_vals, lw=2, color="tab:green", label="Эталонная
функция")
    plt.title("Эталонная функция (плотная дискретизация)")
    plt.xlabel("x")
    plt.ylabel("y(x)")
```

```
    plt.grid(True, alpha=0.3)
    plt.legend()
    plt.tight_layout()
    plt.savefig(os.path.join(OUT_DIR, "true_function_dense.png"), dpi=150)
    plt.show()

    plt.figure(figsize=(10, 5))
    plt.plot(range(len(y_vals)), y_vals, lw=2, label="Эталонная функция")
    plt.plot(range(window_size, window_size + len(y_train_pred)),
             y_train_pred.flatten(), "--", label="Прогноз (train)")
    plt.plot(range(window_size + len(y_train_pred),
                   window_size + len(y_train_pred) + len(y_test_pred)),
             y_test_pred.flatten(), "--", label="Прогноз (test)")
    plt.title("Прогнозируемая функция на участке обучения и теста")
    plt.xlabel("Индекс точки")
    plt.ylabel("Значение y")
    plt.legend()
    plt.grid(True, alpha=0.3)
    plt.tight_layout()
    plt.savefig(os.path.join(OUT_DIR, "prediction_vs_true.png"), dpi=150)
    plt.show()

    print(f"\nФайлы сохранены в: {OUT_DIR}")
    print(" - train_results.csv, test_results.csv")
    print(" - loss_curve.png, true_function_dense.png,
prediction_vs_true.png")

if __name__ == "__main__":
    main()
```

Результаты:

```
=== Обучающая выборка (первые 10) ===
   Эталонное значение  Полученное значение  Отклонение
0            0.012623             0.079656    0.067033
1            0.012735             0.079647    0.066913
2            0.012846             0.079638    0.066792
3            0.012957             0.079629    0.066672
4            0.013068             0.079620    0.066552
5            0.013179             0.079611    0.066432
6            0.013290             0.079602    0.066312
7            0.013401             0.079593    0.066192
8            0.013512             0.079584    0.066072
9            0.013623             0.079574    0.065952

=== Тестовая выборка (первые 10) ===
   Эталонное значение  Полученное значение  Отклонение
0            0.111591             0.071530   -0.040061
1            0.111598             0.071529   -0.040069
2            0.111605             0.071528   -0.040076
3            0.111611             0.071528   -0.040083
4            0.111618             0.071527   -0.040090
5            0.111624             0.071527   -0.040097
6            0.111630             0.071526   -0.040104
7            0.111636             0.071526   -0.040111
8            0.111643             0.071525   -0.040117
9            0.111648             0.071525   -0.040124
```

```
Epoch    1 | MSE=0.11441151
Epoch  250 | MSE=0.00114738
Epoch  500 | MSE=0.00113675
Epoch  750 | MSE=0.00112641
Epoch 1000 | MSE=0.00111637
Epoch 1250 | MSE=0.00110659
Epoch 1500 | MSE=0.00109707
Epoch 1750 | MSE=0.00108780
Epoch 2000 | MSE=0.00107876
Epoch 2250 | MSE=0.00106994
Epoch 2500 | MSE=0.00106133
```

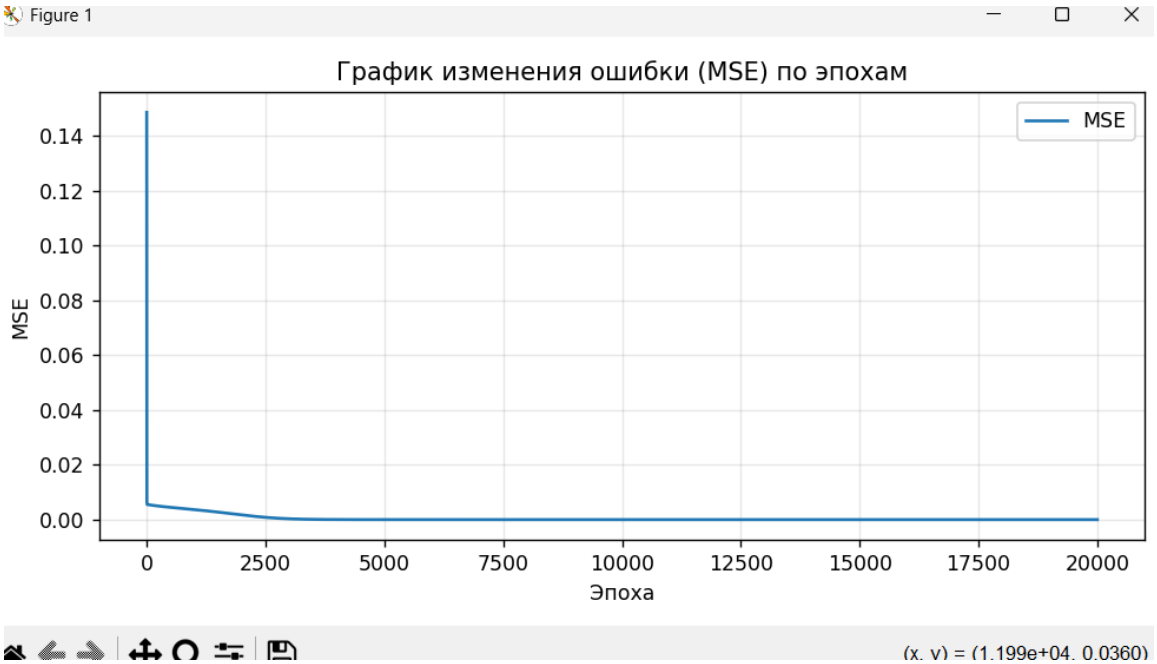


Figure 1
График изменения ошибки (MSE) по эпохам
MSE
0.14
0.12
0.10
0.08
0.06
0.04
0.02
0.00
0
2500
5000
7500
10000
12500
15000
17500
20000
Эпоха
(x, y) = (1.199e+04, 0.0360)

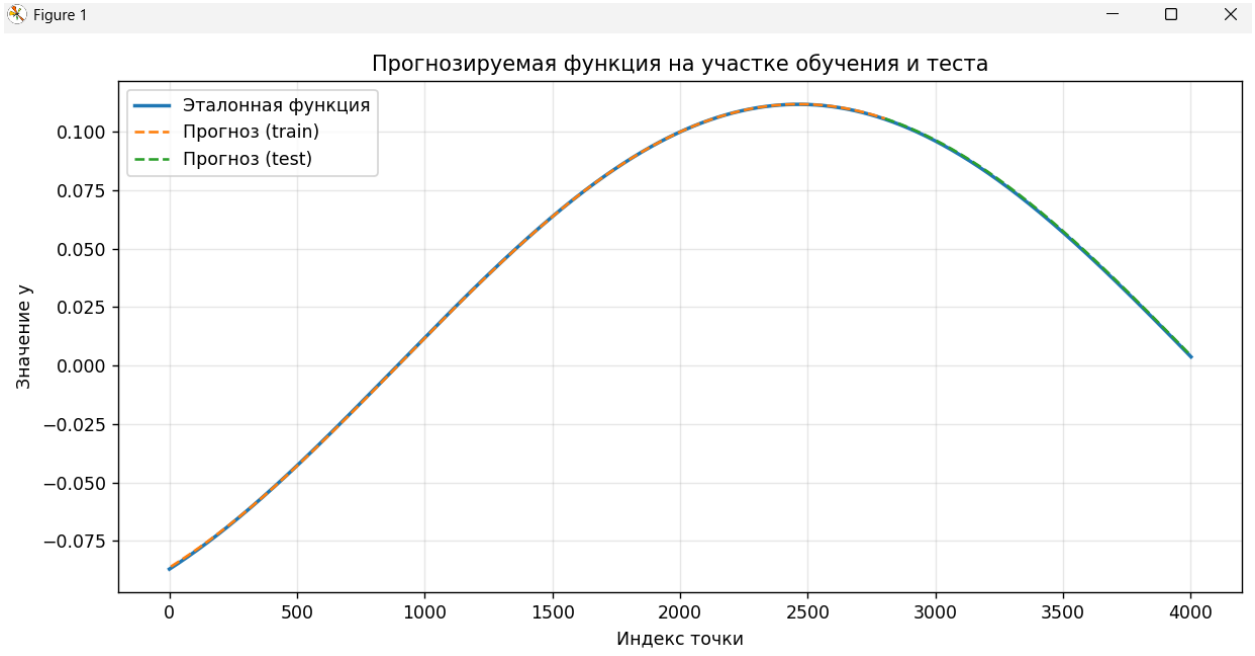
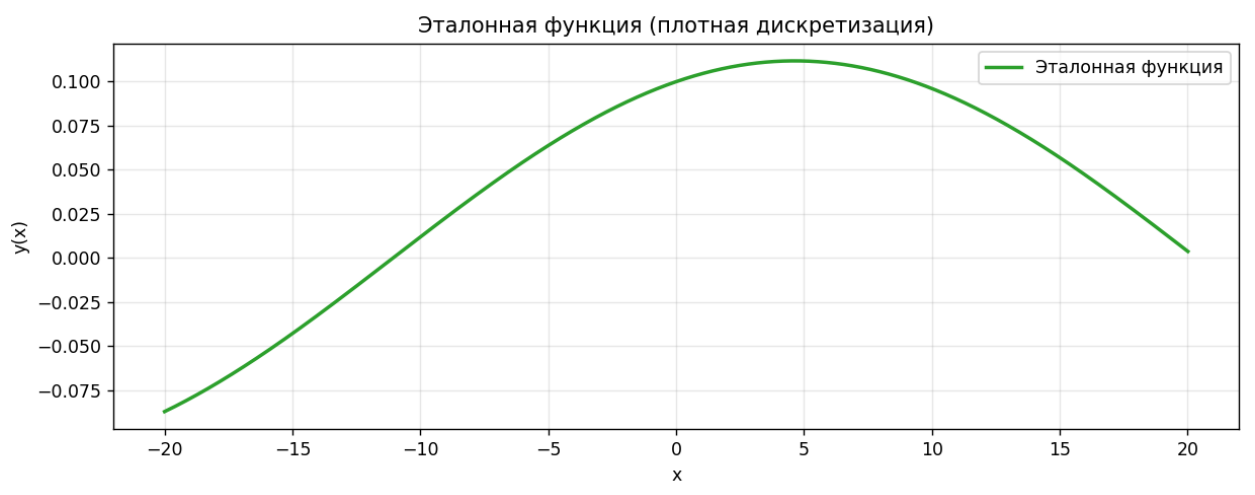


Figure 1
Прогнозируемая функция на участке обучения и теста
Эталонная функция
Прогноз (train)
Прогноз (test)
Значение y
0.100
0.075
0.050
0.025
0.000
−0.025
−0.050
−0.075
0
500
1000
1500
2000
2500
3000
3500
4000
Индекс точки


Эталонная функция (плотная дискретизация)
Эталонная функция
y(x)
0.100
0.075
0.050
0.025
0.000
−0.025
−0.050
−0.075
−20
−15
−10
−5
0
5
10
15
20
x

Вывод: На практике выполнили моделирование прогнозирующей нелинейной ИНС.