

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

Лабораторная работа №5
По дисциплине «Основы машинного обучения»
Тема: «Нелинейные ИНС в задачах регрессии»

Выполнил:
Студент 3 курса
Группы АС-65
Ракецкий П. П.
Проверил:
Крощенко А. А.

Брест 2025

Цель: оформить моделирование прогнозирующей нелинейной ИНС, построить график, вывести результаты обучения и прогнозирования.

Вариант 4

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

Для прогнозирования использовать многослойную ИНС с одним скрытым слоем. В качестве функций активации для скрытого слоя использовать сигмоидную функцию, для выходного - линейную.

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Параметры варианта 4
a, b, c, d = 0.4, 0.4, 0.08, 0.4

# Генерация данных
x = np.arange(0, 30.1, 0.1)
y = a * np.cos(b * x) + c * np.sin(d * x)

# Разделение на обучающую и тестовую выборки
train_size = 200 # [0, 20] с шагом 0.1
x_train, x_test = x[:train_size], x[train_size:]
y_train, y_test = y[:train_size], y[train_size:]

# Создание dataset с окном = 6
def create_dataset(data, window_size=6):
    X, Y = [], []
    for i in range(window_size, len(data)):
        X.append(data[i-window_size:i])
        Y.append(data[i])
    return np.array(X), np.array(Y)

window_size = 6
```

```

X_train, Y_train = create_dataset(y_train, window_size)
X_test, Y_test = create_dataset(y_test, window_size)

# Нормализация
mean, std = X_train.mean(), X_train.std()
X_train = (X_train - mean) / std
Y_train = (Y_train - mean) / std
X_test = (X_test - mean) / std
Y_test = (Y_test - mean) / std

# ИНС с одним скрытым слоем
class NeuralNetwork:
    def __init__(self, input_size, hidden_size, output_size):
        self.W1 = np.random.randn(input_size, hidden_size) * 0.1
        self.b1 = np.zeros((1, hidden_size))
        self.W2 = np.random.randn(hidden_size, output_size) * 0.1
        self.b2 = np.zeros((1, output_size))

    def sigmoid(self, x):
        return 1 / (1 + np.exp(-x))

    def forward(self, X):
        self.hidden = self.sigmoid(np.dot(X, self.W1) + self.b1)
        self.output = np.dot(self.hidden, self.W2) + self.b2
        return self.output

    def backward(self, X, y, output, lr=0.01):
        m = X.shape[0]
        dZ2 = output - y
        dW2 = (1/m) * np.dot(self.hidden.T, dZ2)
        db2 = (1/m) * np.sum(dZ2, axis=0, keepdims=True)

        dZ1 = np.dot(dZ2, self.W2.T) * self.hidden * (1 - self.hidden)
        dW1 = (1/m) * np.dot(X.T, dZ1)
        db1 = (1/m) * np.sum(dZ1, axis=0, keepdims=True)

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

    def train(self, X, y, epochs=1000, lr=0.01):
        errors = []
        for epoch in range(epochs):
            output = self.forward(X)
            error = np.mean((output - y)**2)
            errors.append(error)
            self.backward(X, y, output, lr)
        return errors

# Создание и обучение сети

```

```

nn = NeuralNetwork(input_size=6, hidden_size=2, output_size=1)
errors = nn.train(X_train, Y_train.reshape(-1, 1), epochs=5000, lr=0.1)

# Прогноз
train_predict = nn.forward(X_train)
test_predict = nn.forward(X_test)

# Обратная нормализация
train_predict = train_predict * std + mean
test_predict = test_predict * std + mean
Y_train_orig = Y_train * std + mean
Y_test_orig = Y_test * std + mean

# 4. График прогнозируемой функции на участке обучения
plt.figure(figsize=(10, 4))
plt.plot(Y_train[window_size:], label='Эталон', linewidth=2)
plt.plot(train_predict, label='Прогноз ИНС', linestyle='--')
plt.title('График прогнозируемой функции на участке обучения')
plt.xlabel('Время')
plt.ylabel('y')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.show()

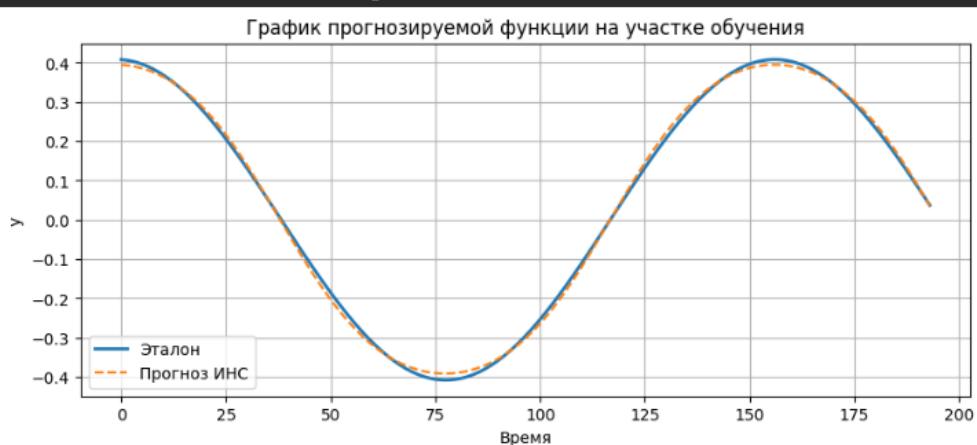
# 5. Результаты обучения
print("Результаты обучения:")
print("Эталонное значение | Полученное значение | Отклонение")
print("-" * 55)
for i in range(10):
    etalon = Y_train_orig[i]
    predicted = train_predict[i, 0]
    deviation = abs(etalon - predicted)
    print(f"{etalon:16.4f} | {predicted:19.4f} | {deviation:10.4f}")

# График изменения ошибки
plt.figure(figsize=(10, 4))
plt.plot(errors)
plt.title('График изменения ошибки в зависимости от итерации')
plt.xlabel('Итерация')
plt.ylabel('MSE')
plt.grid(True)
plt.show()

# 6. Результаты прогнозирования
print("\nРезультаты прогнозирования:")
print("Эталонное значение | Полученное значение | Отклонение")
print("-" * 55)
for i in range(10):
    etalon = Y_test_orig[i]
    predicted = test_predict[i, 0]
    deviation = abs(etalon - predicted)

```

```
print(f"{{etalon:16.4f} | {predicted:19.4f} | {deviation:10.4f}}")
```

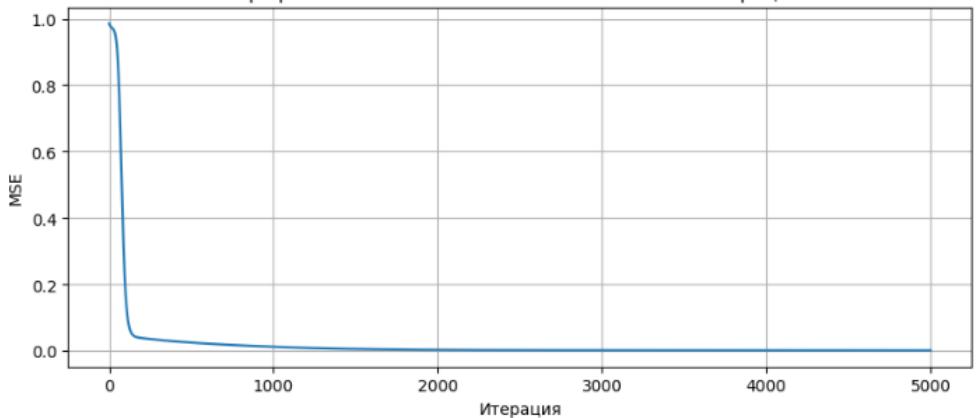


Результаты обучения:

Эталонное значение | Полученное значение | Отклонение

0.4076	0.3942	0.0134
0.4065	0.3933	0.0132
0.4049	0.3920	0.0128
0.4025	0.3903	0.0123
0.3996	0.3880	0.0116
0.3960	0.3852	0.0107
0.3917	0.3820	0.0098
0.3869	0.3782	0.0086
0.3814	0.3740	0.0074
0.3753	0.3692	0.0061

График изменения ошибки в зависимости от итерации



Результаты прогнозирования:

Эталонное значение | Полученное значение | Отклонение

-0.0765	-0.0894	0.0130
-0.0924	-0.1067	0.0142
-0.1083	-0.1236	0.0153
-0.1239	-0.1402	0.0163
-0.1393	-0.1563	0.0170
-0.1546	-0.1720	0.0175
-0.1695	-0.1873	0.0177
-0.1842	-0.2020	0.0178
-0.1986	-0.2162	0.0176
-0.2127	-0.2299	0.0171

Вывод: оформил моделирование прогнозирующей нелинейной ИНС, построил график, вывел результаты обучения и прогнозирования.