

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

Лабораторная работа №6
По дисциплине «ОМО»

Выполнил:
Студент 3-го курса
Группы АС-65
Егоренков Н. Д.
Проверил:
Крощенко А.А.

Брест 2025

Цель: реализовать предложенный вариант рекуррентной нейронной сети. Сравнить полученные результаты с ЛР 5.

Вариант 5

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

В качестве функций активации для скрытого слоя использовать сигмоидную функцию, для выходного - линейную.

Ход работы

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.metrics import mean_squared_error

a, b, c, d = 0.1, 0.5, 0.09, 0.5
num_inputs = 8
num_neurons_hidden = 3
rnn_type = 'Джордана' # Тип РНС для варианта 5

def generate_data(a, b, c, d, x):
    return a * np.cos(b * x) + c * np.sin(d * x)

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

def sigmoid_derivative(x):
    return x * (1 - x)

def linear(x):
    return x

x_full = np.linspace(0, 10 * np.pi, 1000)
```

```

y_full = generate_data(a, b, c, d, x_full)

def create_dataset(data, n_inputs):
    X, y = [], []
    for i in range(len(data) - n_inputs):
        X.append(data[i:i + n_inputs])
        y.append(data[i + n_inputs])
    return np.array(X), np.array(y)

X, y = create_dataset(y_full, num_inputs)

train_size = int(0.8 * len(X))
X_train, X_test = X[:train_size], X[train_size:]
y_train, y_test = y[:train_size], y[train_size:]

x_train_plot = x_full[num_inputs:num_inputs + train_size]
x_test_plot = x_full[num_inputs + train_size:num_inputs + len(X)]

X_mean = np.mean(X_train)
X_std = np.std(X_train)
y_mean = np.mean(y_train)
y_std = np.std(y_train)

X_train_norm = (X_train - X_mean) / X_std
X_test_norm = (X_test - X_mean) / X_std
y_train_norm = (y_train - y_mean) / y_std

np.random.seed(42)
W1 = np.random.randn(num_inputs + num_neurons_hidden, num_neurons_hidden) * 0.1
b1 = np.zeros((1, num_neurons_hidden))
W2 = np.random.randn(num_neurons_hidden, 1) * 0.1
b2 = np.zeros((1, 1))
W_context = np.random.randn(1, num_neurons_hidden) * 0.1

learning_rate = 0.01
epochs = 2000
loss_history = []

for epoch in range(epochs):
    total_loss = 0
    context_state = np.zeros((1, num_neurons_hidden)) # Инициализация
    контекстного состояния

    for i in range(len(X_train_norm)):
        combined_input = np.concatenate([X_train_norm[i].reshape(1, -1),
context_state], axis=1)
        hidden_input = np.dot(combined_input, W1) + b1
        hidden_output = sigmoid(hidden_input)
        output = linear(np.dot(hidden_output, W2) + b2)

        loss = np.mean((output - y_train_norm[i]) ** 2)
        total_loss += loss

        d_output = 2 * (output - y_train_norm[i])
        d_W2 = np.dot(hidden_output.T, d_output.reshape(-1, 1))

```

```

        d_b2 = d_output.reshape(1, -1)

        d_hidden = np.dot(d_output.reshape(1, -1), W2.T) *
sigmoid_derivative(hidden_output)
        d_W1 = np.dot(combined_input.T, d_hidden)
        d_b1 = d_hidden

        W2 -= learning_rate * d_W2
        b2 -= learning_rate * d_b2
        W1 -= learning_rate * d_W1
        b1 -= learning_rate * d_b1

        context_state = output * W_context

    avg_loss = total_loss / len(X_train_norm)
    loss_history.append(avg_loss)

    if epoch % 1000 == 0:
        print(f"Эпоха {epoch}, Ошибка: {avg_loss:.6f}")

context_state = np.zeros((1, num_neurons_hidden))
y_train_pred = []

for i in range(len(X_train_norm)):
    combined_input = np.concatenate([X_train_norm[i].reshape(1, -1),
context_state], axis=1)
    hidden_input = np.dot(combined_input, W1) + b1
    hidden_output = sigmoid(hidden_input)
    output = linear(np.dot(hidden_output, W2) + b2)
    y_train_pred.append(output[0, 0])
    context_state = output * W_context

y_train_pred = np.array(y_train_pred) * y_std + y_mean

context_state = np.zeros((1, num_neurons_hidden))
y_test_pred = []

for i in range(len(X_test_norm)):
    combined_input = np.concatenate([X_test_norm[i].reshape(1, -1),
context_state], axis=1)
    hidden_input = np.dot(combined_input, W1) + b1
    hidden_output = sigmoid(hidden_input)
    output = linear(np.dot(hidden_output, W2) + b2)
    y_test_pred.append(output[0, 0])
    context_state = output * W_context

y_test_pred = np.array(y_test_pred) * y_std + y_mean

print("\nРезультаты обучения:")
print(f"Тип РНС: {rnn_type}")
print("MSE на обучающей выборке:", mean_squared_error(y_train, y_train_pred))
print("MSE на тестовой выборке:", mean_squared_error(y_test, y_test_pred))

plt.figure(figsize=(15, 5))

plt.subplot(1, 3, 1)
plt.plot(x_train_plot, y_train, label='Эталонная функция', linewidth=2, alpha=0.8,
```

```

color='blue')
plt.plot(x_train_plot, y_train_pred, label='Прогнозируемая функция',
linewidth=1.5, alpha=0.8, color='red',
        linestyle='--')
plt.title(f'PHC {rnn_type}: Эталонная и прогнозируемая функция\на участке
обучения')
plt.xlabel('x')
plt.ylabel('y')
plt.legend()
plt.grid(True)

plt.subplot(1, 3, 2)
plt.plot(loss_history)
plt.title(f'PHC {rnn_type}: Изменение ошибки в процессе обучения')
plt.xlabel('Эпоха')
plt.ylabel('Ошибка (MSE)')
plt.yscale('log')
plt.grid(True)

plt.subplot(1, 3, 3)
plt.plot(x_test_plot, y_test, label='Эталонные значения', linewidth=2, alpha=0.8,
color='blue')
plt.plot(x_test_plot, y_test_pred, label='Прогнозируемые значения', linewidth=1.5,
alpha=0.8, color='red',
        linestyle='--')
plt.title(f'PHC {rnn_type}: Результаты прогнозирования\на тестовой выборке')
plt.xlabel('x')
plt.ylabel('y')
plt.legend()
plt.grid(True)

plt.tight_layout()

plt.savefig('rnn_jordan_results.png', dpi=300, bbox_inches='tight')
plt.close()

print("\nРезультаты прогнозирования на обучающей выборке (первые 20 значений):")
print("Эталонное значение | Полученное значение | Отклонение")
print("-" * 55)
train_deviations = y_train - y_train_pred
for i in range(min(20, len(y_train))):
    print(f"{y_train[i]:17.6f} | {y_train_pred[i]:19.6f} |
{train_deviations[i]:10.6f}")

print("\nРезультаты прогнозирования на тестовой выборке (первые 20 значений):")
print("Эталонное значение | Полученное значение | Отклонение")
print("-" * 55)
test_deviations = y_test - y_test_pred
for i in range(min(20, len(y_test))):
    print(f"{y_test[i]:17.6f} | {y_test_pred[i]:19.6f} |
{test_deviations[i]:10.6f}")

print(f"\nСтатистика отклонений на обучающей выборке:")
print(f"Среднее отклонение: {np.mean(train_deviations):.6f}")
print(f"Стандартное отклонение: {np.std(train_deviations):.6f}")
print(f"Максимальное отклонение: {np.max(np.abs(train_deviations)):.6f}")
print(f"Средняя абсолютная ошибка: {np.mean(np.abs(train_deviations)):.6f}")

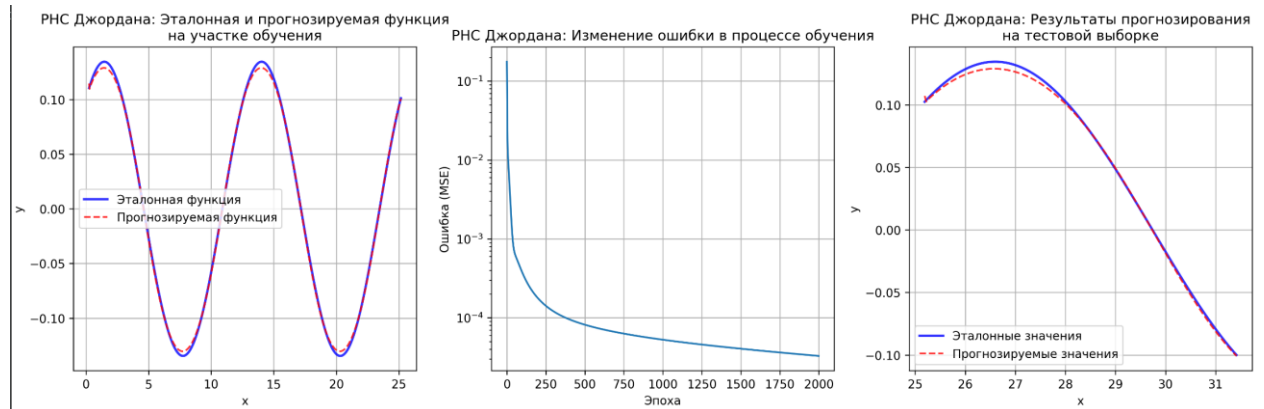
```

```

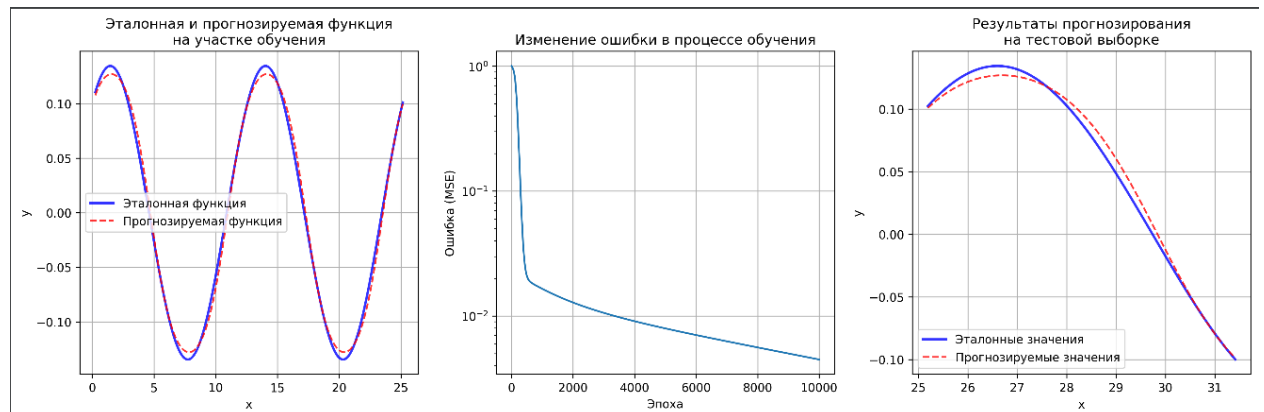
print(f"\nСтатистика отклонений на тестовой выборке:")
print(f"Среднее отклонение: {np.mean(test_deviations):.6f}")
print(f"Стандартное отклонение: {np.std(test_deviations):.6f}")
print(f"Максимальное отклонение: {np.max(np.abs(test_deviations)):.6f}")
print(f"Средняя абсолютная ошибка: {np.mean(np.abs(test_deviations)):.6f}")

print(f"\nГрафики сохранены в файл: rnn_jordan_results.png")
print(f"Тип рекуррентной сети: {rnn_type}")

```



Лабораторная работа №5



Вывод: мы научились моделировать прогнозирующую нелинейную ИНС.