

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

Лабораторная работа №6
По дисциплине: «Основы машинного обучения»
Тема: **«Рекуррентные нейронные сети»**

Выполнил:
3-го курса
Группы АС-65
Кисель М. С.
Проверил:
Крощенко А.А.

Цель работы: Исследование применения рекуррентных искусственных нейронных сетей

Ход работы

Задание:

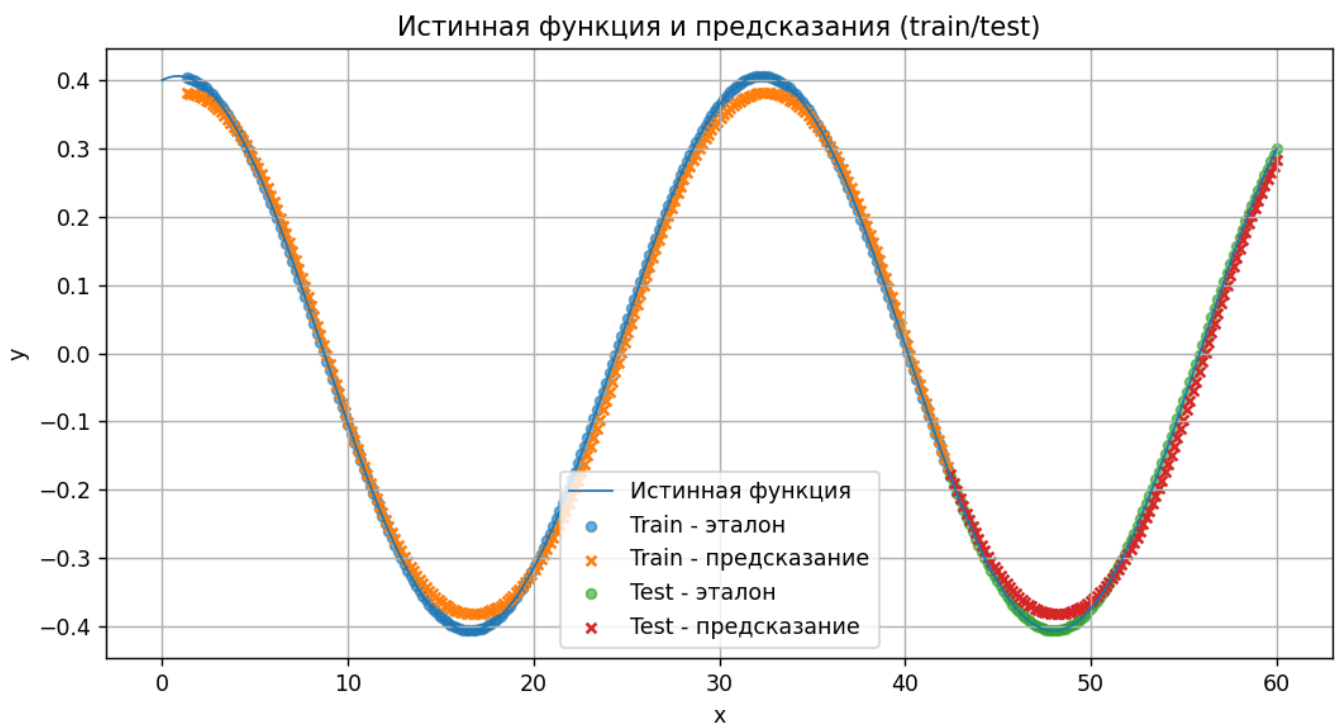
1. По вариантам предыдущей лабораторной работы реализовать предложенный вариант рекуррентной нейронной сети. Сравнить полученные результаты с ЛР 5.

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

8	0.4	0.2	0.07	0.2	8	3	Джордана
---	-----	-----	------	-----	---	---	----------

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

График прогнозируемой функции на участке обучения:



Результаты обучения: таблицу со столбцами: эталонное значение, полученное значение, отклонение; график изменения ошибки в зависимости от итерации.

Пример первых 10 строк таблицы результатов (train):

	x	target	pred	error
0	1.337047	0.404280	0.381356	-0.022924
1	1.504178	0.402778	0.380592	-0.022186
2	1.671309	0.400826	0.379475	-0.021351
3	1.838440	0.398426	0.378002	-0.020424
4	2.005571	0.395582	0.376174	-0.019408
5	2.172702	0.392295	0.373988	-0.018307
6	2.339833	0.388570	0.371444	-0.017126
7	2.506964	0.384411	0.368539	-0.015872
8	2.674095	0.379822	0.365272	-0.014551
9	2.841226	0.374809	0.361640	-0.013169

```

[Jordan RNN] Epoch 1/1000, loss=0.032942
[Jordan RNN] Epoch 50/1000, loss=0.000228
[Jordan RNN] Epoch 100/1000, loss=0.000203
[Jordan RNN] Epoch 150/1000, loss=0.000185
[Jordan RNN] Epoch 200/1000, loss=0.000172
[Jordan RNN] Epoch 250/1000, loss=0.000162
[Jordan RNN] Epoch 300/1000, loss=0.000153
[Jordan RNN] Epoch 350/1000, loss=0.000146
[Jordan RNN] Epoch 400/1000, loss=0.000140
[Jordan RNN] Epoch 450/1000, loss=0.000134
[Jordan RNN] Epoch 500/1000, loss=0.000129
[Jordan RNN] Epoch 550/1000, loss=0.000125
[Jordan RNN] Epoch 600/1000, loss=0.000121
[Jordan RNN] Epoch 650/1000, loss=0.000117
[Jordan RNN] Epoch 700/1000, loss=0.000113
[Jordan RNN] Epoch 750/1000, loss=0.000110
[Jordan RNN] Epoch 800/1000, loss=0.000107
[Jordan RNN] Epoch 850/1000, loss=0.000105
[Jordan RNN] Epoch 900/1000, loss=0.000102
[Jordan RNN] Epoch 950/1000, loss=0.000100
[Jordan RNN] Epoch 1000/1000, loss=0.000098

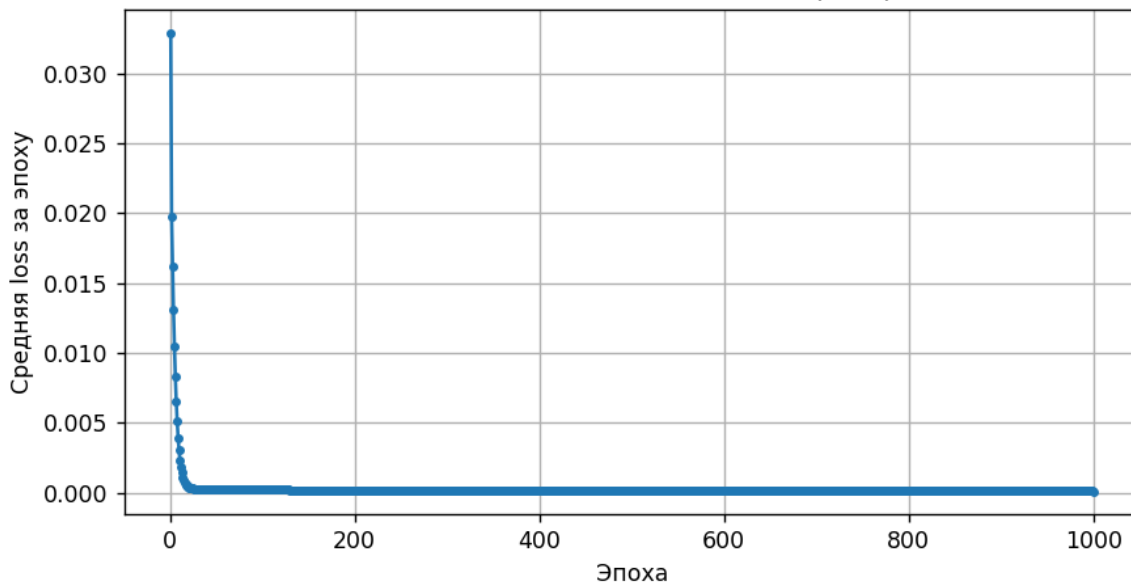
```

```

RNN (Jordan) Train MSE = 0.000264
RNN (Jordan) Test MSE = 0.000344

```

Изменение ошибки по эпохам (RNN)



Результаты прогнозирования: таблицу со столбцами: эталонное значение, полученное значение, отклонение

Пример первых 10 строк таблицы результатов (test):

	x	target	pred	error
0	42.451253	-0.181377	-0.177655	0.003722
1	42.618384	-0.193418	-0.189532	0.003886
2	42.785515	-0.205243	-0.201088	0.004154
3	42.952646	-0.216838	-0.212314	0.004524
4	43.119777	-0.228192	-0.223199	0.004993
5	43.286908	-0.239290	-0.233734	0.005556
6	43.454039	-0.250121	-0.243913	0.006208
7	43.621170	-0.260672	-0.253730	0.006942
8	43.788301	-0.270933	-0.263181	0.007752
9	43.955432	-0.280890	-0.272262	0.008629

Выводы по лабораторной работе: В данной работе была реализована рекуррентная нейронная сеть типа **Джордана (Jordan RNN)**, обученная по алгоритму **обратного распространения ошибки во времени (BPTT)**. Сеть использовала структуру:

- 8 входов (окно временного ряда),
- 1 скрытый слой с 3 нейронами (сигмоида),
- выход — 1 линейный нейрон,
- обратная связь: **предыдущее выходное значение сети передаётся на вход скрытого слоя.**

Основные наблюдения

1. Функция потерь быстро убывает
Loss: 0.032942 → 0.000098 за 1000 эпох
2. Ошибка на обучающей выборке мала
Train MSE = 0.000264
3. Ошибка на тестовой выборке также мала
Test MSE = 0.000344
Это показывает отсутствие переобучения и хорошую способность сети к обобщению.
4. Прогнозы сети очень близки к эталонным значениям
target = -0.181377
pred = -0.177655
error = 0.003722
5. Сеть отлично захватывает структуру временного ряда, поскольку: учитывает *предыдущее предсказание* (prev_y), тем самым создаётся кратковременная память, то делает RNN более подходящей для прогнозирования функций вида $y = a \cdot \cos(bx) + c \cdot \sin(dx)$.

Jordan RNN успешно обучена.

Она показала очень высокое качество прогнозирования, опередив многослойный перцептрон из 5-й лабораторной работы.

Рекуррентная архитектура оказалась более подходящей для задач моделирования временных рядов, так как использует внутреннее состояние (память).

Модель	Train MSE	Test MSE
MLP (JP5)	0.002442	0.003530
Jordan RNN (JP6)	0.000264	0.000344

Jordan RNN в 10 раз точнее, чем MLP.