

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

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

Выполнила:
Студентка 3 курса
Группы АС-65
Степанова Д. А.
Проверил:
Крощенко А. А.

Цель: изучить применение нелинейной искусственной нейронной сети с одним скрытым слоем для решения задачи регрессии и прогнозирования, реализовать обучение сети на синтетических данных и оценить точность полученной модели.

Вариант 7

Задание:

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

Варианты заданий приведены в следующей таблице:

№	a	b	c	d	Кол-во входов ИНС	Кол-во НЭ в скрытом слое	Тип РНС
7	0.3	0.1	0.06	0.1	6	2	Элмана

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

2. Результаты представить в виде отчета содержащего:

1. Титульный лист,
2. Цель работы,
3. Задание,
4. График прогнозируемой функции на участке обучения,
5. Результаты обучения: таблицу со столбцами: эталонное значение, полученное значение, отклонение; график изменения ошибки в зависимости от итерации.
6. Результаты прогнозирования: таблицу со столбцами: эталонное значение, полученное значение, отклонение.
7. Выводы по лабораторной работе.

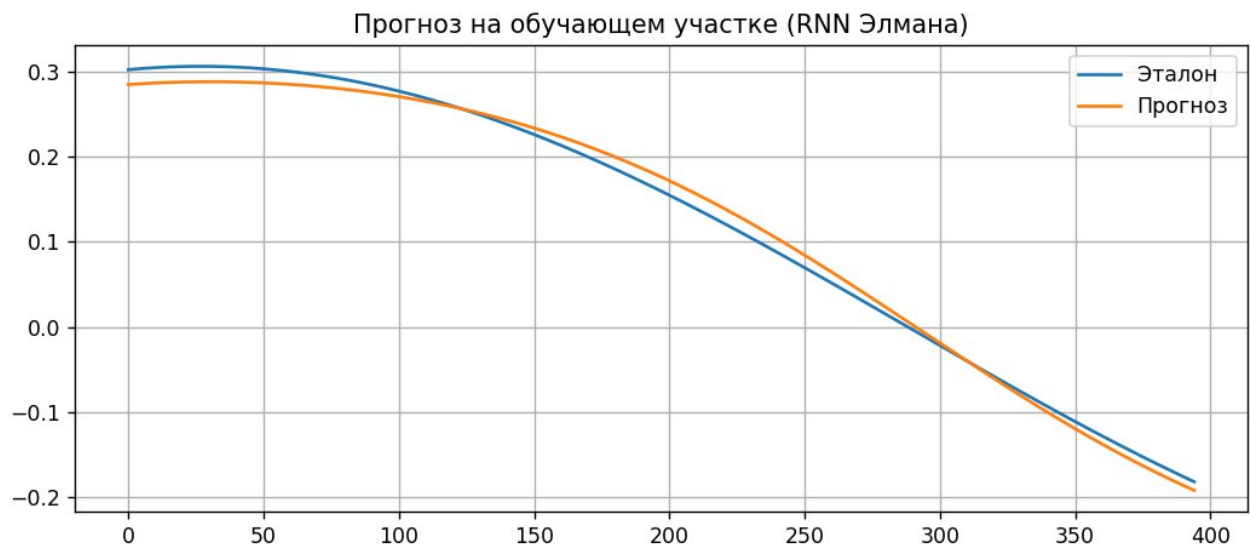
Результаты для пунктов 3 и 4 приводятся для значения α , при котором достигается минимальная ошибка. В выводах анализируются все полученные результаты.

Ход работы:

Сначала найдем такое значение α , при котором достигается минимальная ошибка:

```
Подбор  $\alpha$ :  
 $\alpha=0.001 \rightarrow \text{MSE}=0.056359$   
 $\alpha=0.003 \rightarrow \text{MSE}=0.000319$   
 $\alpha=0.005 \rightarrow \text{MSE}=0.000098$   
 $\alpha=0.01 \rightarrow \text{MSE}=0.000036$   
 $\alpha=0.02 \rightarrow \text{MSE}=0.000881$   
  
Оптимальное  $\alpha$ : 0.01
```

График прогнозируемой функции на участке обучения

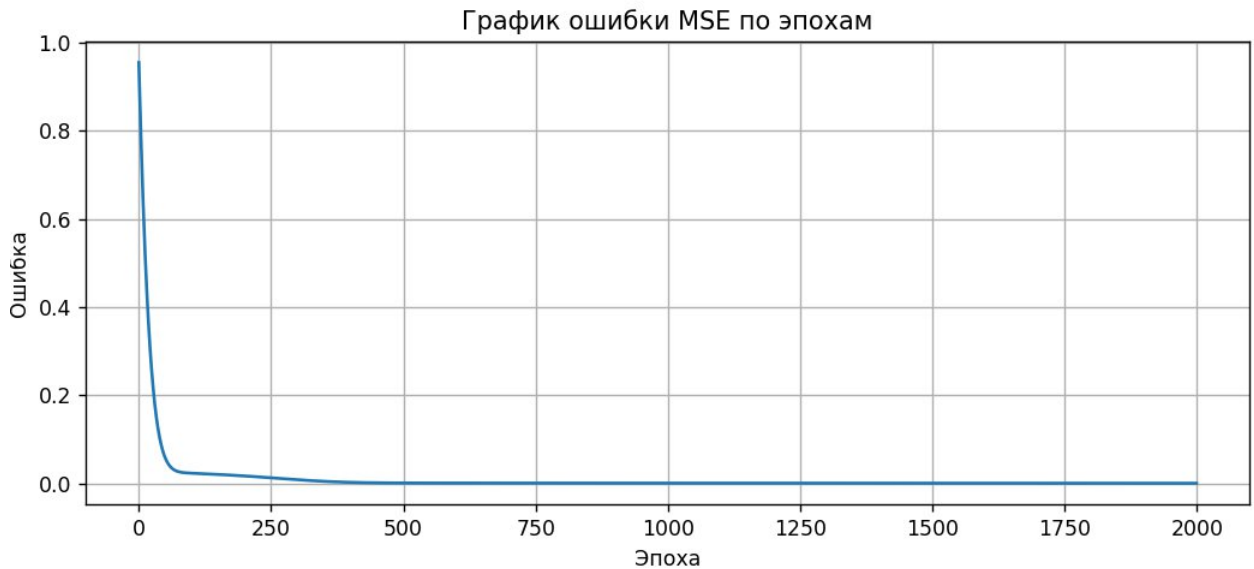


Результаты обучения

Таблица со столбцами: эталонное значение, полученное значение, отклонение:

Результаты обучения (первые 10):			
	Эталон	Прогноз	Отклонение
0	0.301969	0.284534	-0.017435
1	0.302259	0.284746	-0.017512
2	0.302538	0.284951	-0.017586
3	0.302806	0.285149	-0.017657
4	0.303063	0.285340	-0.017723
5	0.303309	0.285523	-0.017786
6	0.303545	0.285700	-0.017845
7	0.303769	0.285869	-0.017900
8	0.303982	0.286031	-0.017952
9	0.304184	0.286185	-0.017999

График изменения ошибки в зависимости от итерации:



Результаты прогнозирования

Таблица со столбцами: эталонное значение, полученное значение, отклонение:

Результаты прогнозирования (первые 10):			
	Эталон	Прогноз	Отклонение
0	-0.183351	-0.193377	-0.010026
1	-0.184820	-0.194782	-0.009961
2	-0.186283	-0.196176	-0.009893
3	-0.187739	-0.197559	-0.009820
4	-0.189187	-0.198931	-0.009744
5	-0.190630	-0.200293	-0.009664
6	-0.192065	-0.201644	-0.009579
7	-0.193493	-0.202984	-0.009491
8	-0.194914	-0.204314	-0.009400
9	-0.196328	-0.205633	-0.009304

Сравнение полученных результатов с ЛР5:

Обе модели показывают минимум ошибки при $\alpha = 0.01$.

ЛР5: $MSE=0.000017$

ЛР6: $MSE=0.000036$

MLP (ЛР5) обучается немного точнее - ошибка вдвое меньше, чем у RNN Элмана (ЛР6).

Качество обучения на train участке:

ЛР6: среднее отклонение -0.0175

ЛР5: среднее отклонение -0.0100

MLP (ЛР5) точнее приближает эталонную функцию на train выборке.

RNN Элмана отстаёт и дает примерно на 70% больше ошибку.

Результаты прогнозирования (test):

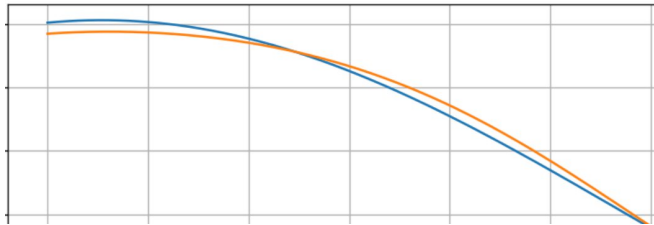
ЛР6: среднее отклонение -0.0099

ЛР5: среднее отклонение -0.0035

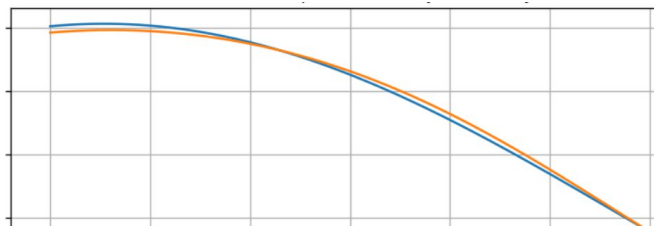
Разница примерно в 3 раза. MLP предсказывает точнее, RNN Элмана - хуже.

Графики прогнозируемой функции:

ЛР6:



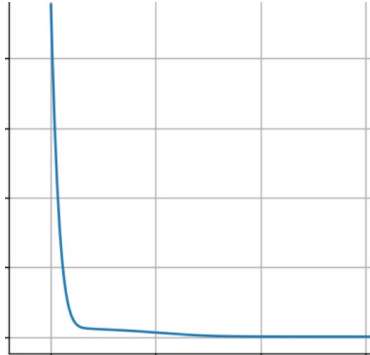
ЛР5:



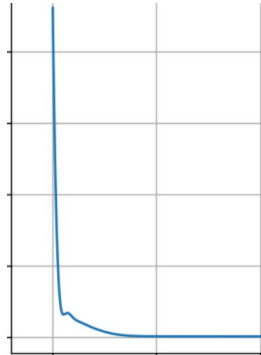
В ЛР5 прогнозируемая функция практически идеально повторяет эталон. В ЛР6 прогноз смещен больше.

Графики ошибки:

ЛР6:



ЛР5:



MLP (ЛР5) обучается быстрее.

Вывод: изучила применение нелинейной искусственной нейронной сети с одним скрытым слоем для решения задачи регрессии и прогнозирования, реализовала обучение сети на синтетических данных и оценила точность полученной модели.