

Отчет по лабораторной работе № 2
«Применение многослойной нейронной сети
для аппроксимации функций»

студента Ле Дык Ань группы Б20-205. Дата сдачи: 24.04.2023

Ведущий преподаватель: Трюфимов А.Г. оценка: _____ подпись: _____

Вариант №7

Цель работы: изучение математической модели многослойной нейронной сети и решение с её помощью задачи аппроксимации функций.

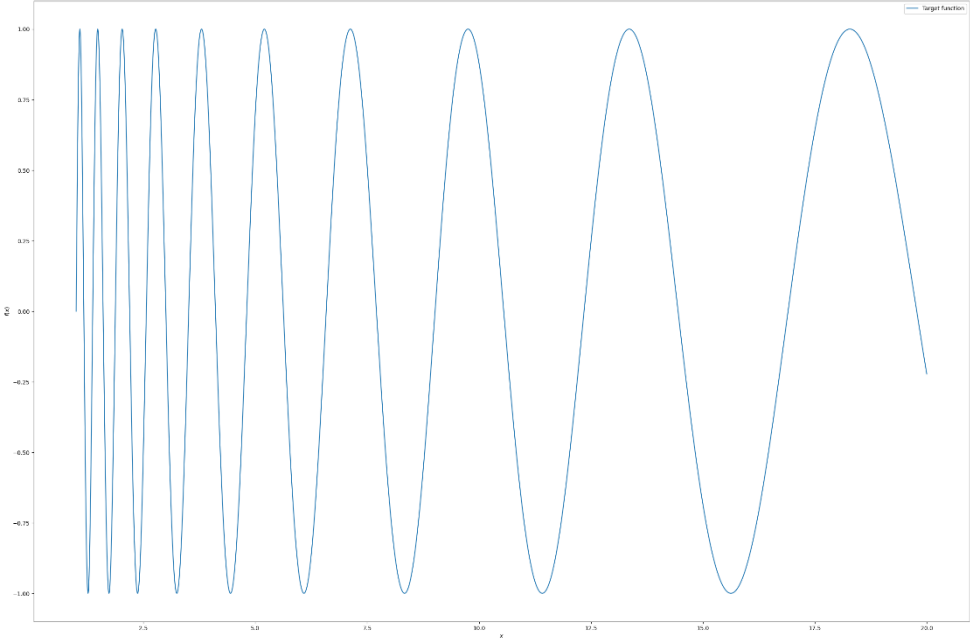
1. Подготовка данных

Аппроксимируемая функция	Число входов	Число выходов	Диапазон изменения аргументов
$\sin(20\ln(x))$	1	1	[1; 20]

Формирование обучающей, валидационной и тестовой выборок:

	Обучающая	Валидационная	Тестовая	Всего
%	60	30	10	100
Объём выборки	240	120	40	400

График аппроксимируемой функции:

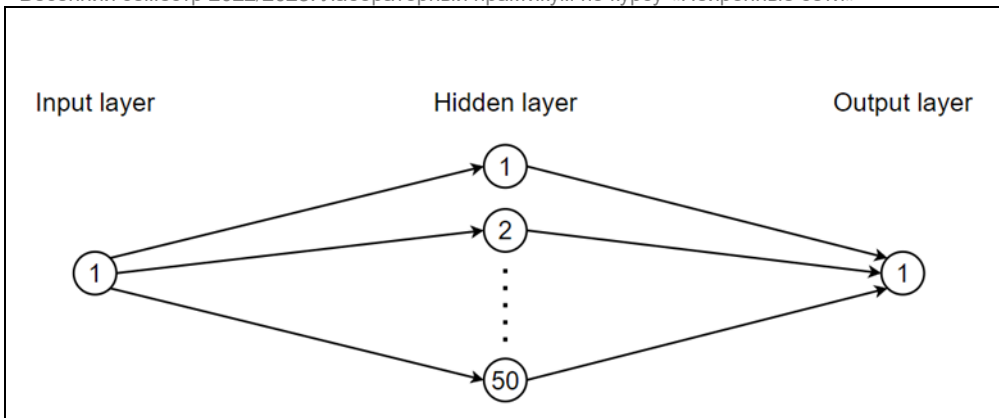


2. Обучение и тестирование нейронной сети с одним скрытым слоем

Параметры архитектуры сети:

Число входов	Число выходов	Число нейронов в скрытом слое	Функция активации нейронов скрытого слоя	Функция активации выходного нейрона
1	1	30	$y = \tanh$	Linear $y = h$

Схема нейронной сети:



Параметры обучения:

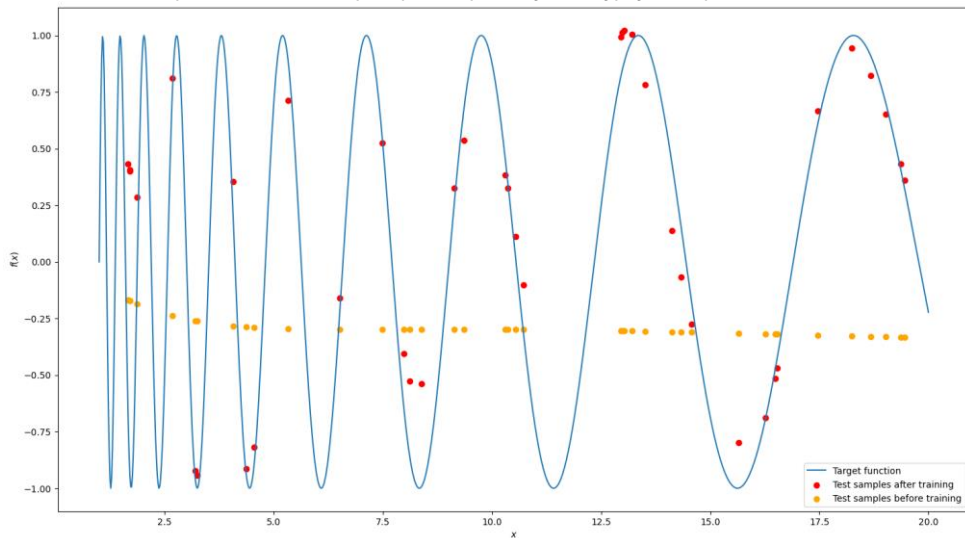
Метод обучения	Скорость обучения α	Режим обучения	Функция потерь
GD	0.01	Mini-batch, bs = 20	Quadratic loss

Метод инициализации сети: Для слоев 'Dense' инициализатором по умолчанию является 'GlorotUniform' (также известный как "Xavier uniform initialization"). Этот инициализатор извлекает выборки из равномерного распределения в пределах $[-limit, limit]$, где $limit = \sqrt{6 / (input_dim + output_dim)}$. Смещения инициализируются нулем по умолчанию.

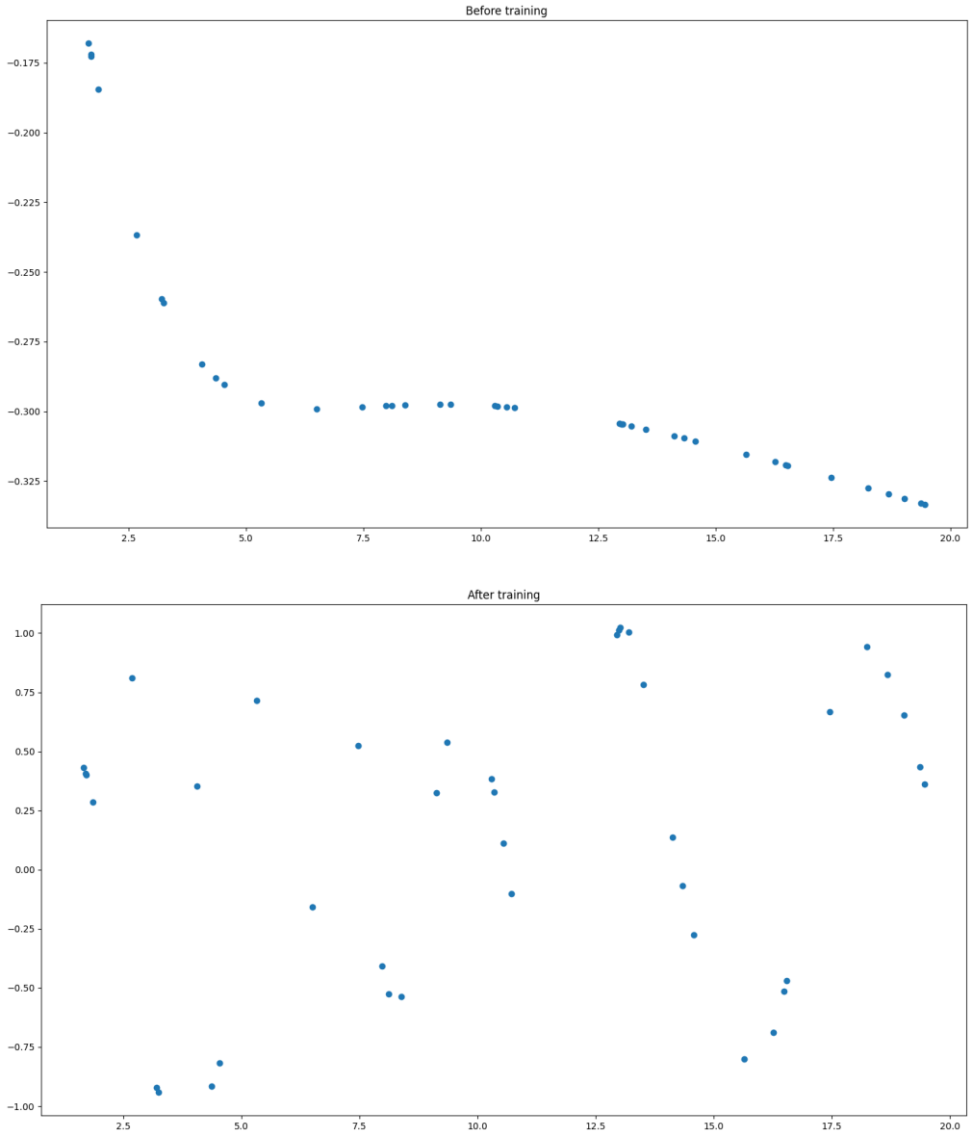
Критерий обучения: $E(w) = 1/n * \sum (y_k - \hat{y}_k)^2$ (MSE)

Критерий останова: Критерии останова для этой модели основаны на количестве эпох и потерях проверки. Модель обучается в течение определенного количества эпох, которое задается в переменной эпох. Кроме того, мы можем отслеживать потери при проверке, чтобы предотвратить переобучение. Если потери проверки начинают увеличиваться, это может указывать на переобучение. Чтобы автоматически остановить обучение, когда потери проверки начинают увеличиваться, мы можем использовать обратный вызов ранней остановки, который отслеживает потери проверки и останавливает процесс обучения, когда выполняются указанные условия.

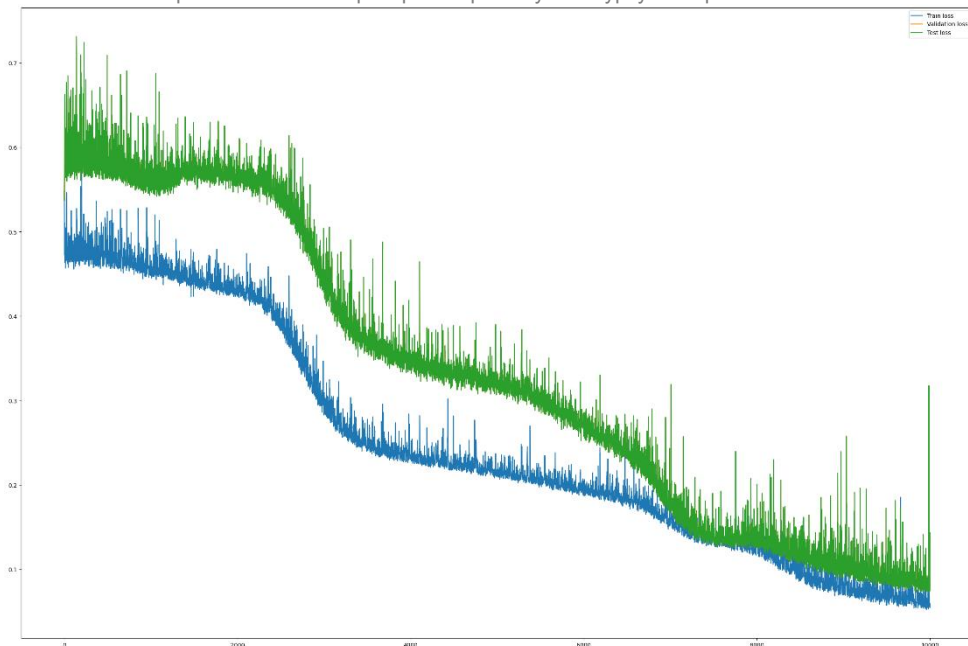
Зависимость выхода $y(x)$ сети от входа сети (изобразить три графика: до обучения, после обучения и график аппроксимируемой функции):



Зависимость выходов $y_k(x)$ нейронов скрытого слоя от входа сети (изобразить на одном графике):

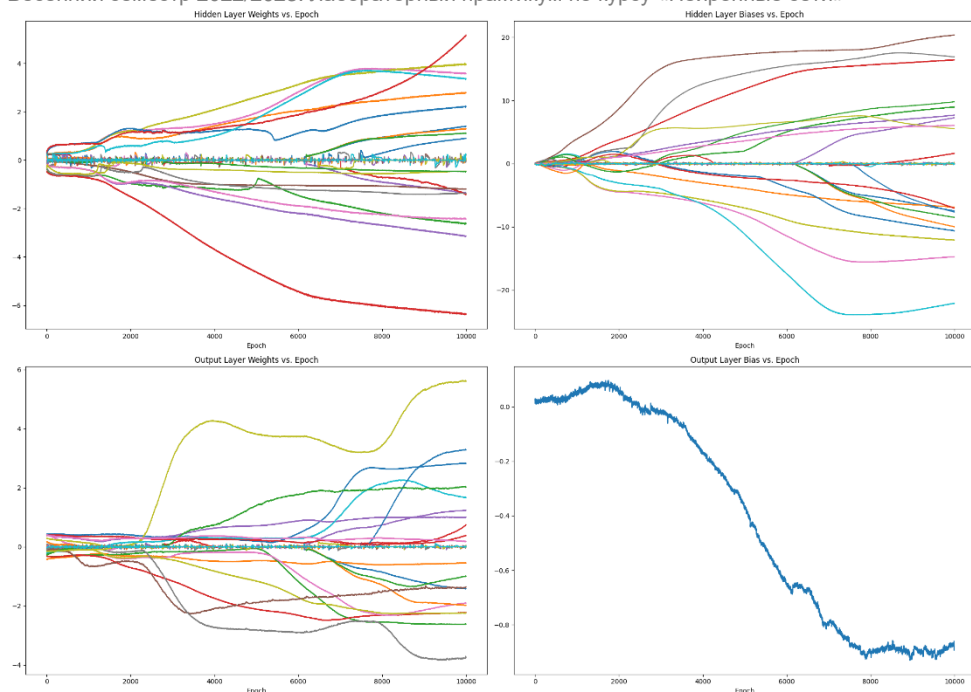


Зависимость ошибки сети $E(\tau)$ на обучающей, валидационной и тестовой выборках от времени обучения:



Отметить на графике начало переобучения (если наблюдается)

Зависимость синаптических коэффициентов сети $w(\tau)$ от времени обучения:



Показатели качества обученной нейросетевой модели:

	Обучающая	Валидационная	Тестовая
Макс. абс. ошибка	0.6823	0.9440	0.9102
С.к.о. ошибки	0.2120	0.2691	0.2996
RMSE	0.0546	0.0808	0.1434

Обученная нейросетевая модель *обладает* способностью к генерализации данных. Для улучшения качества аппроксимации требуется использовать *сеть с большим числом, продолжить обучение имеющейся сети, изменить параметры метода обучения, изменить критерий, обучить сеть заново из другой начальной точки.*

3. Улучшение качества аппроксимации

Параметры архитектуры сети:

Число входов	Число выходов	Число нейронов в скрытом слое	Функция активации нейронов скрытого слоя	Функция активации выходного нейрона
1	1	35	$y = \tanh$	Linear $y = h$

Параметры обучения:

Метод обучения	Скорость обучения α	Режим обучения	Функция потерь
GD	0.015	Mini-batch, bs = 20	Quadratic loss

Метод инициализации сети: Xavier uniform initialization.

Критерий останова: Количестве эпох и потерях проверки.

Показатели качества обученной нейросетевой модели:

	Обучающая	Валидационная	Тестовая
Макс. абс. ошибка	0.6844	0.8529	0.8355
С.к.о. ошибок	0.2087	0.2280	0.2544
RMSE	0.0523	0.0618	0.1147

Выводы: В ходе лабораторной работы использовалась многослойная нейронная сеть для аппроксимации заданной функции. На протяжении всего процесса исследовалась математическая модель сети и исследовались факторы, влияющие на точность и качество обучения. В результате была построена нейронная сеть, способная обобщать данные, и путем серии экспериментов было улучшено качество аппроксимации.