

**МИНОБРНАУКИ РОССИИ**  
**САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ**  
**ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ**  
**«ЛЭТИ» ИМ. В.И. УЛЬЯНОВА (ЛЕНИНА)**  
**Кафедра САУ**

**ОТЧЕТ**  
**по лабораторной работе № 5**  
**по дисциплине «Интеллектуальные системы управления»**  
**Тема: РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ АППРОКСИМАЦИИ СРЕДСТВАМИ**  
**НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**  
**1 вариант**

Студент гр. 9492

\_\_\_\_\_

Викторов А.Д.

Преподаватель

\_\_\_\_\_

Порохненко К.А.

Санкт-Петербург

2024

## Цель работы

Ознакомление с пакетом *Neural Networks Toolbox* системы (MATLAB); рассмотрение способов формирования и обучения сетей прямого распространения и RBF-сетей; исследование эффективности нейросетевого подхода для формирования заданных функций.

## Основные сведения

Группы искусственных нейронов в сети образуют *слои*. Однослойные сети позволяют моделировать ряд функций, например, логические функции «и», «или», «не». Нереализуемые однослойной сетью функции (например, «исключающее или») называются *линейно неразделимыми*. Для моделирования подобных функций используют *многослойные сети*.

На рис. 5.1 многослойная сеть *прямого распространения* состоит из входного, промежуточного (скрытого) и выходного слоев. Обозначено:  $W^1$ ,  $W^2$  – матрицы весовых коэффициентов скрытого и выходного слоев соответственно,  $q_i^j$  – выход  $i$ -го ИН  $j$ -го слоя. ИН входного слоя служат для распределения сигналов между ИН скрытого слоя и не осуществляют преобразование входных сигналов. ИН каждого слоя не связаны между собой, выходы ИН  $l$ -го слоя поступают только на входы ИН  $l+1$ -го слоя. Функция активации принимается одинаковой для всех ИН скрытых слоев сети. Выходной слой, как правило, состоит из ИН типа адалина и называется в этом случае *мадалина*. *Радиальная базисная сеть* состоит из двух слоев: скрытый слой из радиальных базисных нейронов (описание дано в лабораторной работе 4), выходной слой – мадалина.

Описание функции создания многослойной нейронной сети прямого распространения *newff*: имя = newff (PR, [S1 S2... SN ], {TF1 TF2... TFN}, BTF, BLF, PF).

Аргументы функции:  $PR$  –  $R \times 2$  – матрица минимальных и максимальных значений для  $R$  входных элементов;  $S_i$  – число нейронов  $i$ -го слоя;  $TF_i$  – функция активации  $i$ -го слоя, по умолчанию «*tansig*» (гиперболический тангенс);  $BTF$  – функция обучения, по умолчанию «*traingd*» (алгоритм обучения обратного распространения ошибки),  $BLF$  – функция настройки весов и смещений, по умолчанию «*learnngdm*» (градиентный алгоритм оптимизации с инерционной составляющей),  $PF$  – функция ошибки, по умолчанию «*mse*» (среднеквадратичная ошибка).

Описание функции создания *RB*F-сети: имя = newrb (P, T, goal, spread).

Аргументы функции:  $P$  – матрица входных векторов;  $T$  – матрица целевых векторов; goal – заданная среднеквадратичная ошибка; spread – разброс функции, по умолчанию 1.0.

## Результаты работы

1. Формирование заданной функции с точностью до 0.1% с помощью сети прямого распространения

Формирование заданной функции с помощью сети прямого распространения при исходных настройках (рисунок 1).

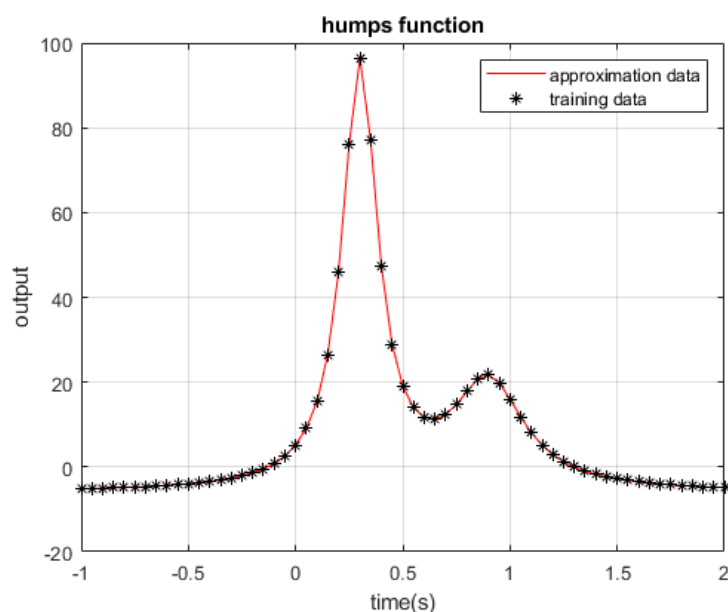


Рисунок 1 – Графики исходного и аппроксимированного сигнала

На рисунках 2-5 сформированы функции с точностью до 0.1% с помощью сети прямого распространения при изменении:

a) Числа данных обучающей выборки

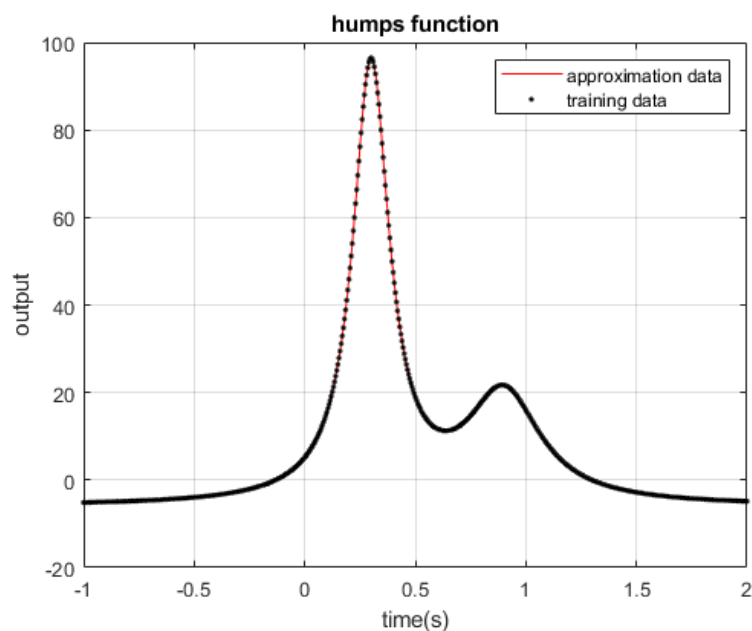


Рисунок 2 – Графики исходного и аппроксимированного сигнала

b) Числа слоев сети

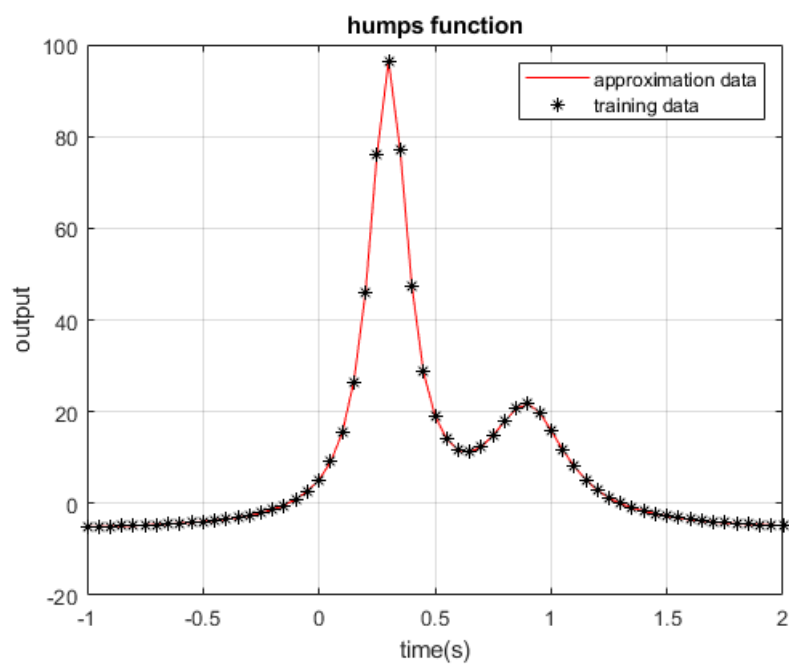


Рисунок 3 – Графики исходного и аппроксимированного сигнала

c) Числа ИН в скрытом слое

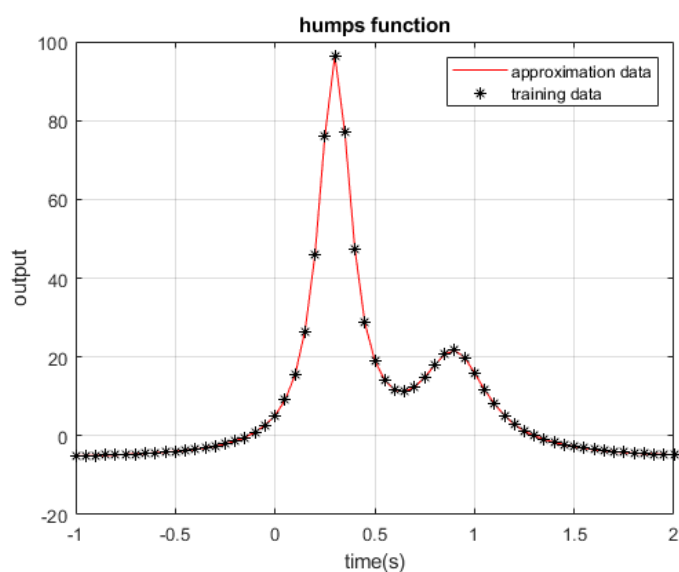


Рисунок 4 – Графики исходного и аппроксимированного сигнала

d) Типа функция активации скрытого слоя

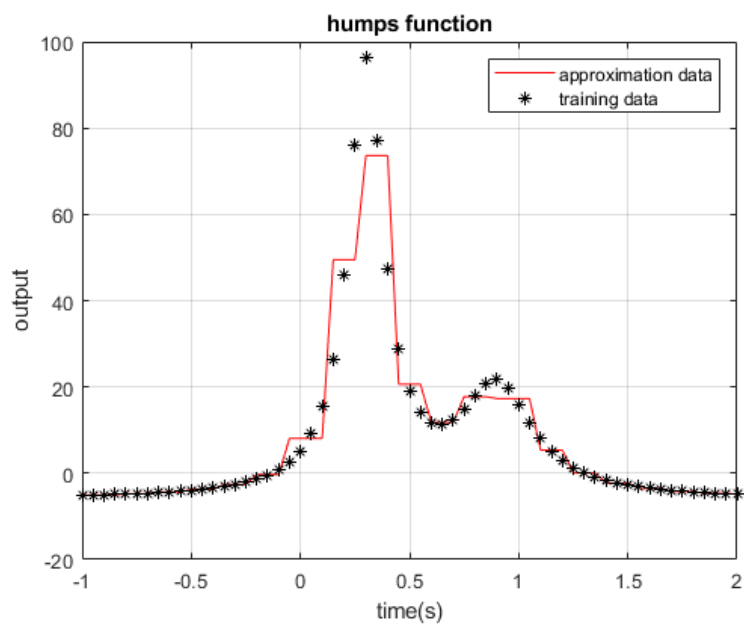


Рисунок 5 – Графики исходного и аппроксимированного сигнала

e) Числа циклов обучения

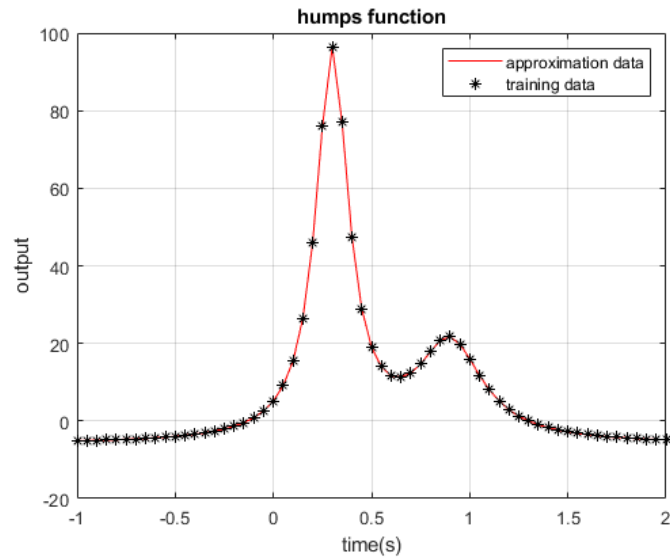


Рисунок 6 – Графики исходного и аппроксимированного сигнала

f) Алгоритма обучения

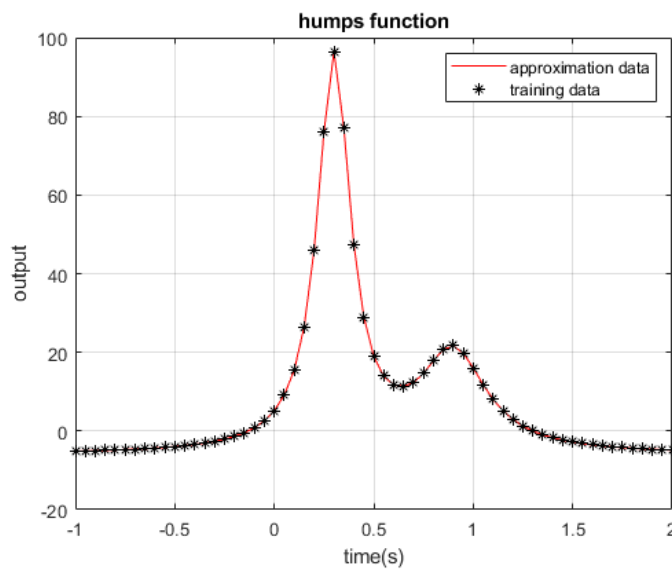


Рисунок 7 – Графики исходного и аппроксимированного сигнала

Видно, что при изменении алгоритма обучения, числа данных обучающей выборки, числа ИН в скрытом слое и числа слоев сети исходный и аппроксимируемый сигнал практически идентичны. Очевидно, что при изменении функции активации скрытого слоя ( $\text{tansig} \rightarrow \text{hardlim}$ ) и уменьшения числа циклов обучения, аппроксимация происходит плохо.

2. Реализации логических функций «и», «или», «исключающее или» с помощью RBF-сети.

а) Реализации логической функций «и»

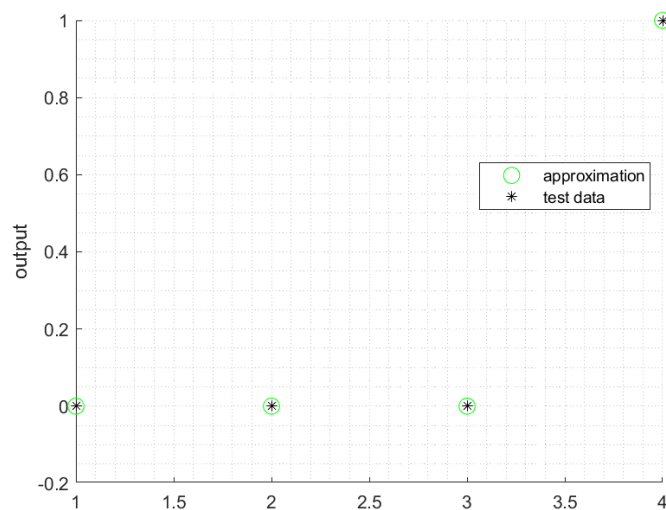


Рисунок 8 – Графики исходной и аппроксимированной функции

б) Реализации логической функций «или»

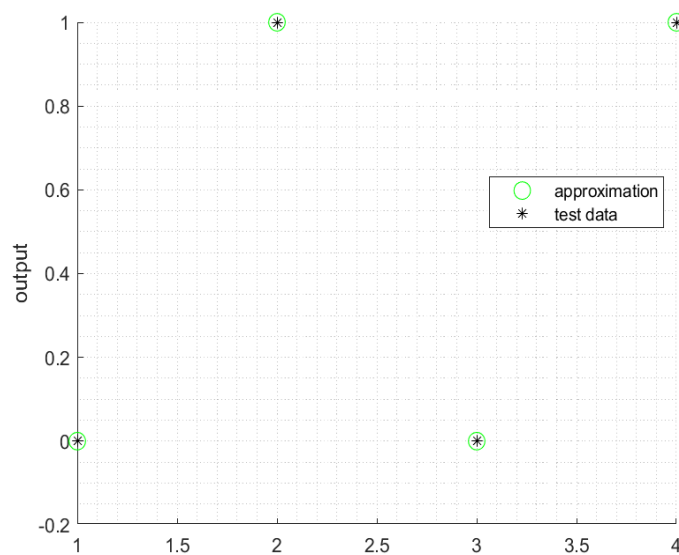


Рисунок 9 – Графики исходной и аппроксимированной функции

с) Реализации логической функций «исключающее или»

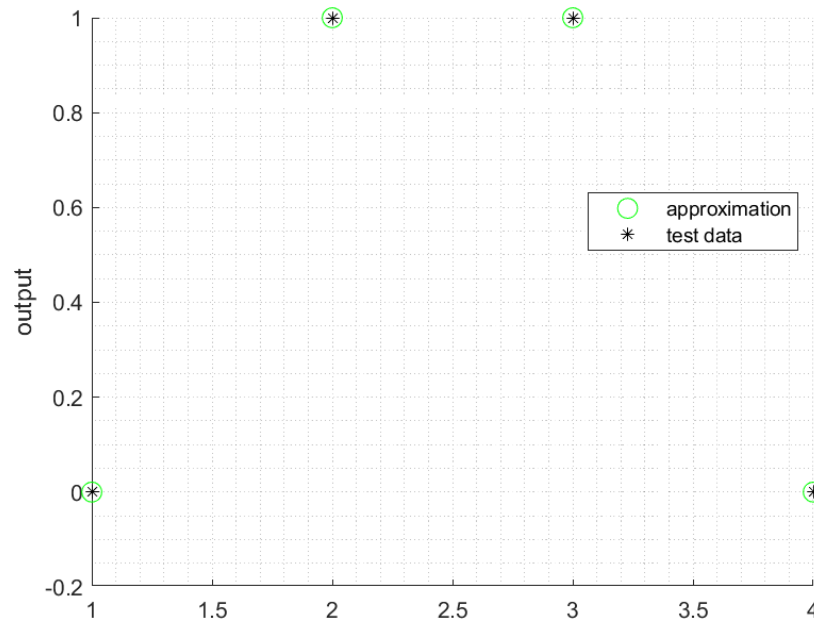


Рисунок 10 – Графики исходной и аппроксимированной функции

3. Формирование заданной функции с помощью RBF-сети, изменяя: число данных обучающей выборки, величину ошибки, разброс параметров.

Формирование заданной функции с помощью RBF-сети при исходных настройках (рисунок 11).

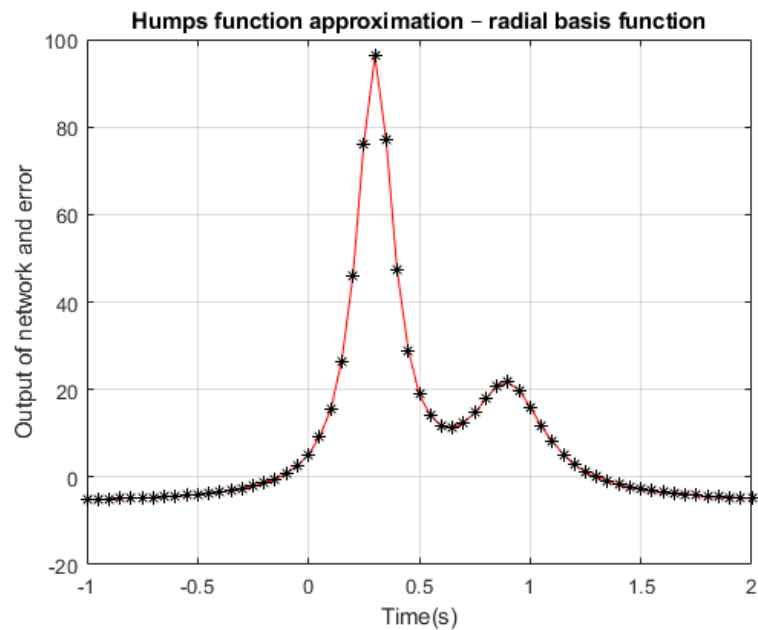


Рисунок 11 – Графики исходного и аппроксимированного сигнала



На рисунках 12-14 сформированы функции с помощью RBF-сети при изменении:

а) Числа данных обучающей выборки

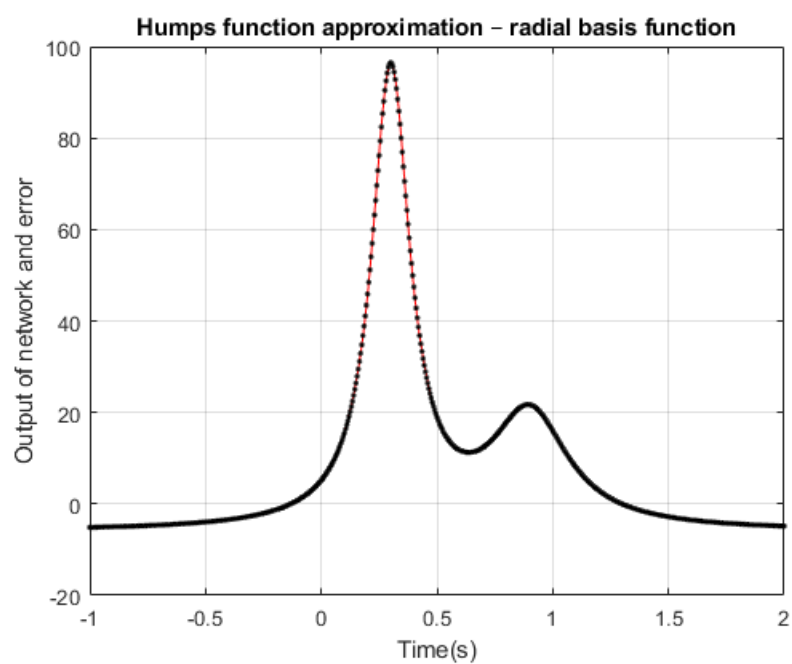


Рисунок 12 – Графики исходного и аппроксимированного сигнала

б) Величины ошибки

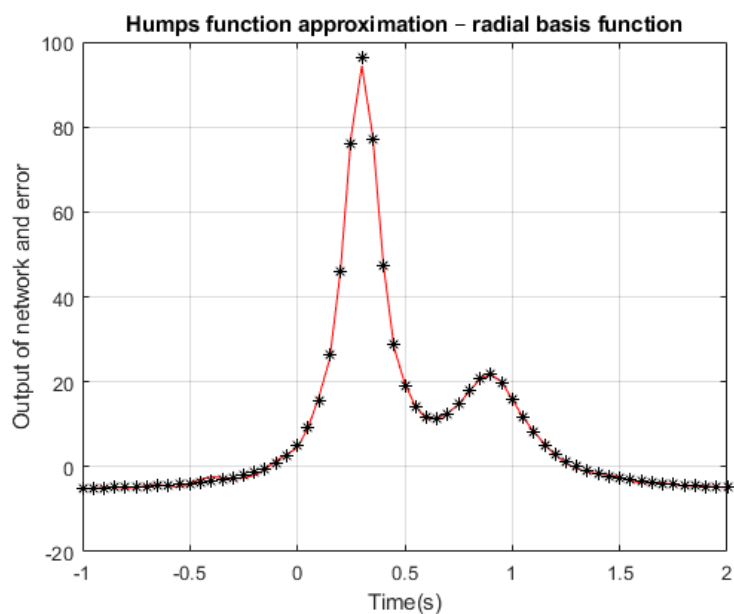


Рисунок 13 – Графики исходного и аппроксимированного сигнала

с) Разброса параметров

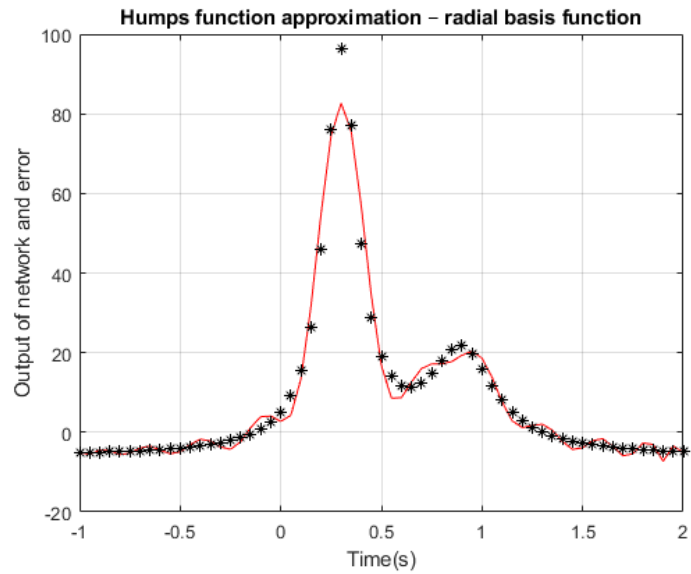


Рисунок 14 – Графики исходного и аппроксимированного сигнала

Из графиков видно, что формирование заданной функции с помощью RBF-сети, происходит плохо в случае уменьшения числа данных обучающей выборки и увеличения ошибки ( $0.0001 \rightarrow 0.001$ ).

Схемы слоя сети прямого распространения и RBF-сети представлены на рисунках 15 и 16.

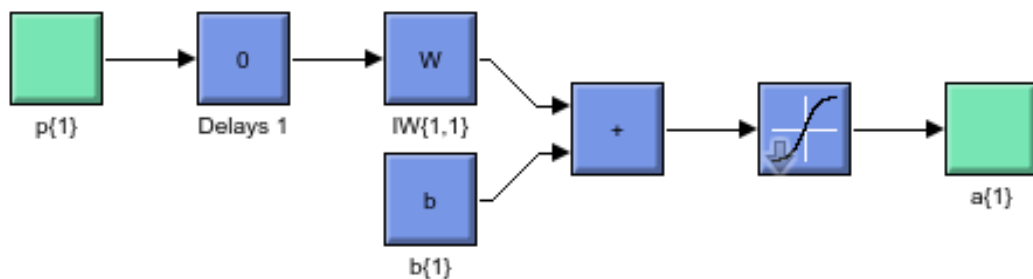


Рисунок 15 – Слой сети прямого распространения

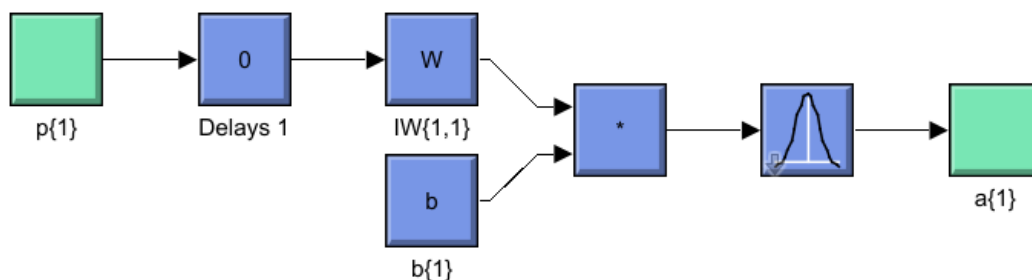


Рисунок 16 – Слой сети RBF

Как видно из рисунков, ключевым отличием является разная функция активации.

### Вывод

В ходе лабораторной работы был изучен пакет *Neural Networks Toolbox* системы (MATLAB); были рассмотрены способы формирования и обучения сетей прямого распространения и RBF-сетей; была исследована эффективность нейросетевого подхода для формирования заданных функций. Функции, разработанные с помощью RBF-сети, показывают, что при увеличении ошибки и уменьшения числа данных обучающей выборки качество обучения ухудшается.

В ходе работы было доказано, что при изменении алгоритма обучения, числа данных обучающей выборки, числа ИН в скрытом слое и числа слоев сети исходный и аппроксимируемый сигнал практически идентичны. При уменьшении числа циклов обучения аппроксимация происходит плохо.