ФГАОУ ВО «Севастопольский государственный университет»

Институт информационных технологий   
и управления в технических системах

ОТЧЁТ  
ПО ЛАБОРАТОРНОЙ РАБОТЕ №5

«Исследование многослойного персептрона: алгоритмы обратного распространения с адаптивной скоростью обучения и моментом»

по дисциплине «Нейрокомпьютерные технологии»

Выполнила:  
студентка группы ИС/м-21-1-з  
Ускова Екатерина Дмитриевна

Севастополь

2022

# ЦЕЛЬ РАБОТЫ

Углубление теоретических знаний в области архитектуры многослойных нейронных сетей прямого распространения, исследование свойств алгоритмов обучения многослойных нейронных сетей, приобретение практических навыков обучения многослойного персептрона при решении задач классификации и аппроксимации функций.

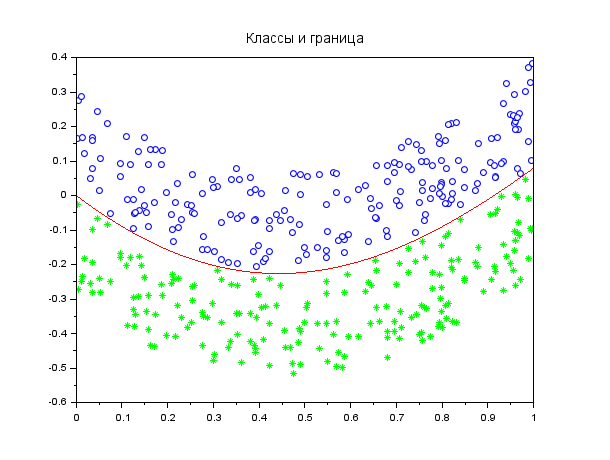
# Ход работы

Задана одномерная функция у=f(x)



Сформированы два множества (класса) точек данных (по 200 точек в каждом множестве), которые располагаются выше и ниже кривой у=f(x), и отстоят от неё на расстояние d=0,03|(ymax - ymin)|.

Классы и кривая у=f(x) отображены на двумерной плоскости.



Разработана программа обучения многослойного персептрона с архитектурой R-S-1 для классификации этих классов, в качестве активационных функций скрытого слоя использована функция ann\_logsig\_active, а в качестве активационной функции выходного слоя ─ ann\_purelin\_active, обучение персептрона выполненяется с использованием функции ann\_FFBP\_gd.

Выполнено предварительное обучение MLP с архитектурой [R-10-1] на небольшом числе эпох itermax =200 при разных значениях параметра скорости обучения lr с целью определения её квазиоптимального устойчивого значения.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| lr | 0.05 | 0.025 | 0.01 | 0.005 |
| MSE | 0.175164 | 0.185217 | 0.190841 | 0.192654 |

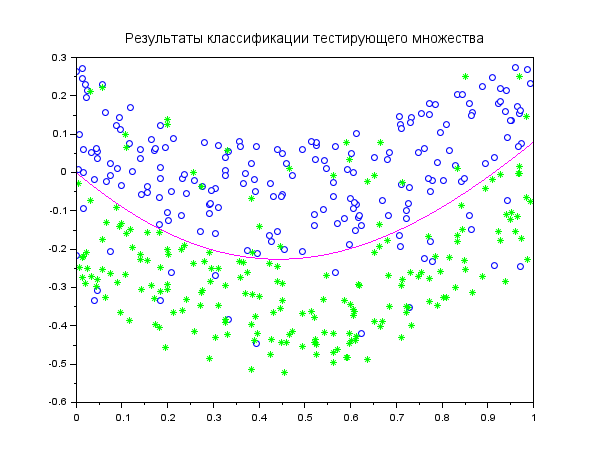
Квазиоптимальное устойчивое значение параметра скорости обучения равно 0.05.

Используя полученное значение скорости обучения lr, выполнено обучение MLP с архитектурой [R-S-1] при разных S (10,30,40,50) на большом числе эпох itermax =1000.

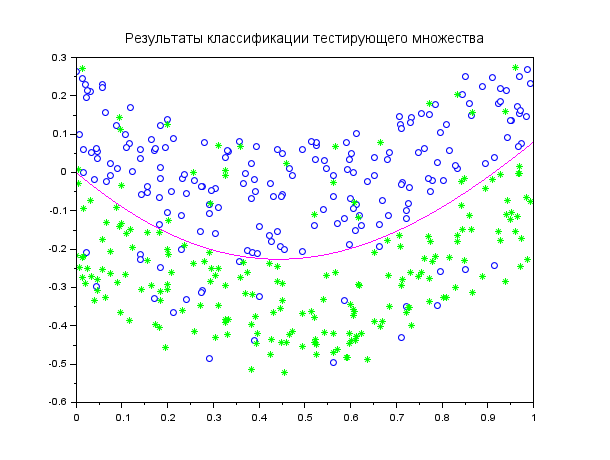
|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| S | 10 | 30 | 40 | 50 |
| MSE | 0.097353 | 0.093927 | 0.091752 | 0.092312 |

Наименьшая ошибка при S=40.

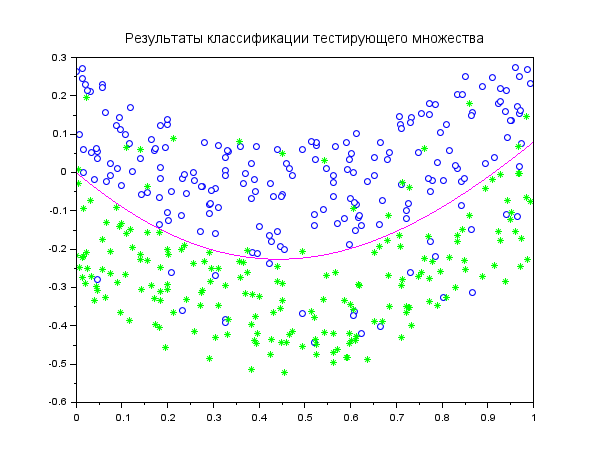
Для различных MLP, обученных в соответствии с предыдущим пунктом, выполнено моделирование MLP и проверено качество классификации на тестовом множестве данных. Для этого сформировано тестовое множество данных аналогично обучающему набору, проведена классификация данных с помощью обученного MLP, отображены точки полученных выходных классов и кривая у=f(x) на двумерной плоскости, вычислены вероятности правильной классификации при разных S.



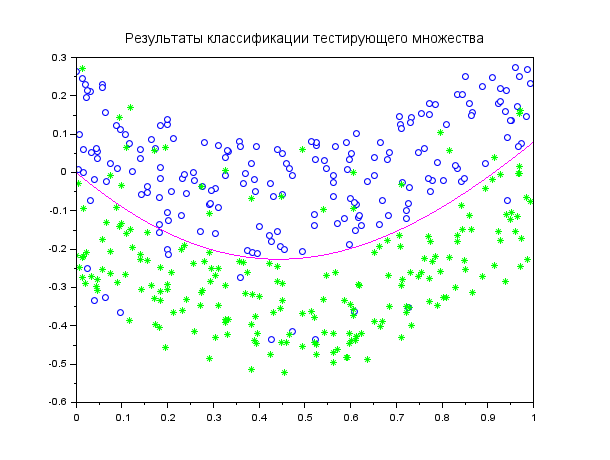
Результаты классификации тестирующего множества, вероятность правильной классификации 0.8775 (S=10)



Результаты классификации тестирующего множества, вероятность правильной классификации 0.8725 (S=30)



Результаты классификации тестирующего множества, вероятность правильной классификации 0.895 (S=40)



Результаты классификации тестирующего множества, вероятность правильной классификации 0.905 (S=50)

Задана двумерная функция z=f(x,y):



Сформировано подмножество обучающих и тестовых данных. Для этого на плоскости (x,y) выбраны 300 случайных точек и в этих точках определено значение функции z=f(x,y). В качестве входного вектора использован вектор p=[x;y], в качестве целевого значения – t=z. Полученные данные разделены на 2 подмножества: обучающее (80%) и тестовое (20%).

Разработана программа обучения многослойного персептрона с архитектурой R-S-1 для аппроксимации этой функции, в качестве активационных функций скрытого слоя использована функция ann\_logsig\_active, а в качестве активационной функции выходного слоя -- ann\_purelin\_active, обучение персептрона выполняется с использованием функции ann\_FFBP\_gd.

3.3.3. Построить кривые обучения MLP при разных значениях S (5 10 15 20) и фиксированной скорости обучения lr (например, lr =0.005); выбрать квазиоптимальное значение S для дальнейшего использования. Построение кривых выполнить при значении параметра itermax=300;

3.3.4. Выполнить обучение MLP (при квазиоптимальном S) c помощью функций ann\_FFBP\_gdm, ann\_FFBP\_gdа, ann\_FFBP\_gdх, сравнить получаемые кривые обучения c кривыми, полученными в п. 3.3.3;

3.3.5. Используя тестовое подмножество данных, выполнить моделирование 4-х вариантов MLP, обученных с помощью 4-х разных функций, указанных выше. Построить сопоставительные графики значений функции z=f(x,y) и соответствующих значений на выходе MLP, вычислить СКО аппроксимации функции на тестовом подмножестве, сравнить со значениями СКО, полученными при обучении MLP.

# Вывод

Выполняя эту работу, я углубила теоретические знания в области архитектуры многослойных нейронных сетей прямого распространения, исследовала свойства алгоритмов обучения многослойных нейронных сетей, приобрела практические навыки обучения многослойного персептрона при решении задач классификации и аппроксимации функций.