МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева»

(Самарский университет)

Институт информатики, математики и электроники

Кафедра информационных систем и технологий

ОТЧЕТ ПО ЛАБОРАТОРНОЙ РАБОТЕ №1

По курсу «Интеллектуальные системы»

на тему:

«Решение задачи классификация при помощи нейронной сети радиально-базисных функций. Задание №7»

по направлению подготовки 09.04.01 Автоматизированные системы обработки информации и управления (уровень магистратуры)

направленность (профиль) «Информационные системы»

Студент группы № 6222-090401D\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ М.А. Гуреев

Преподаватель, к.т.н., доцент\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ О.П. Солдатова

Оценка \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Самара 2020

**Цель работы.**

Целью данной лабораторной работы является демонстрация способности нейронной сети решать задачи классификации. Сеть необходимо обучить классификации по 2-5 классам по 4-15 числовым признакам.

Порядок выполнения работы. Данная лабораторная работа выполняется в несколько этапов:

1. Необходимо выбрать предметную область, отобрать числовые характеристики объектов и задать их диапазоны. Примеры типов предметных областей для классификации перечислены ниже.

2. Сгенерировать обучающую выборку размерностью от 30 до 50 примеров для каждого класса (1 занятие).

3. Написать программу, имитирующую работу радиально-базисной сети с несколькими выходами и провести обучение сети по следующим алгоритмам: подбор центров и радиусов функций по методу К-усреднений, подбор весов сети – по методу наискорейшего спуска с использованием алгоритма обратного распространения ошибки; подбор всех параметров сети по методу наискорейшего спуска с использованием алгоритма обратного распространения ошибки.

4. Продемонстрировать работу радиально-базисной сети преподавателю (3 занятие).

5. Исследовать зависимость погрешности обучения от значения коэффициента обучения для каждого алгоритма обучения.

6. Исследовать зависимость погрешности обучения от объёма обучающей выборки для каждого алгоритма обучения.

7. Исследовать зависимость погрешности классификации от числа нейронов скрытого слоя для каждого алгоритма обучения.

8. Исследовать зависимость погрешности классификации от числа итераций обучения для каждого алгоритма обучения.

9. Исследовать зависимость погрешности классификации от алгоритма обучения.

10. Составить отчёт, который должен содержать постановку задачи, обучающие выборки, результаты исследований по пунктам 5-9 и сдать его преподавателю (4 занятие).

**Исходные данные нейронной сети**

**Используемая модель:** радиально-базисная сеть.

**Используемые данные:** типы вин.

**Количество классов:** 2 (белое и красное вина)

**Количество входных признаков:** 12

**Количество данных:** 700

**Обучение нейронной сети**

Инициализация центров нейронов радиально-базисно сети была осуществлена вручную обучающий данными, половина нейронов была настроены типовыми данными красного вина, другая половина белого. Далее с использованием обучающий данных, был применён алгоритм К-усреднений, после был произведён расчёт значений сигмы, исходя из значений центров соседних нейронов.

Обучение нейронной сети проводилось алгоритмом градиентного спуска для значений весов.

Начальные параметры модели представлены далее:

**Количество итераций К-усреднений:** 10

**Количество нейронов в скрытом слое:** 2

**Объём обучающей выборки:** 300

**Коэффициент обучения для К-усреднений:** 0,01

**Коэффициент для расчёты сигмы:** 5

**Количество итераций обучения:** 200

**Коэффициент обучения весов:** 0, 01

**Зависимость погрешности обучения от значения коэффициента обучения**

Таблица 1 – Подбор коэффициента обучения

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| № | Коэффициент обучения | MSE |
| 1 | 0, 010000 | 0, 54 |
| 2 | 0, 001000 | 0, 15 |
| 3 | 0, 000100 | 0, 16 |
| 4 | 0, 000010 | 0, 17 |
| 5 | 0, 000001 | 0, 19 |

Минимальное значение ошибки с коэффициентом обучения 0,001.

**Зависимость погрешности обучения от объёма обучающей выборки**

Таблица 2 – Подбор объёма обучающей выборки

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| № | Объём обучающей выборки | MSE |
| 1 | 600 | 0, 15 |
| 2 | 300 | 0, 16 |
| 3 | 100 | 0, 17 |
| 4 | 50 | 0, 19 |
| 5 | 10 | 0, 38 |

Минимальное значение ошибки с объёмом обучающей выборки 600.

**Зависимость погрешности классификации от числа нейронов скрытого слоя**

Таблица 3 – Подбор числа нейронов скрытого слоя

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| № | Число нейронов скрытого слоя | MSE |
| 1 | 6 | 0, 15 |
| 2 | 5 | 0, 22 |
| 3 | 4 | 0, 16 |
| 4 | 3 | 0, 18 |
| 5 | 2 | 0, 18 |

Минимальное значение ошибки с числом нейронов скрытого слоя 6.

**Зависимость погрешности классификации от числа итераций обучения**

Таблица 4 – Подбор числа итераций обучения

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| № | Число итераций обучения | MSE |
| 1 | 82 | 0, 15 |
| 2 | 40 | 0, 16 |
| 3 | 10 | 0, 16 |
| 4 | 5 | 0, 16 |
| 5 | 1 | 0, 18 |

Минимальное значение ошибки с числом итераций обучения 82.

**Результат тестирования:**

Оптимальные подобранные параметры модели представлены далее:

**Количество итераций К-усреднений:** 1

**Коэффициент обучения для К-усреднений:** 0,5

**Количество нейронов в скрытом слое:** 6

**Объём обучающей выборки:** 600

**Коэффициент для расчёты сигмы:** 5

**Количество итераций обучения:** 82

**Коэффициент обучения весов:** 0,001

**MSE на обучении:** 0, 13

**Всего тестовых данных:** 100

**Распознано данных:** 85/100

**MSE на тестировании:** 0, 15

**Выводы**

При обучении РБФ по следующим алгоритмам: подбор центров и радиусов функций по методу К-усреднений, подбор весов сети – по методу наискорейшего спуска с использованием алгоритма обратного распространения ошибки; был достигнут минимум среднеквадратичной погрешности равный 0,13 на обучении и 0,15 на тестировании.

Зависимость коэффицента обучения от погрешности обучения не была найдена. При большом увеличении коэффицента обучения обычно ошибка увеличивается, но при сильном уменьшении она также возрастает, изза того что не будет достигнут локальный минимум за фиксированное число итераций.

Зависимость объёма выборки от погрешности обучения обратно пропорциональная. При уменьшении объёма выборки ошибка увеличивается.

Зависимость количества нейронов скрытого слоя от погрешности обучения обратно пропорциональная. При увеличении количества нейронов ошибка в целом уменьшается. Но также на результат, при уменьшении количества нейронов, влияет его инициализация типовым набором данных, относящихся к определённому классу. Убирая нейроны инициализированные опредёлным классом, в эксперименте с предварительным усреднением, можно ожидать некоррелируемый результатат.

Зависимость количества итерации от погрешности обучения обратно пропорциональная. При увеличении количества итерации ошибка уменьшается.