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 №2

По курсу «Интеллектуальные системы»

на тему:

«Решение задачи прогнозирования при помощи нейронной сети радиально-базисных функций. Задание №4»

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 прогнозирования. Сеть необходимо обучить прогнозированию на основе стохастических рядов и рядов реальных.

Задание. Данная лабораторная работа выполняется в несколько этапов:

1. Необходимо выбрать вид функционального ряда и тип реальных данных. Примеры реальных данных приведены ниже.

2. Сгенерировать функциональный временной ряд размерностью от 100 до 300 отсчётов, найти реальные данные той же размерности (1 занятие).

3. Написать программу, имитирующую работу радиально-базисной сети и провести обучение сети по следующим алгоритмам: подбор центов и радиусов функций по методу К-усреднений, подбор весов сети – по одному из градиентных алгоритмов (наискорейшего спуска или наискорейшего спуска с моментом) с использованием метода обратного распространения ошибки.

4. Продемонстрировать работу радиально-базисной сети преподавателю на примере прогнозирования функционального ряда (2 занятие).

5. Продемонстрировать работу радиально-базисной сети преподавателю на примере прогнозирования реального ряда (3 занятие).

6. Исследовать зависимость погрешности обучения от значения коэффициента обучения.

7. Исследовать зависимость погрешности прогнозирования от способа разделения обучающей выборки на две части: обучающую и тестирующую.

8. Исследовать зависимость погрешности прогнозирования от числа нейронов скрытого слоя.

9. Исследовать зависимость погрешности прогнозирования от размера скользящего окна.

10. Составить отчёт, который должен содержать постановку задачи, обучающие выборки, результаты исследований по пунктам 6-9 и сдать его преподавателю (4 занятие).

**Исходные данные нейронной сети**

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

**Используемые данные:** фьючерс на индекс доллара США.

**Количество данных:** 721

**Обучение нейронной сети**

Инициализация центров нейронов радиально-базисно сети была осуществлена вручную обучающими данными – двадцатью экстремумами. Тестовые данные были разделены на 10 частей, в каждой части был найден один минимум и один максимум, затем этими значениями и ещё +7 соседними, по 3-4 с каждой стороны от экстремума, были проинициализированы центры РБФ нейронов. Далее с использованием обучающими данных, был применён алгоритм К-усреднений, после был произведён расчёт значений сигмы, исходя из значений центров соседних нейронов. Нормализация входных данных и центров РБФ нейронов не проводилась.

Обучение нейронной сети осуществлялось алгоритмом градиентного спуска для значений весов.

Начальные параметры модели представлены далее:

**Количество итераций К-усреднений:** 1

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

**Коэффициент для расчёты сигмы:** 4,5

**Число нейронов скрытого слоя:** 10

**Соотношение выборки:** 611:110

**Размер скользящего окна:** 4

**Количество итераций обучения:** 2 000

**Коэффициент обучения весов:** 0,01

**Зависимость погрешности обучения от значения коэффициента обучения**

Таблица 1 – Подбор коэффициента обучения

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| № | Коэффициент обучения | MSE |
| 1 | 0,015 | 0,4599 |
| 2 | 0,010 | 0,4622 |
| 3 | 0,005 | 0,4732 |
| 4 | 0,050 | 0,5075 |

Минимальное значение ошибки с коэффициентом обучения 0,015.

**Зависимость погрешности прогнозирования от способа разделения обучающей выборки на две части: обучающую и тестирующую**

Таблица 2 – Подбор соотношения тестирующей и обучающей выборки

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| № | Соотношение | MSE |
| 1 | 711:010 | 0,45 |
| 2 | 611:148 | 2,48 |
| 3 | 511:248 | 4,40 |

Минимальное значение ошибки с соотношением 711:010.

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

Таблица 3 – Подбор числа нейронов скрытого слоя

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| № | Число нейронов скрытого слоя | MSE |
| 1 | 20 | 00,45 |
| 2 | 15 | 00,50 |
| 3 | 10 | 00,61 |
| 4 | 5 | 02,18 |
| 5 | 2 | 31,62 |

Минимальное значение ошибки с числом нейронов скрытого слоя 20.

**Зависимость погрешности прогнозирования от размера скользящего окна**

Таблица 4 – Подбор размера скользящего окна

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| № | Размер скользящего окна | MSE |
| 1 | 8 | 0,45 |
| 2 | 4 | 0,58 |
| 3 | 2 | 0,64 |
| 4 | 1 | 0,68 |

Минимальное значение ошибки размером скользящего окна 8.

**Результат тестирования:**

Оптимальные подобранные параметры модели представлены далее:

**Количество итераций К-усреднений:** 1

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

**Коэффициент для расчёты сигмы:** 4,5

**Число нейронов скрытого слоя:** 20

**Соотношение выборки:** 711:010

**Размер скользящего окна:** 8

**Количество итераций обучения:** 120 000

**Коэффициент обучения весов:** 0,015

**MSE на обучении:** 0, 45

**MSE на тестировании:** 0, 63

**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 0,45 на обучении и 0,63 на тестировании.

Зависимость коэффицента обучения от погрешности обучения не была выявлена. При уменьшении коэффицента обучения ошибка увеличивается, т.к. с низким коэффцинетом и неизменном числе итераций не удаётся достигнуть локального минимума. При увеличении коэффицента – ошибка обучения также увеличивается, т.к. с высоким коэффцинетом и неизменном числе итераций не выходит достигнуть локального минимума. Поэтому для достижения локального минимума, снижая коэффицент обучения, также необходимо увеличивать число итерации обучения.

Зависимость от способа разделения обучающей выборки следующая: при увеличении тестирующий выборки ошибка увеличивается, снижение числа тестирующий выборки уменьшает ошибку.

Зависимость количества нейронов скрытого слоя от погрешности обучения обратно попрциональная. При уменьшении количества нейронов ошибка увеличивается.

Зависимость количества итерации от размера скользящего окна не была выявлена. При уменьшении размера скользящего окна ошибка увеличивается. Это связано с тем, что центры нейронов РБФ сети были проинициализированы экстремумами с несколькими краевыми соседними значениями (3-4 значения до и после экстремума). Поэтому при простом усечение центров и размера окна не будет видно никакой зависимости, изза того что текущие параметры центров были подобраны в ручную Подбор центров матетическими способами будет неэффективен, ввиду сложности и сильной нелинейности предметной области.