

Министерство образования и науки Российской Федерации
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ
Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра радиофизики и нелинейной динамики

**Исследование фильтра-предсказателя на основе нейронной
сети прямого распространения**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студента 4 курса 421 группы
направления 03.03.03 «Радиофизика»
физического факультета
Катина Андрея Игоревича

Научный руководитель

профессор, д.ф.-м.н., доцент

А.В.Шабунин

Зав. кафедрой

д.ф.-м.н., профессор

В.С. Анищенко

Саратов 2017

Введение

Темой выпускной квалификационной работы является исследование фильтра-предсказателя на основе нейронной сети прямого распространения.

Целью этой работы стало разработать программный комплекс на языке программирования C/C++ для моделирования работы одно- и двухслойной нейронной сети прямого распространения, обучающейся по методу обратного распространения ошибок. Исследовать работу сети в качестве фильтра - предсказателя динамики хаотического отображения.

Теория нейронных сетей является одним из разделов науки об искусственном интеллекте. Эти знания популярны в наше время. Новые знания о биологической структуре головного мозга и с развитием компьютеров нейронные сети становятся все совершеннее. , неосознанное управление.

В 80-х годах были открыты алгоритмы для обучения нейронных сетей. Один из них алгоритм обратного распространения ошибки. Также появились новые конфигурации нейронных сетей. Искусственные нейронные сети эффективно используются для распознавания письменного текста, изображений и речи, решения задач прогнозирования.

В настоящее время известно большое число коммерческих программных систем моделирования, позволяющих исследовать и разрабатывать искусственные нейронные сети для различных приложений, а также разработано значительное число нейрокомпьютерных систем.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Краткие теоретические сведения. Нейронная сеть способна к предсказанию временного ряда и для анализа динамических систем. Модель нейрона представлена на рисунке 1.



Рисунок 1

Сумматор представляет собой сумму произведений входных сигналов на веса (формула 1). Функции активации (формула 2) бывают нескольких видов.

$$H = \sum x_i w_i \quad (1)$$

$$H_{output} = f_{activation}(H) \quad (2)$$

Функция активации — это способ нормализации входных данных. То есть, если на входе у вас будет большое число, пропустив его через функцию активации, получается выход в нужном диапазоне.

а) Линейная функция. (см. рис 2)

$$f(x) = x \quad (3)$$

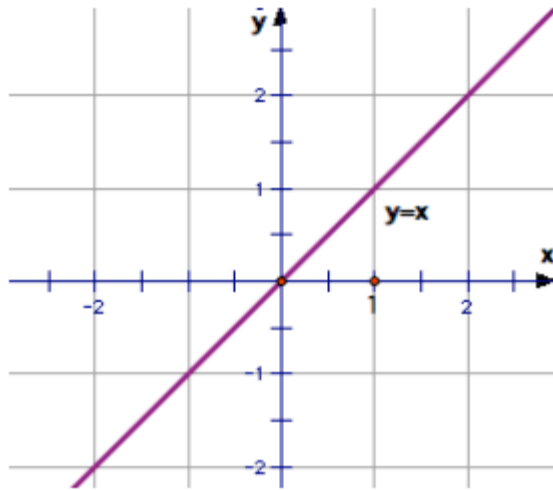


Рис.2 Линейная функция

б) Сигмоид (см. рис 3)

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (4)$$

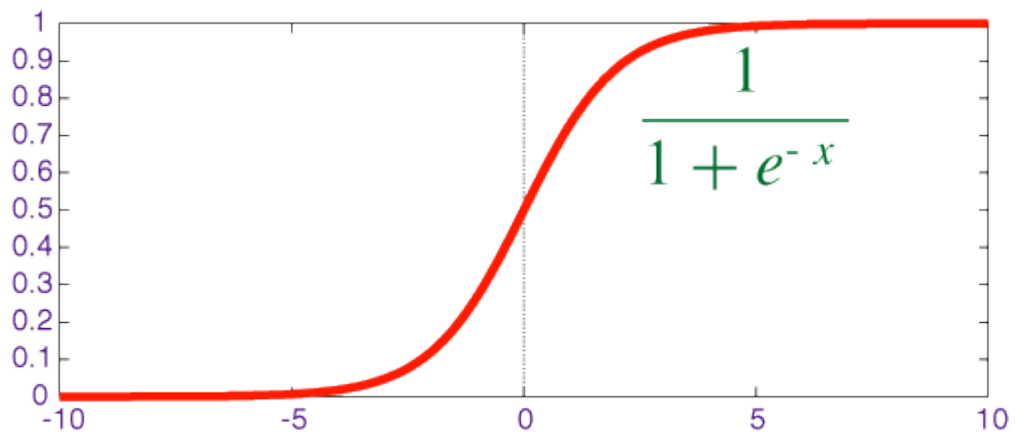


Рис.3 Сигмоид

с) Гиперболический тангенс (см. рис 4)

$$f(x) = \frac{e^{2x}-1}{e^{2x}+1} \quad (5)$$

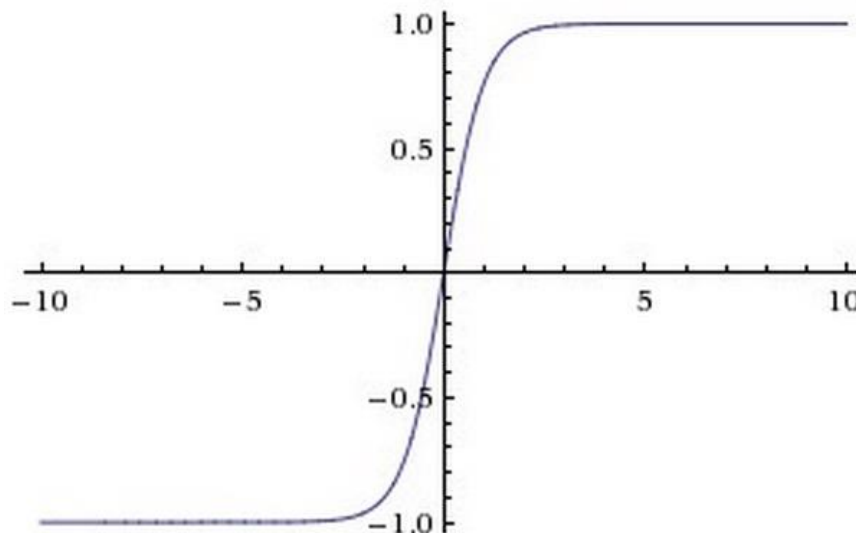


Рис.4 Гиперболический тангенс

Обучение нейронной сети происходит по методу обратного распространения ошибки. Для корректировки весов используется правило Виндрую-Хоффа, которому соответствует выражение (6).

$$\Delta w_i = \eta \delta x_i \quad (6)$$

где η – коэффициент скорости обучения; x_i – значения, поступающие на вход.

Сложность обучения нейронной сети состоит в вычислении ошибки скрытых нейронов. Распространение ошибки происходит от выхода нейронной сети к ее входам. При это последовательно изменяются веса нейронов.

Ошибки нейронов выходного слоя вычисляются по формуле (7)

$$\delta_j^{out} = y_j(1 - y_j) * (d_j - y_j); \quad (7)$$

Ошибки нейронов скрытых слоев вычисляются по формуле (8)

$$\delta_j^{hid} = y_j(1 - y_j) * \sum_k \delta_j w_{kj}; \quad (8)$$

где δ_j – ошибка нейронов следующего слоя, w_{kj} – веса следующего слоя.

ИНС могут быть классифицированы (см. рис 3) по ряду признаков. Первый признак- наличие или отсутствие обратных связей. По нему ИНС могут быть сгруппированы в два класса:

- сети прямого распространения сигналов без обратных связей в которых графы не имеют петель
- рекуррентные сети или сети с обратными связями На рис. 1 приведены типичные примеры сетей прямого распространения информации и сетей с обратными связями.

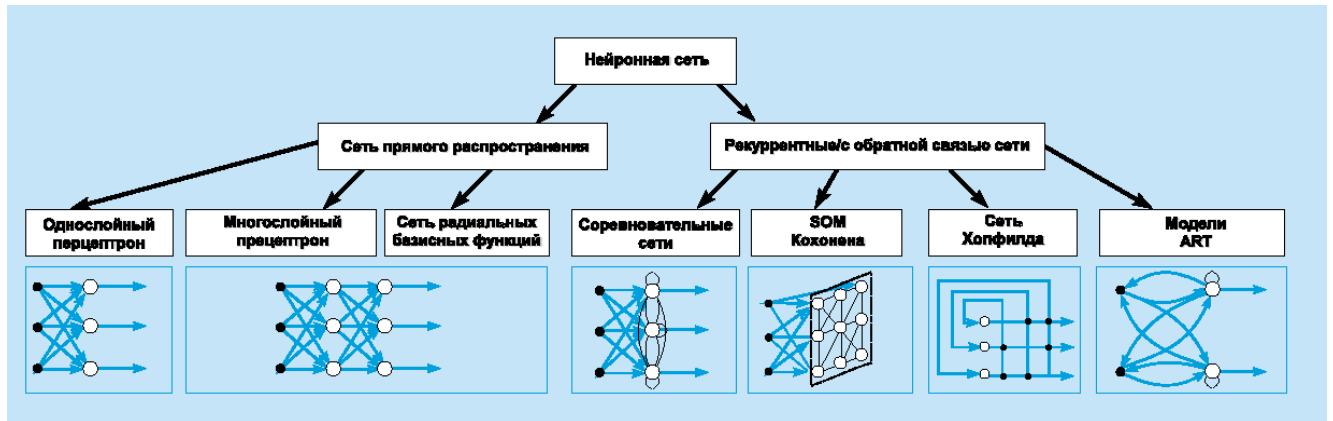


Рис.1 Архитектура нейронной сети

Результаты проведенных исследований

В качестве исследуемой системы было выбрано логистическое отображение, задаваемое уравнением

$$x_{n+1} = rx_n(1 - x_n);$$

где x – динамическая переменная, $n = 0, 1, 2, 3, 4, \dots$ -дискретное время или номер итерации.

Выборка обучающих последовательностей производилась следующим образом:

$x_0, x_1, \dots, x_{14}, x_{15}, x_{16}, x_{17}, \dots$
 Входная последовательность Контрольное число

На следующую эпоху обучения последовательность сдвигается на 1:

$x_0, x_1, \dots, x_{14}, x_{15}, x_{16}, x_{17}, \dots$
 Входная последовательность Контрольное число

Предсказывание динамики посредством однослойной нейронной сети конфигурации 15×1 . В ходе исследования было показано, что данная нейронная сеть хорошо предсказывает динамику логистического отображения для периодических режимов (цикл периода 2, 4, 8, 16). Пример предсказания цикла периода 8 продемонстрирован на графике 1. По графикам 2 и 3 заметно сильное увеличение ошибки нейронной сети при переходе к хаотическому режиму.

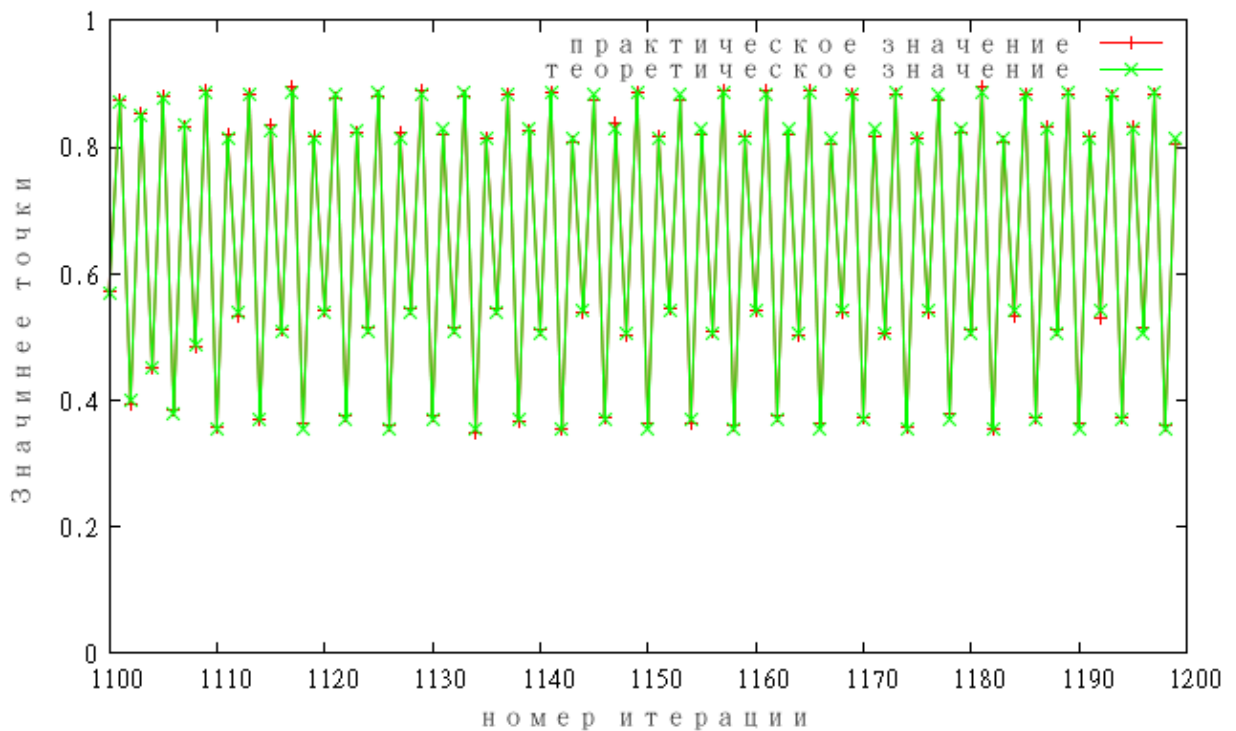


График 1. Цикл периода 8 $r = 3.55$, Средняя ошибка 1.1%

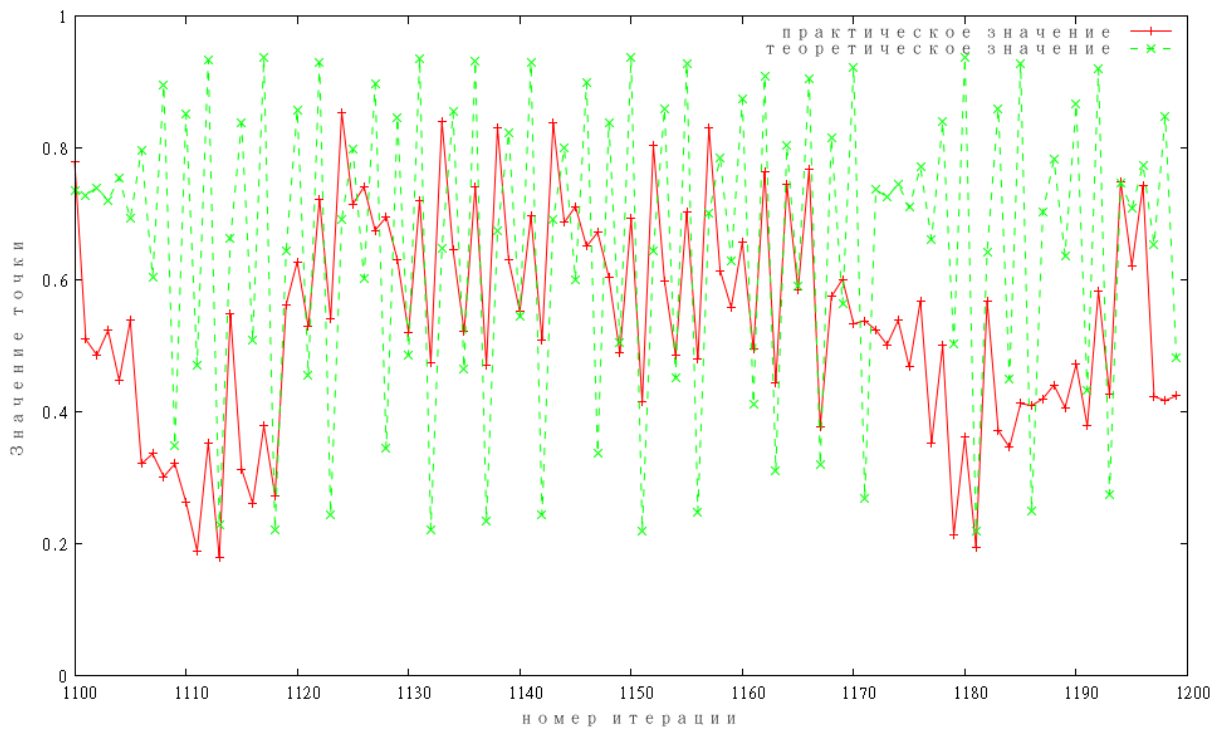


График $r=3.75$, Средняя ошибка 35.3%

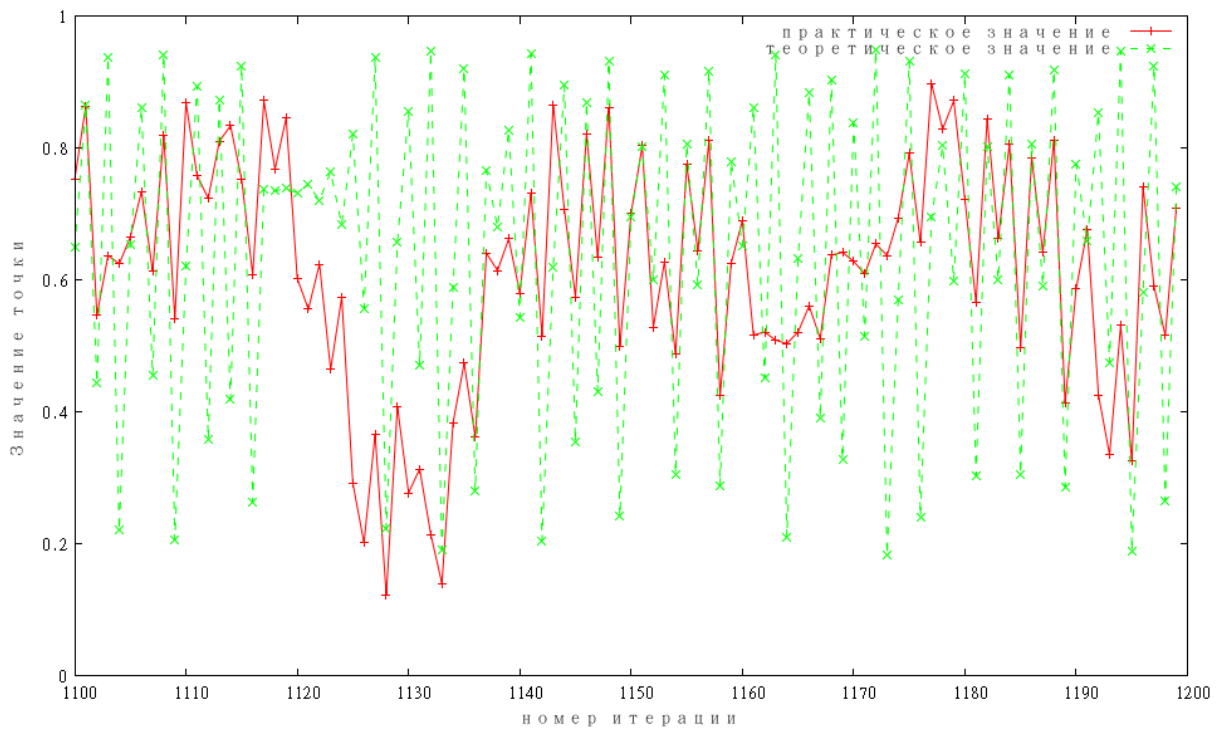


График $r=3.8$, Средняя ошибка 40.6%

Для более точного предсказания хаотического режима была написана сеть конфигурации 15×5×1. Результаты ее работы показаны на графиках 4 и 5. Судя по этим данным, добавление еще одного слоя к однослойной сети улучшает работу в режиме хаотических колебаний. Значительное ухудшение точности предсказания наблюдается при $r > 3.85$ (в области сильно развитого хаоса)

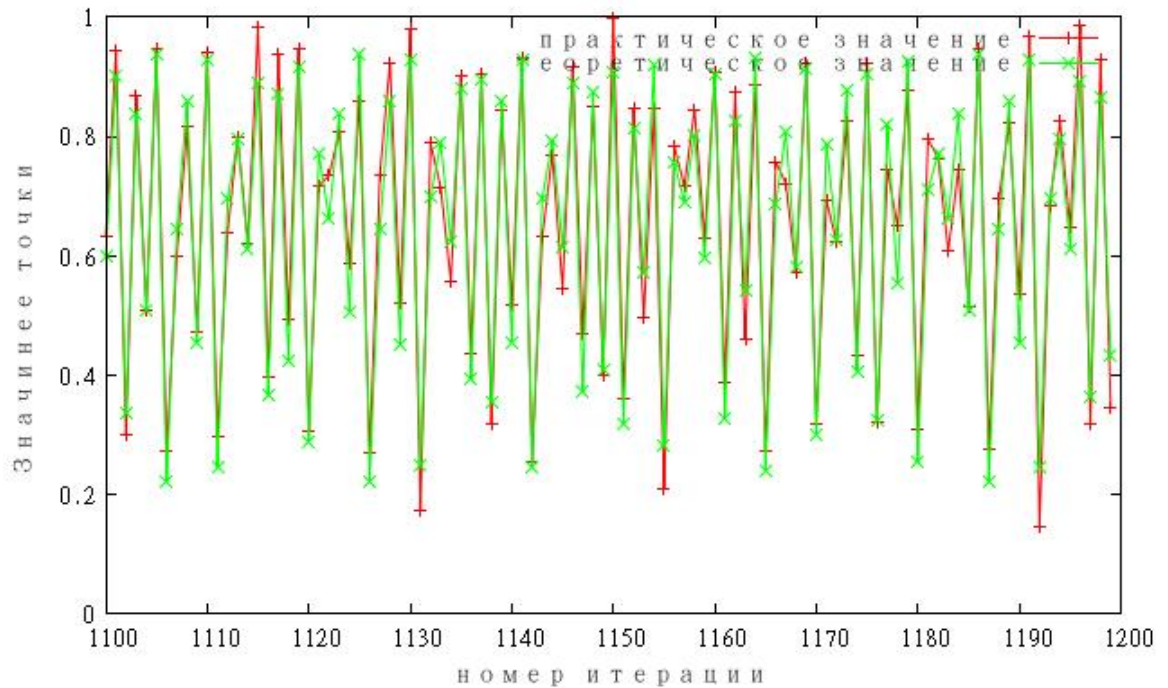


График 4. $r=3.75$, Средняя ошибка 20%

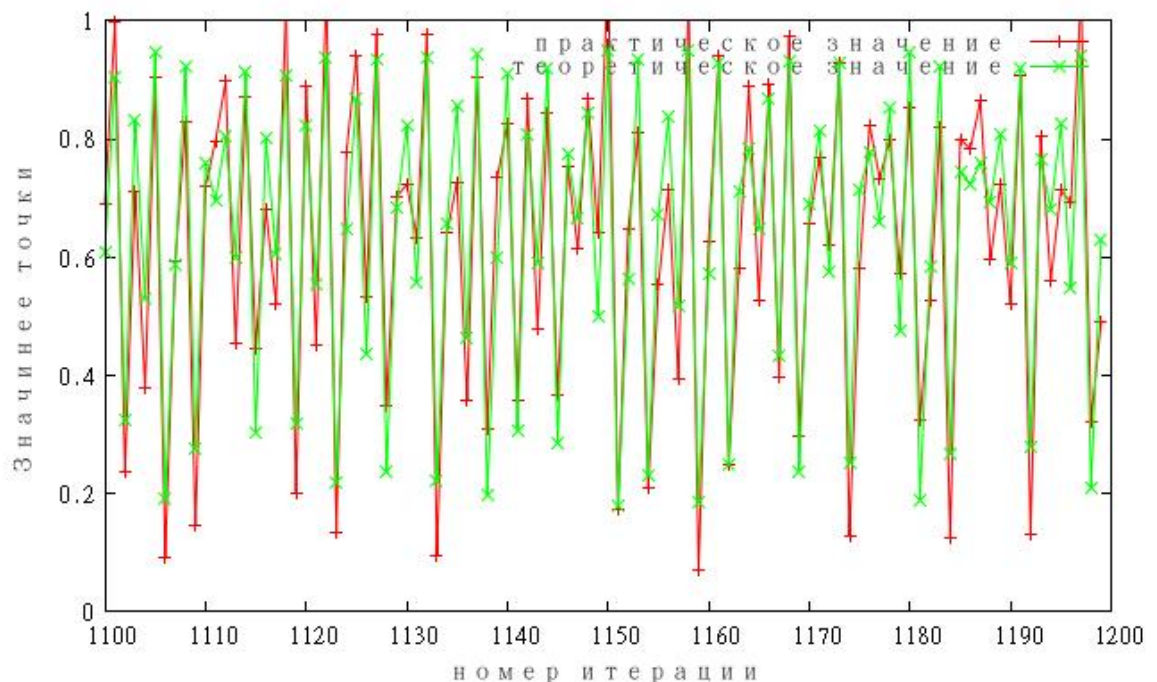


График 5. $r=3.8$, Средняя ошибка 22%

Заключение

В выпускной квалификационной работе была написана нейронные сети для предсказания следующей точки логистического отображения. Сеть конфигурации 15×1 обучалась при $r=3.6$. Исследовав данную программу для разных режимов, видно, ИНС довольно точно предсказывает стационарное значение, циклы периода 2, 4, 8, 16. Средняя ошибка не превышает 15%. Для хаотического режима средняя ошибка колеблется в диапазоне 30-45%. Было показано, что нейронная сеть слабо устойчива к шуму. Приемлемая ошибка только для шума в диапазоне [0%, 2%].

Сеть конфигурации $15 \times 5 \times 1$ намного точнее предсказывает хаотический режим. Средняя ошибка составляет 20%-22%. В дальнейшем при $r > 3.85$ ошибка увеличивается. Так же данная сеть более устойчива к помехам приемлемая ошибка для шума до 15%.

В данной работе наглядно показано, что нейронная сеть способна предсказывать динамику не зная законов эволюции системы. С развитием данной теории станет возможным предсказывать сложные процессы. Например: погоду, биение сердца и тд. Для предсказания более сложной динамики и большей точности необходима ИНС с большим числом слоев. С другой стороны увеличение числа слоев сильно усложняет процесс обучения и требует больше ресурсов.