

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

**Разработка нейронной сети прямого распространения для распознавания  
цифрового сигнала в присутствии шума**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студента 4 курса 421 группы

направления 03.03.03 «Радиофизика»

физического факультета

Воличенко Анатолия Сергеевича

Научный руководитель

д.ф.-м.н., профессор

\_\_\_\_\_

А.В. Шабунин

Зав. кафедрой

д.ф.-м.н., профессор

\_\_\_\_\_

В.С. Анищенко

Саратов 2017 год

## ВВЕДЕНИЕ

Проблема распознавания и классификации образов существует во многих областях производства. В силу колоссального числа образов в некоторых аспектах деятельности необходимо использовать алгоритмы, позволяющие производить обобщение для данных образов, что дает возможность классификации схожих элементов в одну группу, даже если данный элемент ранее изучен не был. Такую задачу могут решить искусственные нейронные сети, в силу своей сложности и одновременно простой настройки для не особо тривиальных случаев. Они обладают характеристиками, способными решать задачи классификации и распознавания, их главной особенностью является отображение входных данных в выходные, что позволяет проводить с ними операции подобные «черному ящику» [1].

Нейронные сети можно настроить на решение задачи фильтрации данных, что позволяет использовать их для обработки входных данных. В качестве таких данных могут выступать и отсчеты, снятые с некоторого сигнала, что позволяет в дальнейшем анализировать данный сигнал.

В данной работе нейронные сети будут рассмотрены в качестве решения задач распознавания закодированных битов сигнала, а также в качестве восстановления исходного зашумленного сигнала.

Целью данной выпускной квалификационной работы является разработка оптимальной по вычислительной мощности нейронной сети прямого распространения для распознавания цифрового сигнала в присутствии шума при различных видах кодирования.

В рамках данной работы были поставлены следующие задачи:

- 1) Разработка компьютерной модели нейронной сети, системы обучения нейронной сети и модели рассматриваемых кодирований сигналов средствами языка C++.
- 2) Провести обучение нейронной сети для распознавания закодированного бита цифрового сигнала в присутствии различных уровнях шума и при различных уровнях затухания сигналов.
- 3) Провести обучение нейронной сети для восстановления цифрового сигнала в присутствии различных уровнях шума и при различных уровнях затухания.
- 4) Оценить возможные области применения обученных нейронных сетей при различных уровнях шума и затухания.

# ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

## 1. Краткие теоретические сведения.

Нейронными сетями называют распределенный параллельный процессор, состоящий из элементарных единиц обработки информации, накапливающих экспериментальные знания и предоставляющих их для последующей обработки. Элементарной единицей нейронной сети является нейрон [1].

Искусственные нейронные сети представляют из себя математическую абстракцию. В них нейрон представляет собой математическую модель, собирающую информацию с входных синапсов, производящую операцию над данной полученной информацией и выводящую результат данной операции нейронам, входные синапсы которых исходят от выхода текущего.

Получение входных данных формирует локальное индуцированное поле нейрона [1, 2]. Оно представляет из себя суммирование каждого сигнала, переданного через входной синапс на коэффициент, имеющий отношение к данному синапсу. Данный коэффициент носит название веса.

$$\begin{aligned} u_k &= \sum_{j=1} w_{kj} x_j, \\ v_k &= u_k + b_k, \\ y_k &= \varphi(v_k), \end{aligned} \tag{1}$$

где  $u_k$  – линейная комбинация входных воздействий,  $v_k$  – локальное индуцированное поле,  $\varphi$  – функция активации нейрона,  $y_k$  – значение нейрона на выходе после выполнения функции активации [1].

Функция активации нейрона выбирается в зависимости от поставленной задачи. В данном случае была выбрана сигмоидальная (логистическая функция), т.к. она дифференцируема во всех точках (что является необходимым условием для обучения сети алгоритмом обратного распространения ошибки, рассматриваемым ниже).

$$\varphi(v_k) = \frac{1}{1+e^{-v_k}}. \tag{2}$$

Нейронные сети бывают однослойными и многослойными. Многослойные сети имеют как минимум один скрытый слой и один выходной слой. Отличительная черта многослойных сетей – повышение степени абстракции над решением задачи при увеличении количества слоев нейронов.

Также следует разделять нейронные сети прямого распространения и рекуррентные нейронные сети – первые обладают нейронами, входные связи которых исходят только от нейронов предыдущего слоя. Обратное этому, рекуррентные сети имеют обратные связи от нейронов следующих слоев или от самого текущего нейрона.

Для того, чтобы нейронная сеть прямого распространения могла выполнять соответствующую задачу, ее необходимо обучить. Существует множество алгоритмов, позволяющих это достичь. Один из них – алгоритм обратного распространения ошибки, предложенный Дж. Вербосом в 1986 г., основанный на передаче ошибки выходных нейронов скрытым слоям сети. Метод осуществляет минимизацию ошибки на выходном слое методом градиентного спуска.

Все методы обучения основаны на корректировке весов синапсов нейронов для достижения желаемого результата при работе сети.

Данный метод хорошо проработан, прост, а также универсален для сетей с небольшим числом слоев. В данной работе будет использоваться алгоритм обратного распространения ошибки стохастическим способом – корректировка весов осуществляется после работы сети над каждым элементом выборки из обучающегося множества.

## **2. Результаты проведенных исследований.**

### **2.1. Распознавание закодированного бита входного сигнала.**

Для распознавания закодированного бита входного сигнала были рассмотрены нейронные сети, обученные на различных видах кодирования. Каждая нейронная сеть имела входной слой с 20 нейронами, выходной слой с одним нейроном, выход которого должен был соответствовать значению закодированного бита.

Все рассматриваемые сети принимают на входном слое отсчеты сигнала, взятые в диапазоне длительности одного периода сигнала. Активационными функциями для всех нейронов является сигмоидальная функция, для нейрона выходного слоя которая масштабирована в 1.1 раз для достижения значений 0 или 1 в конечном интервале значений локального индуцированного поля. Обучение проводилось при параметре обучения 0.02. Значения сигнала без шума для всех отсчетов лежат в интервале [0, 1].

При рассмотрении различных топологий сетей были обнаружены те, при которых процесс обучения для каждого отдельного кодирования становится возможным. Это дает возможность провести обучение для данной сети и проверить ее работоспособность при тестировании. В таблице ниже приведены найденные топологии сетей (без описания входного и выходного слоя).

Виды кодирования	Топология сети
Манчестерское кодирование	Один скрытый слой с двумя нейронами
NRZ	Один скрытый слой с двумя нейронами
RZ	Один скрытый слой с двумя нейронами
NRZI	Один скрытый слой с четырьмя нейронами
MLT-3	Два скрытых слоя с шестью нейронами в первом и с четырьмя нейронами во втором слоях

Для данных топологий были произведены тестирования сетей с распознаванием последовательности закодированных битов в количестве 1000 для каждого различного уровня белого шума и затухания сигнала.

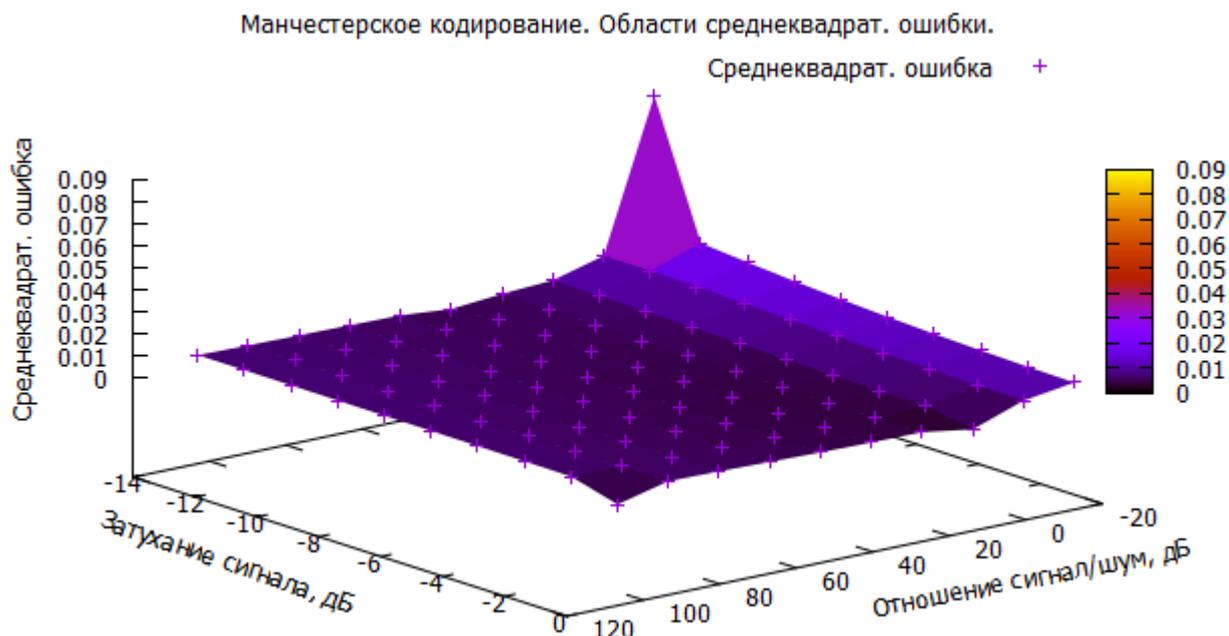


Рисунок 1 – Области ошибок при различных значениях шума и затухания для манчестерского кодирования.

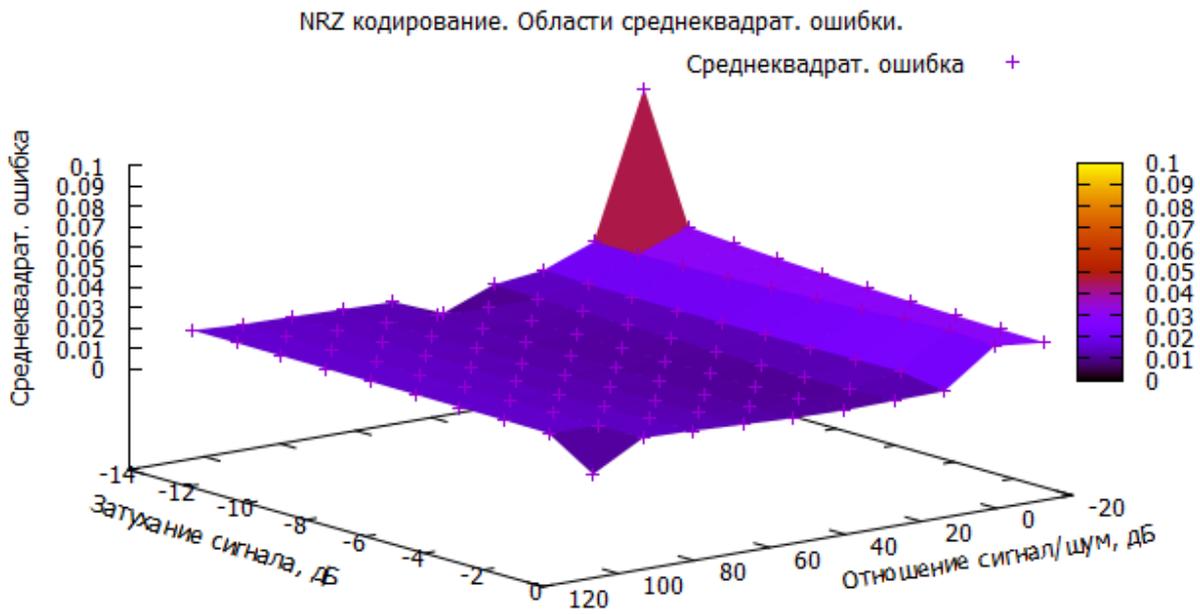


Рисунок 2 – Области ошибок при различных значениях шума и затухания для NRZ кодирования.

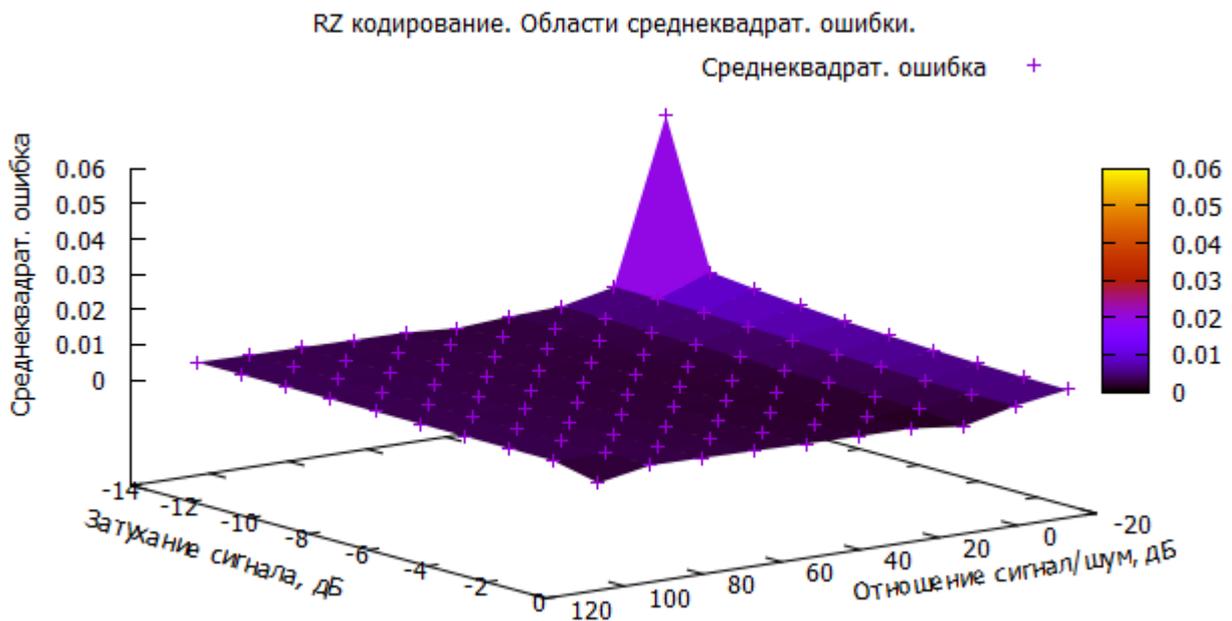


Рисунок 3 – Области ошибок при различных значениях шума и затухания для RZ кодирования.

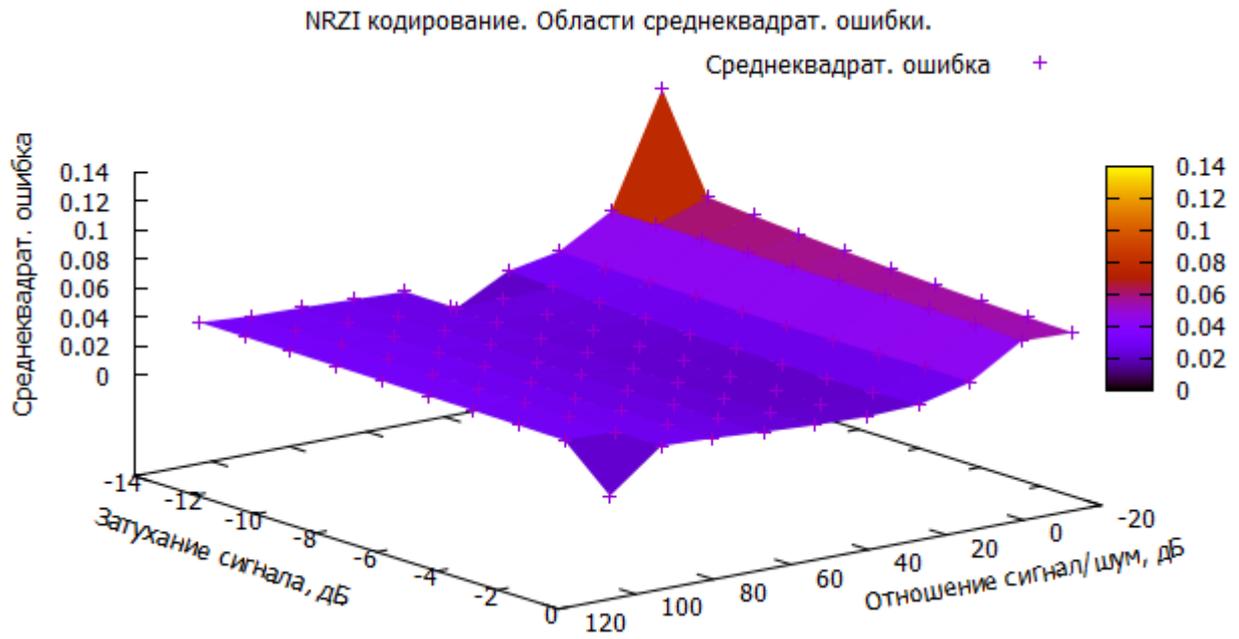


Рисунок 4 – Области ошибок при различных значениях шума и затухания для NRZI кодирования.

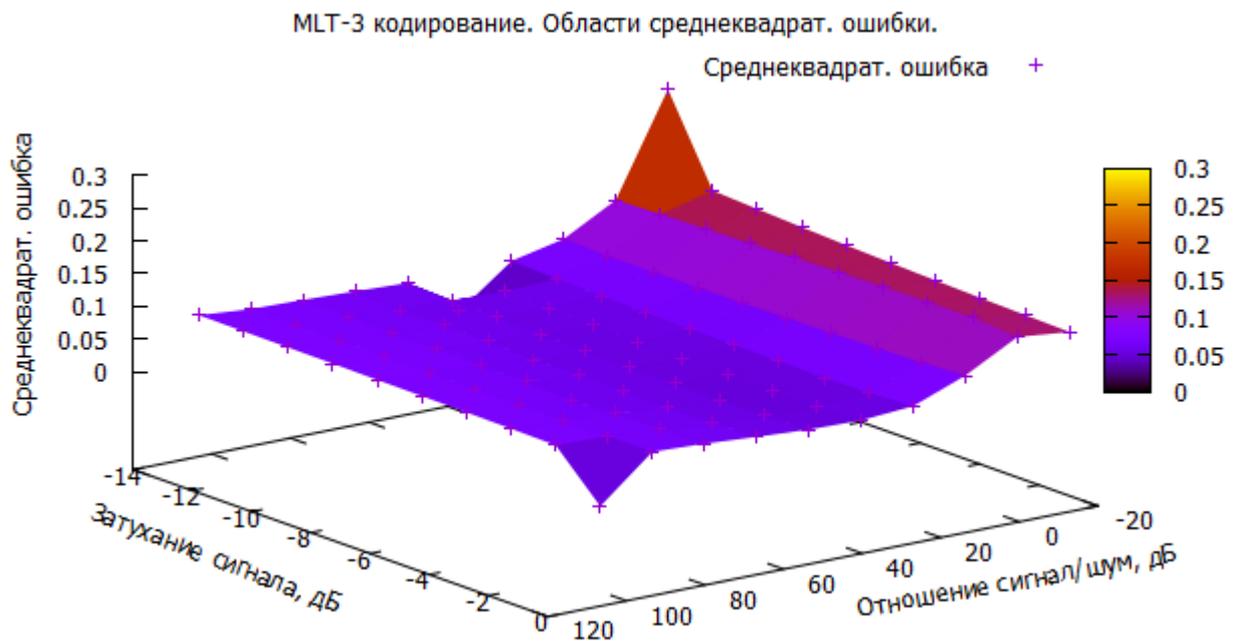


Рисунок 5 – Области ошибок при различных значениях шума и затухания для MLT-3 кодирования.

## 2.2. Восстановление формы входного зашумленного сигнала.

Для фильтрации входного сигнала от шума были рассмотрены нейронные сети, обученные на различных видах кодирования. Каждая нейронная сеть имела выходной слой с тем же числом нейроном, что и входной слой в количестве 20 и на выходном слое должна была вывести отсчеты входного сигнала без шума и влияния затухания.

Были найдены следующие топологии сетей для каждого вида кодирования, при которых возможно было проводить обучение сетей данной задаче.

Виды кодирования	Топология сети
Манчестерское кодирование	Один скрытый слой с двумя нейронами
NRZ	Один скрытый слой с двумя нейронами
RZ	Два скрытых слоя с шестью нейронами. Величина ошибки при этом неприемлемо большая, что говорит о невозможном применении с рассматриваемым типом сети.
NRZI	Два скрытых слоя с четырьмя нейронами. Величина ошибки во многом больше ошибки при манчестерском или NRZ кодировании, но при этом во много меньше, чем для необученной сети.
MLT-3	Не удалось подобрать топология для рассматриваемого типа сети, ошибка практически не уменьшается в процессе обучения

Для данных топологий были произведены тестирования сетей с распознаванием последовательности закодированных битов в количестве 1000 для каждого различного уровня белого шума и затухания сигнала.

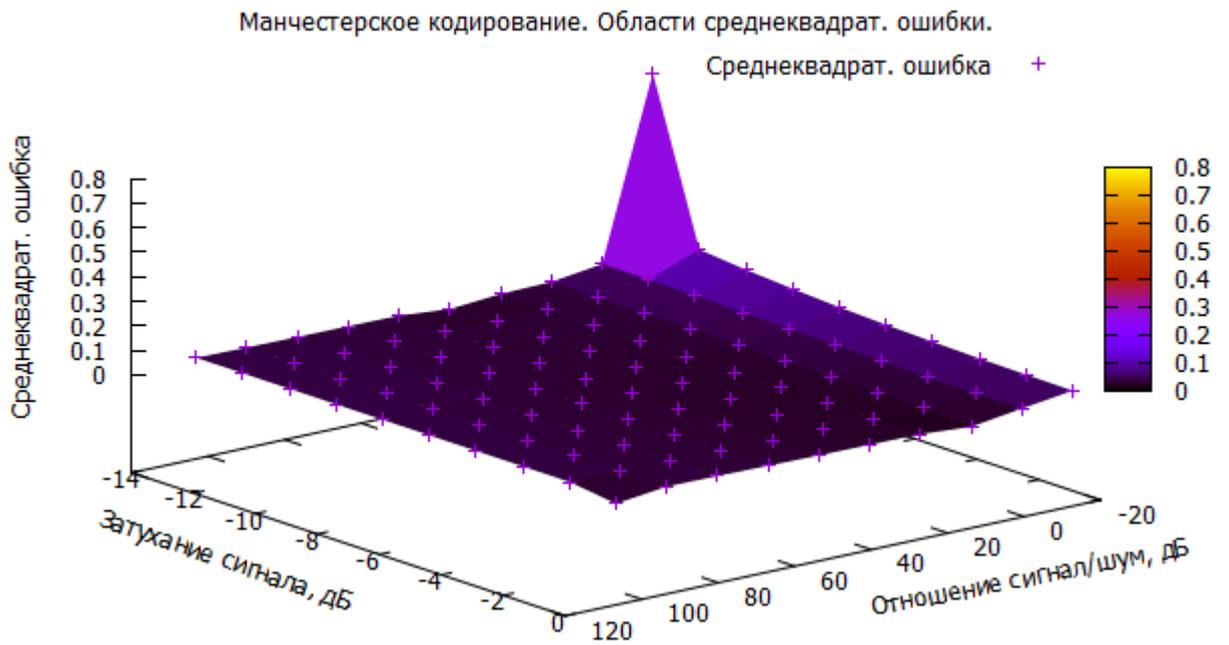


Рисунок 1 – Области ошибок при различных значениях шума и затухания для манчестерского кодирования.

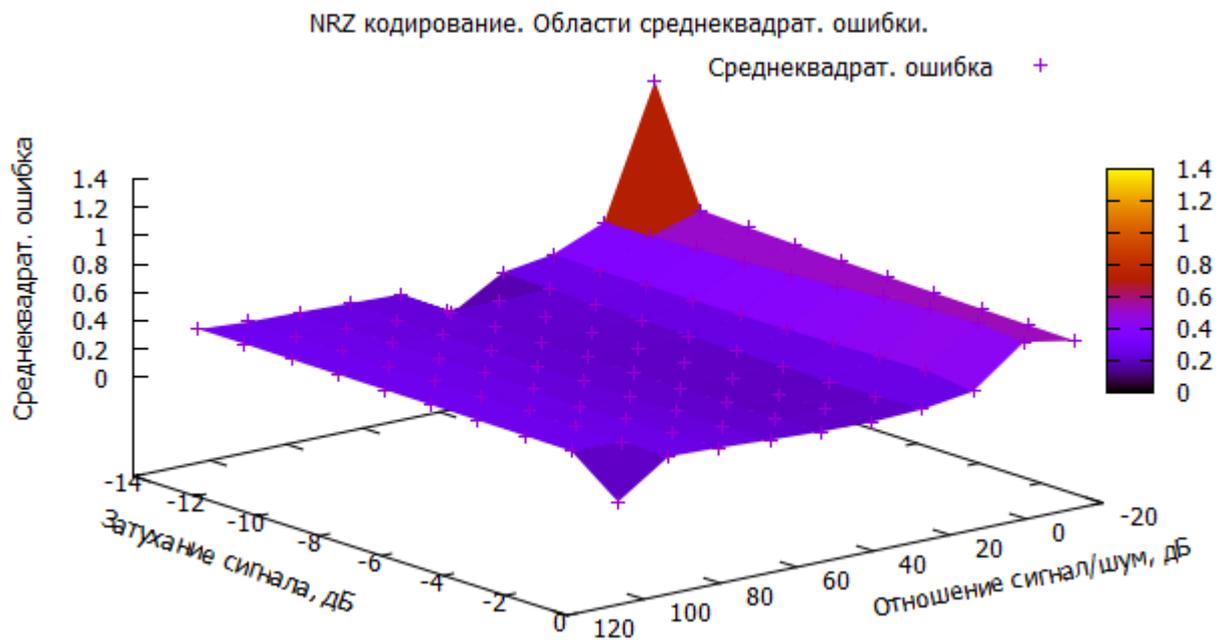


Рисунок 2 – Области ошибок при различных значениях шума и затухания для NRZ кодирования.

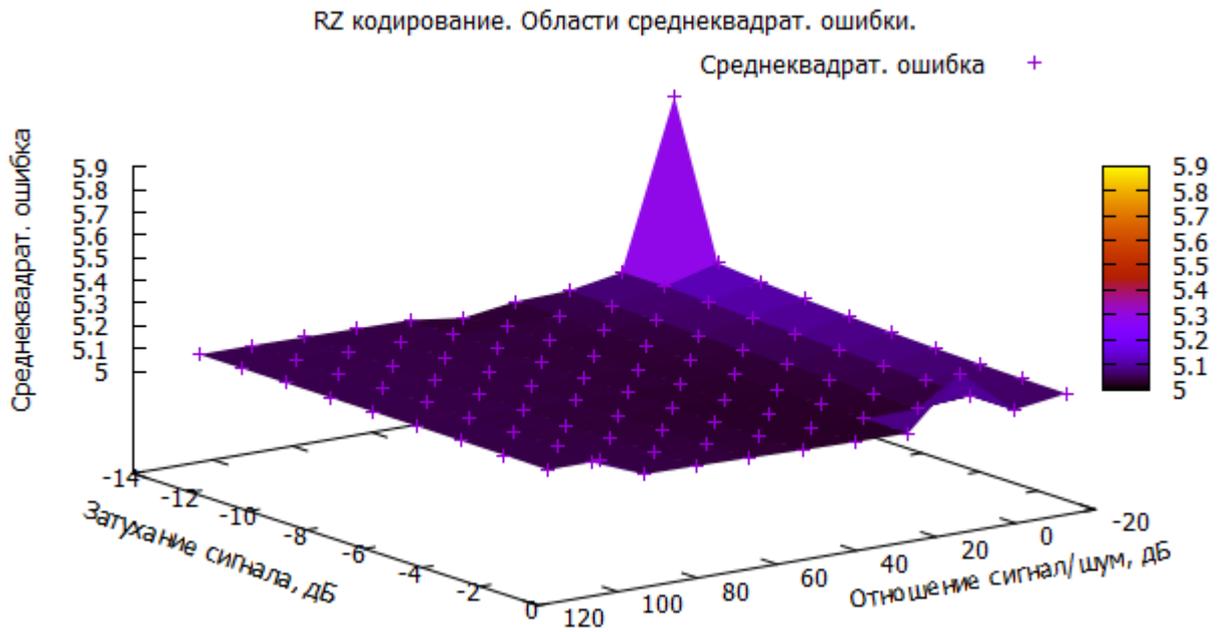


Рисунок 3 – Области ошибок при различных значениях шума и затухания для RZ кодирования.

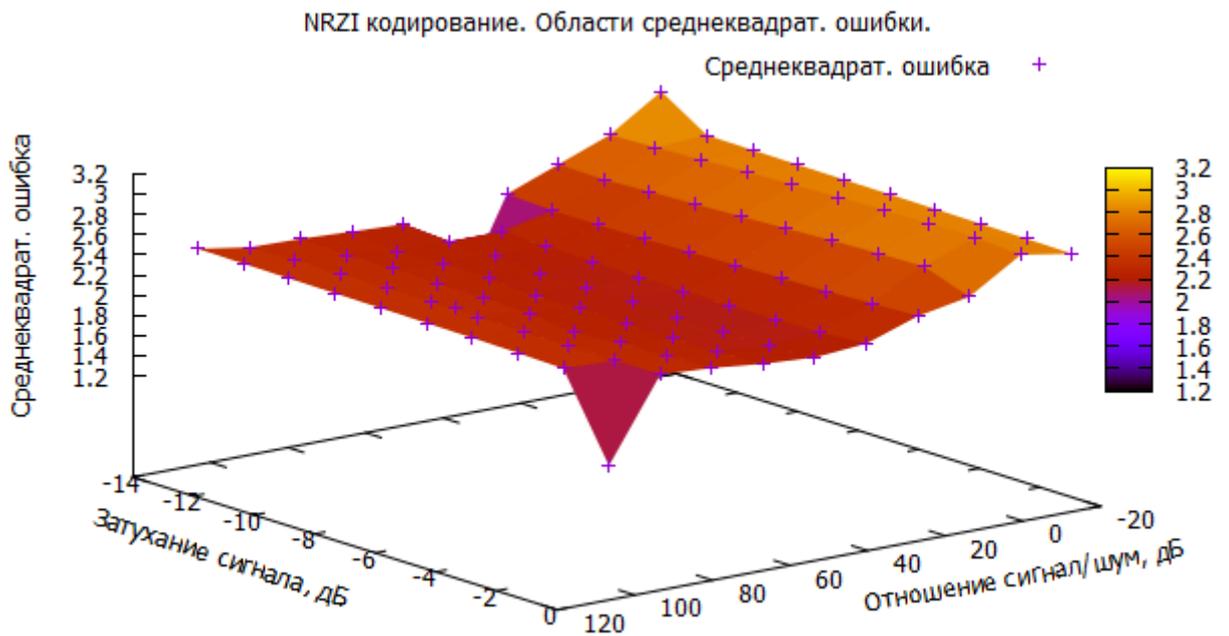


Рисунок 4 – Области ошибок при различных значениях шума и затухания для NRZI кодирования.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В выпускной квалификационной работе решалась задача распознавания закодированного бита цифрового сигнала в присутствии шума. Дополнительно ставилась задача распознавания сигнала при его затухании. Для этих целей была смоделирована программой нейронная сеть, было проведено ее обучение для распознавания при различных видах кодирования. На основе обученных сетей были произведены тесты при различных уровнях белого шума и затухания сигнала для каждого рассматриваемого вида кодирования. Аналогично вышеизложенные действия проводились для восстановления формы зашумленного сигнала.

По проведенным исследованиям можно отметить применимость нейронных сетей для всех рассматриваемых видов кодирования при распознавании закодированного бита.

Также была приведена попытка восстановления входного сигнала при различных уровнях белого шума и затухания. Из широкого диапазона рассматриваемых топологий до двух слоев и различного количества нейронов в каждом слое удалось обучить нейронные сети восстанавливать входной сигнал только для манчестерского и NRZ кодирования. При кодировании NRZI сеть обучилась восстанавливать сигнал с большой погрешностью, что в практических задачах неуместно, при кодировании RZ обучение при всех случаях останавливалось на большом значении среднеквадратичной ошибки, при котором о правильной работе сети речь идти не может. При кодировании MLT-3 обучение провести вовсе не удалось, т.к. процесс обучения приводил к ошибке, значение которого слабо отличается от ошибки, произведенной вовсе необученной сетью.

Из вышесказанного следует отметить, что при дальнейших исследованиях стоит рассмотреть нейронные сети других типов, к примеру селективные нейронные сети, где нейроны одного слоя соединяются не со всеми нейронами следующего слоя. Такие сети позволяют разделять деятельность своей работы на отдельно связанные группы, тем самым специализируя свои участки более узко [1]. Для многих видов кодирования разные интервалы взятых отсчетов сигнала за период имеют определенное значение, что дает право опробовать в исследованиях данные сети и проверить предположение.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- [1] Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр.: Пер. С англ. - М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2006. - 1140 с.: ил.
- [2] Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И.Д. Рудинского. - М.: «Горячая линия — Телеком», 2006. - 452 с.: ил.
- [3] Таненбаум Э., Уэзеролл Д. Компьютерные сети, 5-е изд. - СПб.: Питер, 2012. - 960 с.: ил.
- [4] Куроуз Дж. Компьютерные сети: Нисходящий подход. - 6-е изд. - М.: Издательство «Э», 2016. - 912 с.
- [5] Олифер В.Г., Олифер Н.А. Компьютерные сети. Принципы, технологии, протоколы. - СПб.: Питер, 2001. - 672 с.: ил.
- [6] Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. - М.: Мир, 1965. - с. 480.
- [7] Костров Б.В. Основы цифровой передачи и кодирования информации: Учебное пособие, - 2010. - 196 с.
- [8] Галушкин А.И. Нейронные сети. Основы теории. Издательство «Телеком», 2012. - 496 с.
- [9] Столлингс В. Современные компьютерные сети. 2-е изд. - СПб.: Питер, 2003. - 783 с.: ил.
- [10] Вьютин В.В. Математические основы теории машинного обучения и прогнозирования - М.: 2013. - 387 с.
- [11] Уоссерман Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. - М.: Мир, 1992. - 240 с.
- [12] Николас М. Джосаттис Стандартная библиотека C++: справочное руководство, 2-е изд.: Пер. С англ. - М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2014. - 1136 с.: ил.
- [13] Бьерн Страуструп Язык программирования C++. Специальное издание: Пер. с англ. - М.: Издательство «Бином», 2011. - 1136 с.: ил.