

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 и исследование искусственной нейронной сети
для распознавания сигналов на фоне шума»**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ
РАБОТЫ

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

Пичугина Сергея Павловича

Научный руководитель

д.ф.-м.н., доцент

А.В. Шабунин

Зав. кафедрой

д.ф.-м.н., профессор

В.С. Анищенко

Саратов 2018

Введение

В последние десятилетия в мире бурно развивается новая прикладная область математики, специализирующаяся на искусственных нейронных сетях. Искусственные нейронные сети — математические модели, а также их программные или аппаратные реализации, построенные по принципу организации и функционирования сетей нервных клеток живого организма.

Актуальность исследований в этом направлении подтверждается массой различных применений нейронных сетей. Это автоматизация процессов распознавания образов, адаптивное управление, аппроксимация функционалов, прогнозирование, создание экспертных систем, организация ассоциативной памяти и многие другие приложения.

С помощью нейронных сетей можно, например, предсказывать показатели биржевого рынка, выполнять распознавание оптических или звуковых сигналов, создавать самообучающиеся системы, способные управлять автомашиной при парковке или синтезировать речь по тексту. Широкий круг задач, решаемый нейронными сетями, не позволяет в настоящее время создавать универсальные, мощные сети, вынуждая разрабатывать специализированные сети, функционирующие по различным алгоритмам. Тем не менее, тенденции развития нейронных сетей растут с каждым годом.

Целью данной Выпускной Квалификационной Работы является создание оптимальной нейронной сети прямого распространения сигнала для распознавания импульсных сигналов и проведение исследования возможности использования нейронной сети для распознавания сигналов, при наличии шума. Выбор оптимальной нейронной сети для распознавания сигналов в АБГШ канале.

Основное содержание работы

В теоретической части Выпускной Квалификационной Работы, помимо истории создания и классификации нейронных сетей, рассматривается общее представление о искусственном нейроне, однослойных и многослойных нейронных сетях с прямым распространением сигнала и методика обучения данных нейронных сетей по методу обратного распространения ошибки.

Искусственный нейрон является упрощённой моделью естественного нейрона, имитирующего его основные свойства. Математическая модель искусственного нейрона представляет собой некоторую нелинейную функцию от единственного аргумента — линейной комбинации всех входных сигналов. Данную функцию называют функцией активации, функцией срабатывания или передаточной функцией.

Передаточная функция нейрона определяет зависимость сигнала на выходе нейрона от взвешенной суммы сигналов на входах. В большинстве случаев она является монотонно возрастающей и имеет область значений $[0, 1]$

или $[-1, 1]$. Также для некоторых алгоритмов обучения сети, в том числе и для алгоритма обучения методом обратного распространения ошибки, необходимо, чтобы передаточная функция нейрона была дифференцируема на всей числовой оси. Искусственный нейрон полностью характеризуется своей передаточной функцией. Использование различных передаточных функций позволяет вносить нелинейность в работу нейрона и нейронной сети.

На входы искусственного нейрона поступает массив множества сигналов, при этом каждый из них может являться выходным сигналом другого нейрона. Каждый вход домножается на соответствующий вес, аналогичный синаптической силе, и все произведения суммируются, определяя уровень активации нейрона.

Нейронная сеть прямого распространения сигнала представляет собой систему взаимодействующих адаптивных элементов — нейронов, каждый из которых выполняет определённое функциональное преобразование над сигналами. Все связи между нейронами, в таких сетях, направлены от входных нейронов к выходным.

Из описания многослойных и однослойных моделей нейронных сетей, можно сделать вывод о том, что двухслойная нейронная сеть эквивалентна одному слою с весовой матрицей, равной произведению двух весовых матриц. Это говорит нам о том, что любая многослойная линейная сеть может быть заменена эквивалентной однослойной сетью. А для расширения возможностей многослойных сетей, по сравнению с однослойными, требуется нелинейная активационная функция.

Метод обратного распространения ошибки сыграл важную роль в возрождении интереса к искусственным нейронным сетям, значительно расширив область проблем, в решении которых могут быть использованы искусственные нейронные сети. Как указывалось выше, многослойные нейронные сети обладают большей вычислительной мощностью, чем однослойные, лишь в случае присутствия нелинейности. Сигмоидальная активационная функция обеспечивает требуемую нелинейность. Для алгоритма обратного распространения требуется только, чтобы функция была дифференцируема. Сигмоид удовлетворяет этому требованию.

При обучении нейронной сети с помощью данного метода, предполагается, что для каждого входного вектора значений существует вектор целей (обучение с учителем).

Алгоритм обучения по методу обратного распространения ошибки имеет следующий вид:

1. Выбор обучаемой пары из обучаемого множества, подача входного вектора на вход сети.
2. Вычислить выход сети.
3. Вычислить разность между выходом сети и требуемым выходом (целевым вектором обучающей пары).
4. Корректировка весовых коэффициентов сети так, чтобы минимизировать ошибку.
5. Повторять шаги с 1 по 4 для каждого вектора обучающего множества до тех пор, пока ошибка на всём множестве не достигнет приемлемого уровня.

После достаточного числа повторений алгоритма, разность между действительными и целевыми выходами сводится до приемлемого значения: при этом говорят, что сеть обучена.

Шаги 1 и 2 можно описать как на "проход вперед", так как сигнал распространяется по сети от входа к выходу. Шаги 3, 4 составляют "обратный проход", здесь вычисляемый сигнал ошибки распространяется обратно по сети и используется для подстройки весов.

Проход вперед. Шаги 1 и 2 могут быть выражены в векторной форме следующим образом: подается входной вектор X , а на выходе получается вектор Y . Векторная пара вход — цель X и Y берется из обучающего множества. Вычисления проводятся над вектором X , чтобы получить выходной вектор Y .

Вычисления в многослойных сетях выполняются слой за слоем, начиная с ближайшего ко входу. Величина NET каждого нейрона первого слоя определяется как взвешенная сумма входов нейрона. Далее активационная функция F "сжимает" NET и выдаёт величину OUT для каждого нейрона в этом слое. Получившееся выходное множество является входным для следующего слоя. Процесс повторяется слой за слоем, пока не будет получено заключительное множество выходов сети.

Обратный проход. Подстройка весов выходного слоя. Так как для каждого нейрона выходного слоя задано целевое значение, то подстройку весов можно осуществить с помощью дельта-правила.

Экспериментальная часть Выпускной Квалификационной Работы представляет собой описание результатов обучения нейронной сети способности распознавать импульсные сигналы в условиях отсутствия АБГШ, а также способности распознавать импульсные сигналы в условиях присутствия АБГШ. Эксперименты были проведены при помощи пакета программ MATLAB. Для работы с нейронными сетями в программе MATLAB используется библиотека Neural Network Toolbox, который обеспечивает всестороннюю поддержку синтеза, обучения и моделирования

множества известных сетевых парадигм, от базовых моделей персептрона до самых современных ассоциативных и самоорганизующихся нейронных сетей. Пакет может быть использован для исследования и применения нейронных сетей к таким задачам, как обработка сигналов, нелинейное управление и финансовое моделирование.

Для обучения нейронной сети были выбраны графики первых четырёх функций уолша, представленные на рис. 1

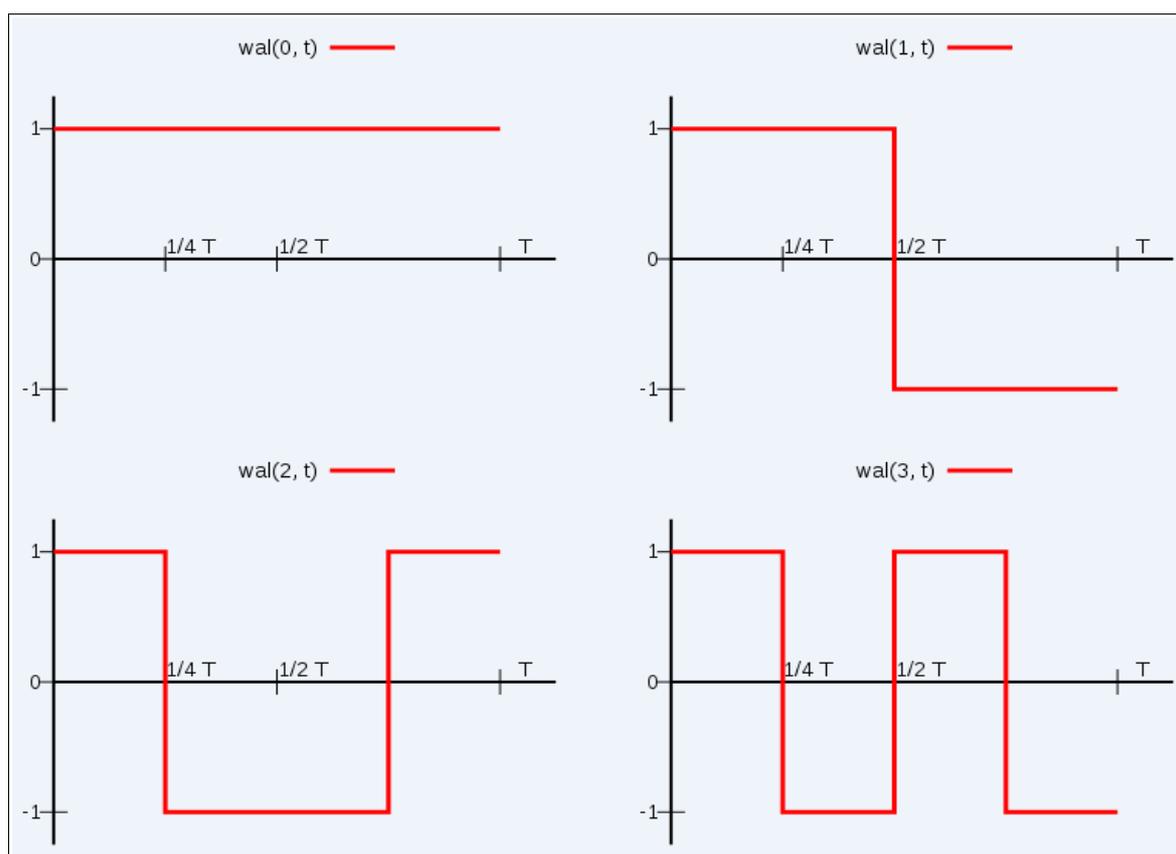


Рис. 1 Форма сигналов первых четырёх функций Уолша.

Путём дискретизации сигналов, представленных на рис. 1, были получены выборки амплитуд данных сигналов, из которых была составлена обучающая последовательность. Составлен вектор целевых значений, которые нейронная сеть должна воспринимать как эталон, для выходных значений во время обучения. Также, каждая нейронная сеть прошла контрольную проверку симуляцией сигналов из списка, которые были поданы на вход в случайном порядке. Было установлено, все исследуемые нейронные сети прошли этап обучения и могут распознавать импульсные сигналы при отсутствии шума.

Вторым этапом экспериментальной части было исследование возможности распознавания импульсных сигналов с помощью нейронных сетей прямого распространения ошибки, обученных по методу обратного распространения ошибки.

На данном этапе на вход нейронной сети были поданы несколько больших массивов сигналов в зашумлённой форме. На основе выходных значений нейронной сети, полученных в результате эксперимента, сформированы таблицы результатов эксперимента, а также построены графики зависимости вероятности ошибки от интенсивности шумового воздействия, представленные рисунками 2, 3, 4 и 5.

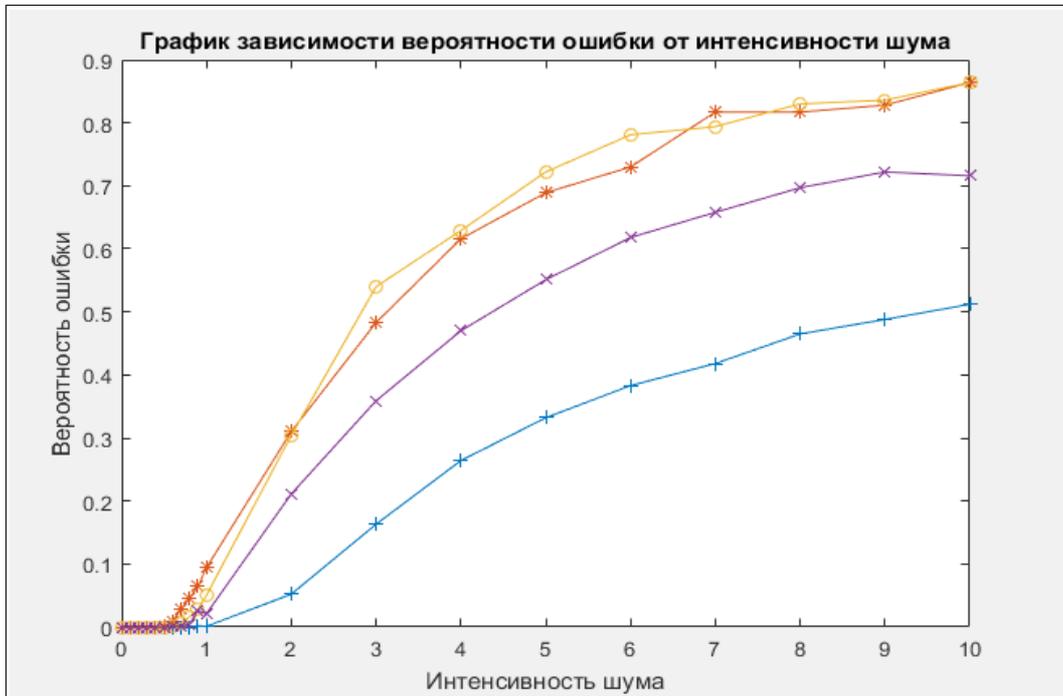


Рис. 2 График зависимости вероятности ошибок от интенсивности шума для N1

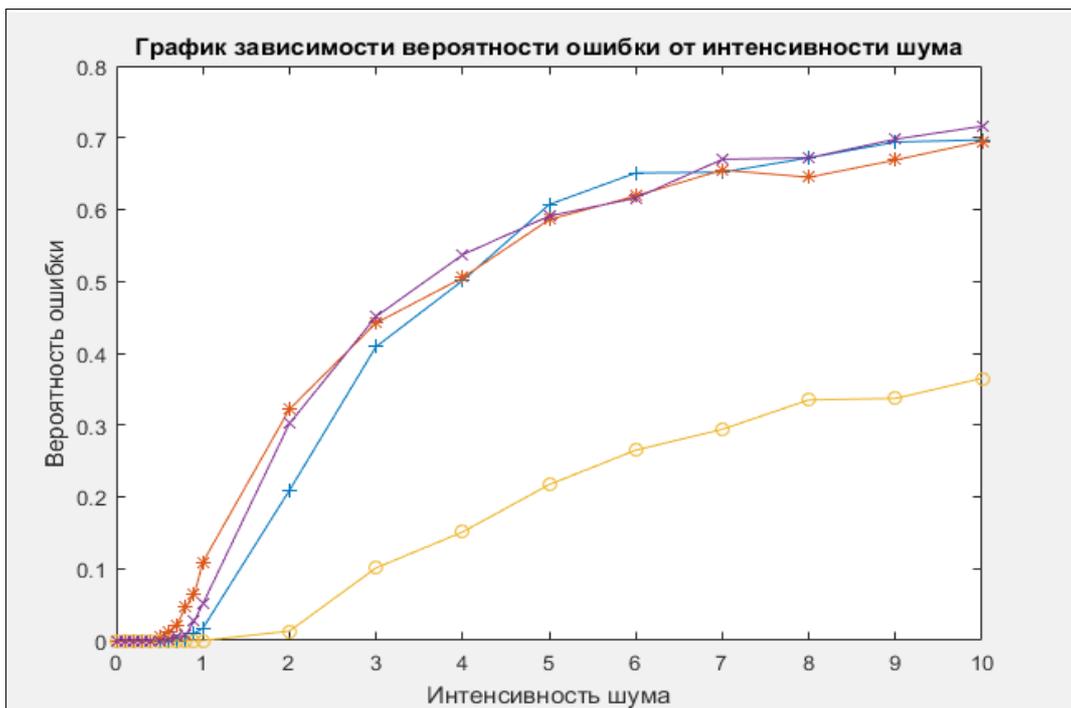


Рис. 3 График зависимости вероятности ошибки от интенсивности шума для N2A

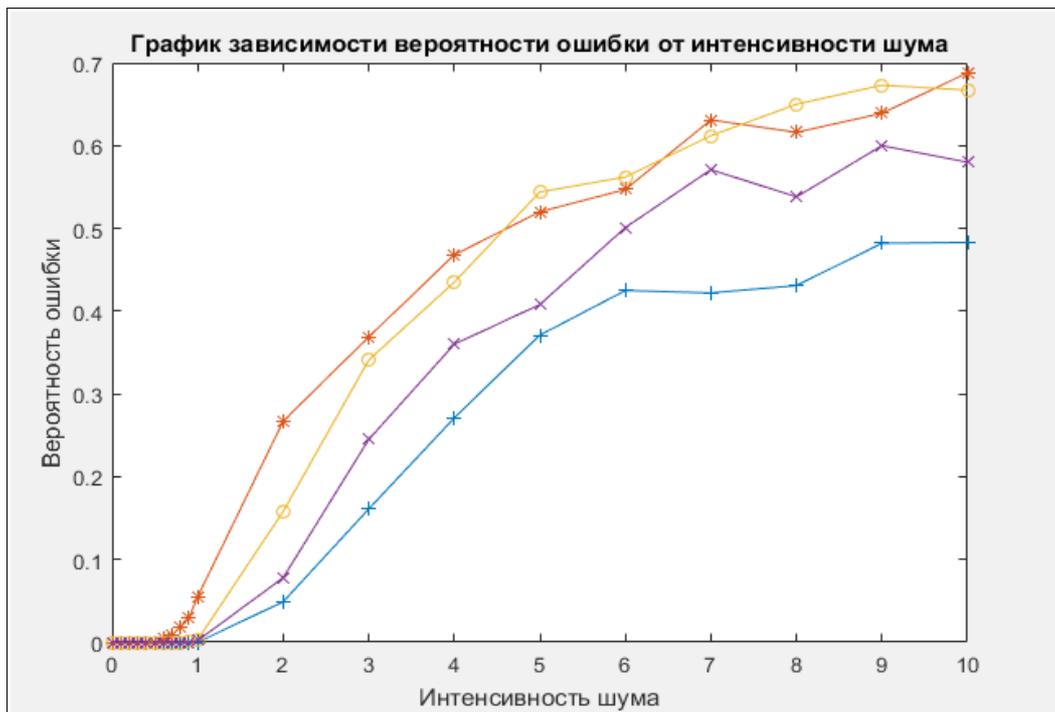


Рис. 4 График зависимости вероятности ошибки от интенсивности шума для N2B

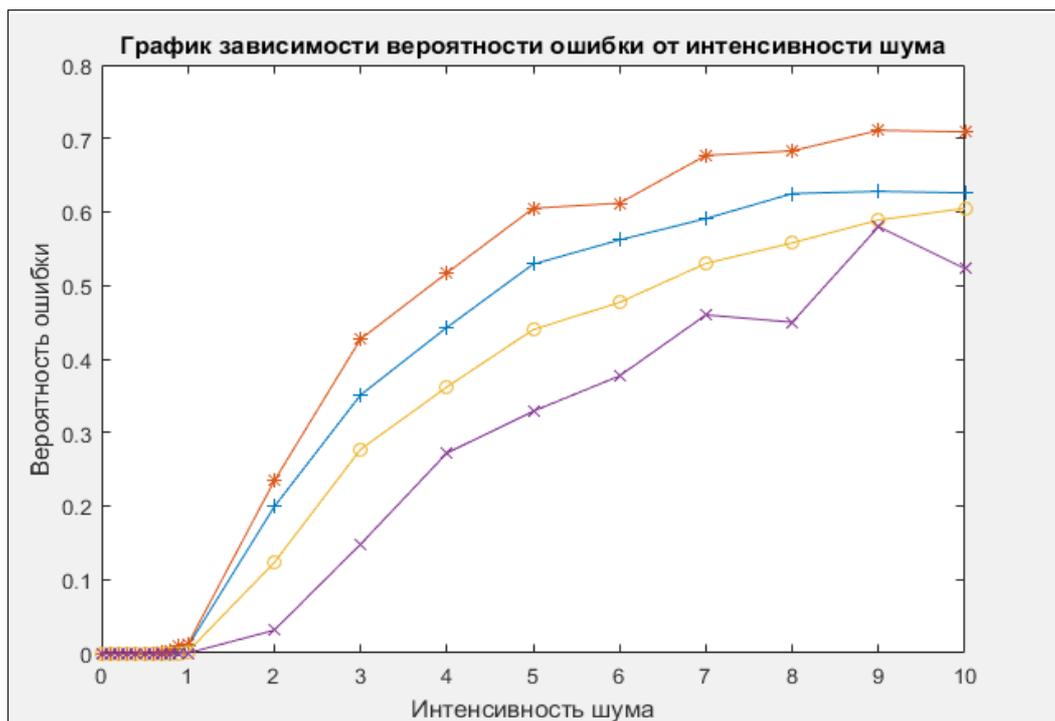


Рис. 5 График зависимости вероятности ошибок от интенсивности шума для N2C

Для того чтобы определить общую вероятность ошибки для каждой нейронной сети, а также определить оптимальный вариант исследуемой сети, Составлена таблица среднеарифметических значений вероятности ошибок, на основе, табличных значений полученных на втором этапе исследований, для каждой нейронной сети и построен график зависимости по этим значениям, представленный на рис. 6

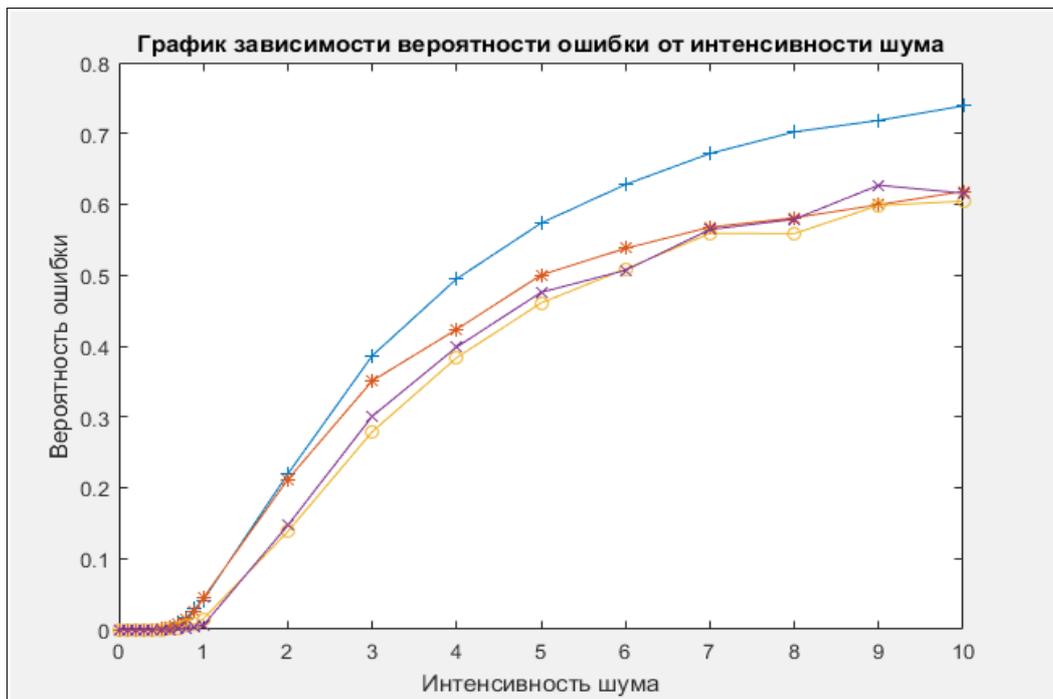


Рис. 6 График зависимости среднеарифметических значений вероятности ошибки от интенсивности шума.

Заключение

В результате исследований были построены однослойная и несколько многослойных нейронных сетей. В качестве нелинейной функции активации выбрана функция гиперболического тангенса для каждой нейронной сети. Все нейронные сети были обучены по методу обратного распространения ошибки.

В результате 1 этапа исследования было установлено, что нейронные сети могут распознавать импульсные сигналы в условиях отсутствия АБГШ. Все нейронные сети справились с поставленной перед ними задачей.

В результате 2 этапа исследования было установлено, что нейронные сети могут распознавать импульсные сигналы в условиях присутствия АБГШ. С возрастанием интенсивности шума, вероятность ошибки детектирования сигнала также увеличивалась. При коэф. интенсивности шума от 5 и выше, вероятность ошибки при детектировании сигнала равно $\pm 50\%$. Отсюда следует, что эффективное применение нейронных сетей для распознавания сигналов, в условиях шумового воздействия, возможно при коэф. интенсивности шума находящимся в диапазоне от 0 до 5.

Наиболее оптимальной нейронной сетью, из исследуемых образцов, для детектирования зашумлённых сигналов является сеть N2C, состоящая из 12 нейронов на первом слое и 4 нейронов на втором слое.

Список литературы:

- [1] Кулянин Е. М. Нейронные сети: история развития и перспективы применения // Научно-методический электронный журнал «Концепт». – 2015. – Т. 13. – С. 2646–2650. – URL: <http://e-koncept.ru/2015/85530.htm>.
- [2] Медведев В. С. Нейронные сети. MATLAB 6 // Под общ. ред. к. т. н. В. Г. Потёмкина.-М // ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. - 496 с. (Пакеты прикладных программ; кн. 4).
- [3] Ясницкий Л. Н. Введение в искусственный интеллект. М.: Издательский центр «Академия», 2005. — 176с.
- [4] Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. — М.: «Мир», 1992.
- [5] Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс. Пер. с англ. Н. Н. Куссуль, А. Ю. Шелестова. 2-е изд., испр. — М.: Издательский дом Вильямс, 2008, 1103 с
- [7] Саймон Хайкин. Нейронные сети: полный курс = Neural Networks: A Comprehensive Foundation. — 2-е изд. — М.: «Вильямс», 2006. — С. 1104. — ISBN 0-13-273350-1.
- [8] Гульнара Яхьяева [Электронный ресурс]: Лекционный курс - Основы теории нейронных сетей режим доступа: <https://www.intuit.ru/studies/courses/88/88/info>
- [9] Википедия [Электронный ресурс]. - <https://ru.wikipedia.org>
- [10] [Электронный ресурс]. - <https://neuralnet.info>
- [11] Портал Искусственного Интеллекта [Электронный ресурс]. - <http://neuronus.com>
- [12] [Электронный ресурс]. - <https://www.nvidia.ru/deep-learning-ai/industries/>
- [13] Е.С.Борисов [Электронный ресурс]. - Основные модели и методы теории искусственных нейронных сетей. - <http://mechanoid.kiev.ua>
- [14] Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. — М.: Финансы и статистика, 2002.
- [15] Battiti, R., "First and second order methods for learning: Between steepest descent and Newton's method," *Neural Computation*, vol. 4, no. 2, pp. 141-166,1992.
- [16] Caudill, M., *Neural Networks Primer*; San Francisco, CA: Miller Freeman Publications, 1989.
- [17] Elman, J. L., "Finding structure in time," *Cognitive Science*, vol. 14, pp. 179-211, 1990.
- [18] Fletcher, R., and C. M. Reeves, "Function minimization by conjugate gradients," *Computer Journal*, vol. 7, pp. 149-154, 1964.
- [19] Hagan, M. T., and M. Menhaj, "Training feedforward networks with the Marquardt algorithm," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 5, no. 6, pp. 989-993, 1994.
- [20] Hagan, M. T., H. B. Demuth, and M. H. Beale, *Neural Network Design*, Boston, MA: PWS Publishing, 1996.
- [21] Lippman, R. P., "An introduction to computing with neural nets," *IEEE ASSP Magazine*, pp. 4-22, 1987.
- [22] А.Н.Горбань, *Обучение нейронных сетей*, М.: СП ПараГраф, 1991

- [23] А.Н.Горбань, В.Л.Дунин-Барковский, А.Н.Кардин и др.
Нейроинформатика, Отв. Ред. Новиков Е.А., РАН, Сиб. Отд., Институт выч.
Моделирования – Новосибирск: Наука, 1998.
- [25] Ф. Уоссерман, *Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика*, М. Мир,
1992.