

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ  
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г.  
ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра радиофизики и нелинейной динамики

**Нейронные сети в задачах измерения характеристик радиосигналов**

**АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ**

студента 4 курса 4032 группы  
направления 03.03.03 Радиофизика  
Института физики  
Ёлчиева Логмана Абдула оглы

Научный руководитель  
профессор, д.ф.-м.н., доцент \_\_\_\_\_ А.В. Шабунин

Зав. кафедрой радиофизики  
и нелинейной динамики,  
д.ф.-м.н., доцент \_\_\_\_\_ Г.И. Стрелкова

Саратов 2021 г.

Что такое искусственные нейронные сети? На что они способны? Как они работают? Как их можно использовать? С таких вопросов и начинается моя выпускная квалификационная работа, а точнее, ее **введение**. Множеством подобных вопросов до сих пор задаются различные области науки. Тем не менее, найти достоверный ответ довольно непросто.

Наш мозг – это по своему существу совершенный компьютер. Одной из его многогранных возможностей является способность различать и интерпретировать недостоверную информацию, которая воспринимается человеческими органами чувств, в том числе он различает тихий шепот в шумной комнате, лицо в темном переулке, понимает скрытый смысл слов. При этом уникальность человеческого мозга состоит и в том, что он обладает самообучаемостью, способностью самостоятельно создавать и воспроизводить представления без каких-либо указаний, что является первопричиной вышеперечисленных способностей.

Тем не менее у ученых существует пробел в знаниях о том, каким именно образом мозг обучается работать с поступающей к нему информацией, что порождает появление все больше новых теорий и гипотез разрешения данного вопроса. Однако уже на современном этапе развития с учетом уже имеющегося опыта и знаний принимаются попытки моделирования нервной системы, в основном, с использованием искусственных нейронных сетей.

Истоки одной из самых востребованных технологий современности искусственных нейронных сетей уходят глубоко в математику, в первую очередь нейрофизиологию, физику, статистику, технику и компьютерные науки. Они имеют широкое применение в самых различных сферах использования: анализ временных рядов, моделирование, обработка сигналов и управление, распознавание образов по причине одного ценного свойства – способности обучаться на основе данных при участии учителя или без него.

При этом создание искусственного мозга сравнимого по функционалу с человеческим все еще остается на уровне разработки и попыток, пока еще не увенчающихся успехом.

Первой попыткой исследования и разработки искусственных нейронных сетей признается работа Уоррена Мак-Каллока (Warren Sturgis McCulloch) и Уолтера Питтса (Walter Pitts) "Логическое исчисление идей, относящихся к нервной деятельности" (1943 г.), в которой были сформулированы базовые принципы создания искусственных нейронов и нейронных сетей. Несмотря на то, что указанное исследование является всего лишь первоначальным этапом разработок в данном направлении, многие цели и идеи, затронутые в нем, до сих пор не теряют своей актуальности и на сегодняшний день. Существенным прорывом в области нейроинтеллекта стала разработка нейрофизиологом Френком Розенблаттом (Frank Rosenblatt) в 1962 г. модели однослойной нейронной сети, которую назвали персептроном. Эта модель была использована для такого большого класса задач, как анализ электрокардиограмм, искусственное зрение и предсказание погоды.

Последнее десятилетие стало одним из самых важных в истории развития теории о нейроинтеллекте. Было предложено достаточно большое количество различных идей и интересных разработок, таких как когнитрон, способный с высокой точностью распознавать сложные образы (например, иероглифы) независимо от угла и масштаба рассматриваемого изображения. Разработчиком когнитрона является японский ученый Кунихико Фукусима (K. Fukushima).

В данной выпускной квалификационной работе мы подробнее рассмотрим нейронные сети, из чего они состоят, как работают и какими возможностями обладают. Для практического задания мы рассмотрим задачу распознавания характеристик радиосигналов, в том числе, в присутствии шума. Программирование и другие операции для решения задач данной выпускной квалификационной работы осуществляются в программной среде Mathworks MatLab.

В **основной части** данной выпускной квалификационной работы были рассмотрены основные теоретические аспекты нейронных сетей. Например, что же все-таки такое нейронные сети. Нейронная сеть – это огромный распространенный синхронный процессор, состоящий из примитивных единиц обработки информации - нейронов, накапливающая знания, полученные опытным путем и предоставляющих их для постобработки. Говоря простыми словами, под нейросетью понимается скопление нейронов, способное в совокупности распознавать какие-либо явления или объекты. Это скопление обучается, действует последовательно, запоминает данные, умеет обрабатывать запросы и выдавать информацию.

Понятие обучения нейронов переплетено с понятием “эластичности” мозга – особой способности мозга по перенастройке нервной системы в соответствии с условиями, которые окружают его. Собственно эластичность играет почти что наиважнейшую роль в работе нейронов. Также и в нейронных сетях работа проводится также с нейронами, но уже с искусственными. В общем случае нейросеть представляет из себя машину, способную смоделировать работу мозга, когда она решает конкретную задачу. Такие сети чаще всего реализуются с помощью радиофизических компонентов или моделируются программой, выполняемой на компьютере.

Рассмотрим простую модель нейрона:

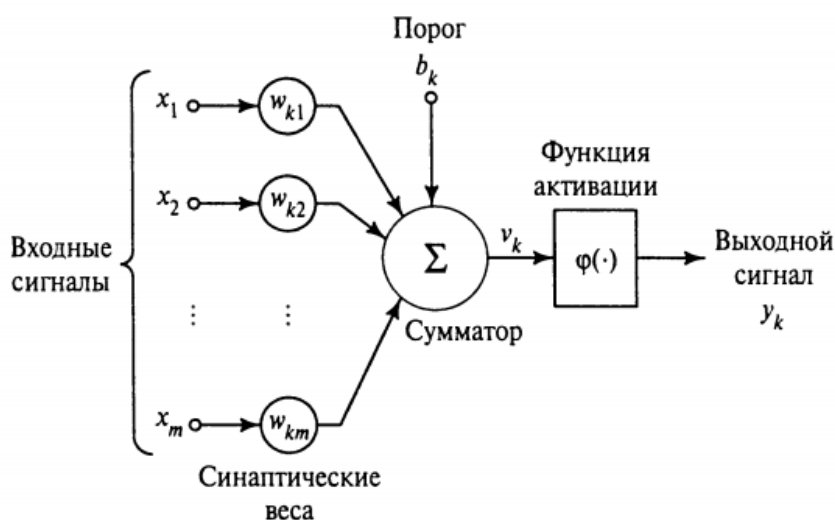


Рис. 1. Нелинейная модель нейрона

Нейрон представляет из себя единицу обработки информации в нейросети. На схеме рис. 1 показана модель элементарного нейрона, лежащего в основе ИНС. На данной схеме можно выделить три главных объекта.

1. Набор связей или синапсы, каждый из которых определяется своим весом или силой. В частности, сигнал  $x_j$  на входе синапса  $j$  умножается на вес  $w_{kj}$ , где  $k$  - номер нейрона.

2. Сумматор складывает значения, полученные от входных сигналов нейрона с учетом весов. Это вычисление можно определить как линейную комбинацию.

3. Функция активации, можно сказать, контролирует выходное значение каждого нейрона. Также ее называют функцией сжатия. Чаще всего используют функции, которые варьируют диапазон амплитуд в интервале  $[0,1]$  или  $[-1,1]$ , но всё это, конечно же, зависит от функции, которая используется.

В модель нейрона, показанную на рис. 1, включен пороговый элемент, который обозначен символом  $b_k$ . Эта величина отражает постоянную составляющую, добавляемую к сигналу. Если представить функционирование нейрона в математическом представлении, то  $k$  можно описать следующей парой уравнений:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj}x_j \quad (1.1),$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (1.2)$$

Где  $x_1, x_2, \dots, x_m$  - входные сигналы;  $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$  - веса нейрона  $k$ ;  $u_k$  - описанный нами сверху сумматор;  $b_k$  - порог;  $\varphi$  - функция активации;  $y_k$  - конечное выходное значение нейрона. Использование порога  $b_k$  обеспечивает эффект аффинного преобразования выхода линейного сумматора  $u_k$ . В модели, показанной на рис. 1, постсинаптический потенциал вычисляется следующим образом:

$$v_k = u_k + b_k \quad (1.3)$$

В частности, в зависимости от того, какое значение принимает порог  $b_k$ , положительное или отрицательное, индуцированное локальное поле или потенциал активации  $v_k$  нейрона  $k$  изменяется так, как показано на рис. 2.



Рис. 2. Аффинное преобразование, вызванное наличием порога.

На этом теоретические основы можно закончить и перейти к практической части данной выпускной квалификационной работы.

Целью практической части данной работы было создать три нейронных сети прямого распространения в среде программирования *Mathworks Matlab* для распознавания трех основных характеристик радиосигнала (амплитуда, частота и фаза), обучающейся по методу обратного распространения ошибок. После их создания, нужно было исследовать работу каждой сети на точность определения “присвоенной” ему характеристики. Также стоит сказать, что целью работы является не просто создать нейронные сети, которые бы эффективно распознавали определенную характеристику, а сделать их структуру максимально простой. Также в работе нужно продемонстрировать работоспособность сети на возможность распознавать значения в условиях шума, а также измерить вероятность ошибки при изменении соотношения сигнал/шум.

Задачи для каждой нейросети были такими:

- Подготовить обучающее множество
- Определиться со структурой сети
- Обучить нейронную сеть

- Проверить производительность и эффективность нейросети
- Переделать структуру сети (При неудовлетворительных результатах в прошлом пункте)
- Исследовать, как ведет себя нейросеть в присутствии сигналов с помехами
- Подвести окончательный итог по нейронной сети

Проделав каждый из пунктов для всех трех нейросетей, получилось обучить три работоспособных двухслойных сети, которые успешно распознавали “присвоенную” ему характеристику, достигая хорошей точности работы и показывая, в большинстве своем, удовлетворительные результаты на сигналах с шумом.

Проведем количественный анализ. Нейронная сеть, которая определяла амплитуду, показала среднюю ошибку распознавания равной  $2 \cdot 10^{-2}$ , что является хорошим значением. На сигналах с самой большой интенсивностью шума, нейросеть выдавала ошибку в 0.37, что показывает достойную эффективность сети даже на сигналах с помехами. К примеру, ниже приведен рисунок сигналов с высокой интенсивностью шума.

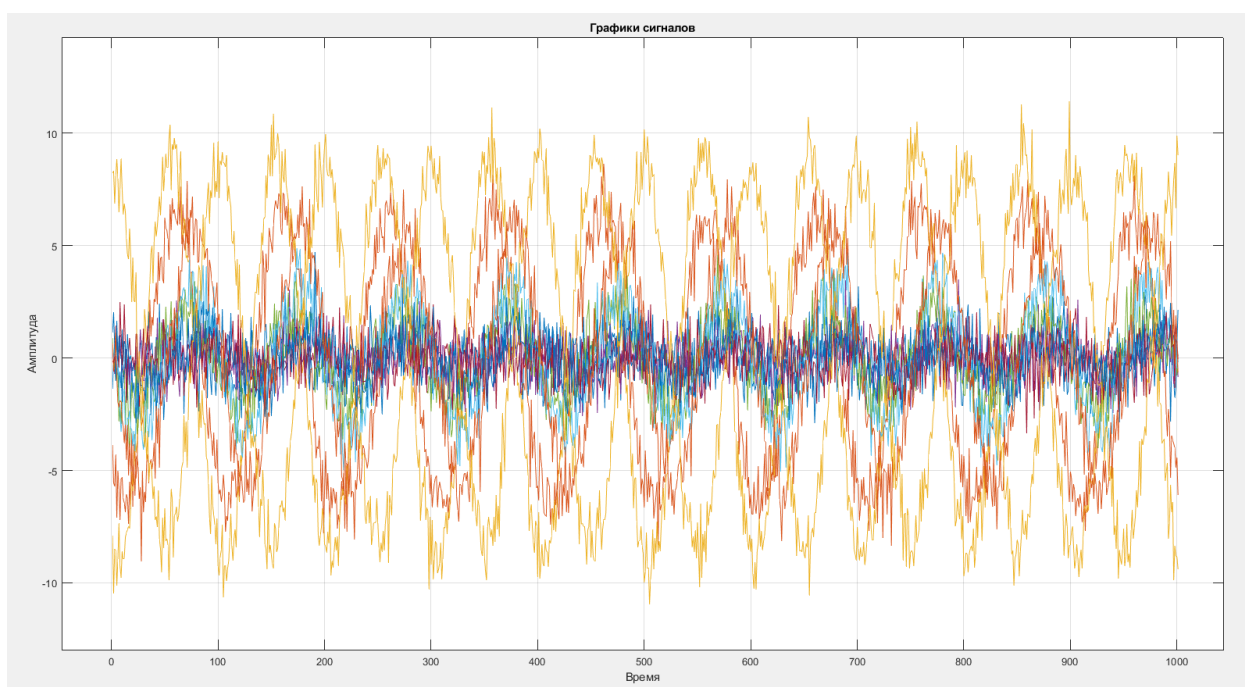


Рис. 3. Графики сигналов с высокой интенсивностью шума

Нейросеть, которая определяла фазу, показала результат распознавания ошибки равной  $10^{-2}$ , что также является хорошим значением ошибки. На сигналах с самой большой интенсивностью шума, нейросеть выдавала ошибку равной 2, что, конечно же, является плохим значением, но характеристики сигнала с такой интенсивностью шума (рис. 3) бывает тяжело определить не то, что компьютеру, а иногда даже и человеку.

Нейронная сеть, которая определяла частоту, показала среднюю ошибку распознавания равной  $3 \cdot 10^{-4}$ , что уже куда лучше, чем в прошлых нейросетях, но это связано с маленьким диапазоном частот, взятых для исследования. На сигналах с самой большой интенсивностью шума, нейросеть выдавала ошибку в 0.15, что показывает, что наша сеть куда лучше проявила себя с зашумленными сигналами, чем прошлые сети и достаточно близко определяла значения частоты, но связано это, опять же, с маленьким диапазоном частот, взятых в обучающее множество.

На этом разработка всех нейросетей была закончена, и можно подвести окончательный итог всей работы.



В **заключении** данной выпускной квалификационной работы, нужно отметить, что в работе дается наглядное представление о работе нейронных сетей и широком спектре их применений. В ходе практической части данной работы было показано, что нейронные сети обладают хорошей точностью работы и довольно просты в создании и освоении.

В частности, нейронные сети прямого распространения, с помощью которых и была выполнена практическая часть данной работы. На их основе нам удалось обучить три нейросети с 50 нейронами в скрытом слое, которые, в большинстве своем, успешно распознавали присвоенную ему характеристику гармонического сигнала примерно с одинаковой ошибкой в 0.01. Таким образом, у нас есть нейронная сеть, которая может распознать амплитуду у сигнала в диапазоне от 0 до 10, нейросеть, которая определяет фазу сигнала в диапазоне от 0 до  $\pi$  и сеть, которая может определить частоту сигнала в диапазоне от 0 до 0.5. Точность распознавания была выявлена с помощью приведенной зависимости ошибки нейросети от количества нейронов в скрытом слое. И, конечно же, большую роль для таких сетей сыграла функция активации в скрытом слое, которая в нашем случае была логарифмически сигмоидной, именно на этой функции нейросети показывали лучшую эффективность и производительность. Каждая из нейросетей выдает хорошую точность результатов на сигналах из диапазона обучающего множества, но, к сожалению, плохо себя проявляет на остальных сигналах, которых не было во входных данных. Такие исследования следует проводить на более сложных структурах сетей и делать более глубокий анализ результатов.

В задачах распознавания характеристик радиосигналов было показано, что нейронная сеть способна с некоторой точностью различать даже те сигналы, которые были подвержены очень сильным влиянием шума. Однако даже в таких производительных и точных методах есть свои погрешности и ошибки. Хуже всего в этом плане проявила себя нейронная сеть для определения фазы, в отличие от двух других сетей, которые также не

отличились выдающимися успехами. Это может быть связано с сильной искаженностью сигнала, т.к. в таком виде сигнал иногда тяжело распознать даже человеку, не говоря уже о компьютерной программе.

Значение нейронных сетей для радиофизики и физики в целом довольно велико, поскольку они могут способствовать осуществлению различных исследований, в том числе с точки зрения времени. Нейронные сети обладают достаточной производительностью, чтобы повысить точность, скорость и достоверность проводимых измерений и разработок. На такие надежные инструменты для исследований может положиться вся наука.