

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра радиофизики и нелинейной динамики

**Самообучающейся нейронные сети в задачах распознавания
радиосигналов**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студента(ки) 4 курса 422 группы
направления 11.03.02 «Радиофизика»
физического факультета
Несмелова Ивана Дмитриевича

Научный руководитель

профессор, д.ф.-м.н., доцент _____ А.В. Шабунин

Зав. кафедрой

д.ф.-м.н., профессор _____ В.С. Анищенко

Саратов 2020 год

Введение. Что такое искусственные нейронные сети? На что они способны? Как они работают? Как их можно использовать? Эти и множество подобных вопросов задают специалисты из разных областей. Найти достоверный ответ нелегко.

Наш мозг – это по своему существу идеальный компьютер. Он способен с невероятной скоростью интерпретировать недостоверную информацию, поступающую от наших органов чувств: различает тихий шепот в шумной комнате, лицо в темном переулке, понимает скрытый смысл слов. Самое невероятное то, что наш мозг способен обучаться самостоятельно, он может без каких-либо явных указаний или признаков создавать внутренние представления, благодаря которым и показывает перечисленные способности.

Пока что мы многое не знаем о том, каким именно образом мозг обучается обрабатывать поступающую к нему информацию, поэтому в настоящее время существует большое количество гипотез и теорий на этот счет. Но на основе уже приобретенного опыта и знаний принимаются попытки моделирования нервной системы, в основном, с использованием искусственных нейронных сетей. Искусственные нейронные сети представляют из себя технологию, уходящую истоками в большинство дисциплин: математику, в первую очередь нейрофизиологию, физику, статистику, технику и компьютерные науки. Они обретают свое применение в таких различных сферах, как 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.

В данной выпускной квалификационной работе мы подробнее рассмотрим нейронные сети, из чего они состоят, как работают и какими возможностями обладают. Для практического задания в данной выпускной квалификационной работе мы рассмотрим задачу распознавания радиосигналов с помощью самоорганизующейся карты Кохонена. Программирование и другие операции для решения задач данной выпускной квалификационной работы осуществляются в программной среде Mathworks Matlab версии R2018a. Работа

состоит из 3 глав: Искусственные нейронные сети, Обучение нейронных сетей и Распознавание сигналов (практическая часть).

Основное содержание работы. В данной выпускной квалификационной работе будет подробно изучен принцип работы нейронных сетей, а в частности нейронной сети Кохонена, которая обучается посредством конкурентного обучения без участия учителя. Также подробно исследован фундамент для работы нейросети, то из чего она состоит – нейроны. Нейрон представляет собой единицу обработки информации в нейронной сети. А нейронная сеть – это громадный распределенный параллельный процессор, состоящий из элементарных единиц обработки информации - нейронов, накапливающих экспериментальные знания и предоставляющих их для последующей обработки. Исследования по искусственным нейронным сетям связаны с тем, что способ обработки информации человеческим мозгом в корне отличается от методов, применяемых обычными цифровыми компьютерами. Мозг представляет собой чрезвычайно сложный, нелинейный, параллельный компьютер. Он обладает способностью организовывать свои структурные компоненты, называемые нейронами, так, чтобы они могли выполнять конкретные задачи (такие как распознавание образов, обработку сигналов органов чувств, моторные функции) во много раз быстрее, чем могут себе позволить самые быстродействующие современные компьютеры. Примером такой задачи обработки информации может служить обычное зрение. В функции зрительной системы входит создание представления окружающего мира в таком виде, который обеспечивает возможность взаимодействия с этим миром. Более точно, мозг последовательно выполняет ряд задач распознавания, например, распознавание знакомого лица в незнакомом окружении.

Нейронные сети, как ни странно, обладают очень широким спектром возможностей и применений. Просто нейронные сети – это новый, простой, гибкий и мощный инструмент решения разнообразных задач обработки и анализа данных.

Самым важным свойством нейронных сетей является их способность обучаться на основе данных окружающей среды и в результате обучения повышать свою производительность. Повышение производительности происходит со временем в соответствии с определенными правилами. Обучение нейронной сети происходит посредством интерактивного процесса корректировки синаптических весов и порогов. В идеальном случае нейронная сеть получает знания об окружающей среде на каждой итерации процесса обучения.

К сожалению, не существует универсального алгоритма обучения, подходящего для всех архитектур нейронных сетей. Существует лишь набор средств, представленный множеством алгоритмов обучения, каждый из которых имеет свои достоинства. Они отличаются друг от друга способом настройки синаптических весов нейронов и способом связи обучаемой нейросети с внешним миром. Для достижения цели нашей работы мы рассмотрим такой алгоритм обучения как *конкурентное обучение*.

Как следует из самого названия, в конкурентном обучении выходные нейроны нейронной сети конкурируют между собой за право быть активизированными. В такой сети в каждый момент времени может быть активным только один нейрон. Благодаря этому свойству конкурентное обучение очень удобно использовать для изучения статистических свойств, используемых в задачах классификации или распознавания.

Механизм, позволяющий нейронам конкурировать за право отклика на данное подмножество входных сигналов и определяющий единственный активный выходной нейрон. Нейрон, победивший в этом соревновании, называют нейроном-победителем, а принцип обучения формулируют в виде лозунга *«победитель забирает всё»*.

Сети Кохонена принципиально отличаются от всех других типов сетей, в то время как все остальные сети предназначены для задач с управляемым обучением, сети Кохонена главным образом рассчитаны на *неуправляемое обучение*, то есть обучение без участия учителя.

При управляемом обучении наблюдения, составляющие обучающие данные, вместе с входными переменными содержат также и соответствующие им выходные значения, и сеть должна восстановить отображение, переводящее первые во вторые. В случае же неуправляемого обучения обучающие данные содержат *только значения входных переменных*. Одно из возможных применений таких сетей – разведочный анализ данных. Сеть Кохонена может распознавать *кластеры* в данных.

Для выполнения практической части данной работы необходимо создать программный комплекс в среде программирования *Mathworks Matlab* для моделирования работы многослойной нейронной сети Кохонена, обучающейся по методу *Хейбба*. После создания нейронной сети Кохонена необходимо исследовать работу сети в качестве классификатора импульсных сигналов, используемых в цифровых сетях с кодовым разделением каналов – функций Уолша. Для создания функций Уолша, нам поможет матрица Адамара, которая легко строится в *Matlab*'е. Также в работе нужно продемонстрировать работоспособность сети распознавать сигналы, подверженные влиянием различного рода шумов и помех, а именно: гауссова шума, нелинейными искажениями, частотными искажениями. Измерить вероятность ошибки при изменении интенсивности шума, а также измерить обучаемость сети, если на ее вход подавать искаженные сигналы. Для определения необходимых параметров для создания нейросети, нам нужно сопоставить все входные данные для исследования.

В итоге мы создали самообучающуюся нейронную сеть Кохонена для решения задачи распознавания сигналов, представляющих из себя функции Уолша четвертого порядка, из наших диаграмм обучения видно, что каждый нейрон присвоил себе собственное значение для каждого из четырех сигналов (0 или 1). Процесс обучения представляет из себя разбиение векторов на кластеры. Для проверки созданной нами нейронной сети на устойчивость к шуму и различного рода помехам, мы будем искажать наши исходные сигналы путем добавления гауссова шума и пропуска наших сигналов через разные

фильтры. Нейронная сеть корректно работает даже при отрицательном соотношении сигнал/шум.

Для того чтобы исследовать обучаемость созданной нами нейронной сети, нам нужно использовать вместо исходного входного массива с чистыми сигналами (функциями Уолша) массив с искаженными сигналами, в нашем случае мы вновь воспользуемся гауссовым шумом. В итоге мы получили аналогичную, полноценно рабочую нейронную сеть, которая обучалась сама, посредством кластеризации искаженных сигналов. Наша новая нейронная сеть справляется со своей задачей *без ошибок*.

Заключение. Подводя итоги, можно с точной вероятностью сказать, что возможности и потенциал нейронных сетей огромны или даже безграничны. Одни сравнительные исследования оказались оптимистичными, как например в данной работе, другие – пессимистичными.

В данной выпускной квалификационной работе дается наглядное представление о работе нейронных сетей и их широком спектре применений. В ходе практической части данной работы было показано, что нейронные сети обладают высочайшей точностью работы и довольно просты в создании и освоении. В частности, речь идет именно о самоорганизующейся карте Кохонена, которая не требует для своего обучения стороннего вмешательства и тонких калибровочных настроек, в отличие от других типов нейронных сетей (например, сеть прямого распространения), а также не требует большого количества ресурсов для своей работы, в то время как сама такая нейронная сеть достаточно производительна.