

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 кодирования/декодирования и
распознавания сигналов**

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ

студента 2 курса 2232 группы
направления 03.04.03 Радиофизика
Института физики
Несмелова Ивана Дмитриевича

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

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

Саратов 2022 г.

Введение

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 декодирования радиосигналов с помощью самоорганизующейся карты Кохонена и нейронной сети прямого распространения. Сравним эти два типа нейросетей а также протестируем их работу в присутствии шума и помех. И напоследок проведем исследование возможности обучения этих нейросетей также в присутствии шума. Программирование и другие операции для решения задач данной выпускной квалификационной работы осуществляются в программной среде Mathworks Matlab версии R2018a.

Работа состоит из трёх глав, названия которых:

1. Теория нейронных сетей
2. Обучение нейронных сетей
3. Декодирование сигналов

Каждая глава состоит из своих подглав. Тема нейронных сетей особенно актуальна в современное время, когда человечество упорно изучает искусственный интеллект и наш собственный человеческий мозг.

Основное содержание работы

Уникальность человеческого мозга обусловлена его колоссальными возможностями и способностями. Условно его можно назвать нелинейным и параллельным компьютером, необычайно сложным во всех гранях своего существования.

Отличия нашего мозга от компьютеров можно увидеть по простому сравнению их производительности. Нейроны головного мозга подстраиваются и кластеризируются под выполнение определенных задач, такие как зрение (распознавание образов), двигательные системы, восприятие органов чувств и т.д., но делают они это с невообразимо высокой скоростью, чем даже самые современные компьютеры похвастаться не могут.

Нейронная сеть это своего рода машина, которая симулирует деятельность мозга, но для какой-то конкретной задачи. В современном мире такая сеть моделируется с помощью программ и создается на компьютерах. Обладая этой информацией мы можем дать определение нейросетям как машинам:

Нейронная сеть – программный, дискретный процессор, который в свою очередь состоит своих единиц восприятия и обработки информации - нейронов. Нейроны накапливают и содержат в себе опыт, полученный в процессе обучения, который можно использовать в следующих этапах обработки.

В нейросети нейрон – это главная единица обработки сигналов и информации. На рис. 1 показана схема нейрона. Это основная и главная модель, которая находится в базовой теории нейронных сетей. В этой модели можно выделить три главных тезиса:

1. Набор синапсов или связей, каждый из которых характеризуется своим весом (или по другому силой связи). По базовой формуле, сигнал x_i на входе нейросети (одного из синапсов) i , связанного с нейроном n , умножается на вес w_{ki} .

2. Все входные сигналы поданные на нейросеть складываются как линейная комбинация с помощью сумматора, обрабатывая вес каждого синапса.

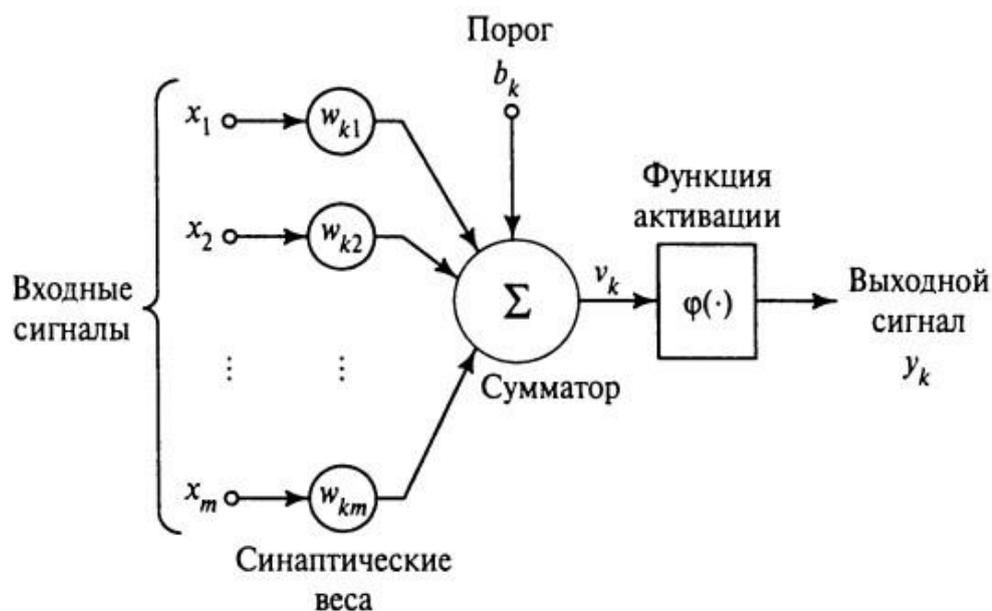


Рисунок 1 - Нелинейная модель нейрона.

С помощью одной из нескольких функций активации находится определенная амплитуда на выходе нейрона (такую функцию еще называют функцией сжатия нейрона). Обычно нейрон принимает значения на своем выходе в интервале $[0,1]$ или $[-1,1]$. Нейронные сети, как ни странно, обладают очень широким спектром возможностей и применений. Можно составить небольшой список отраслей, в которых нейронные сети уже имеют практическое назначение.

- Экономика и бизнес
- Медицина
- Интернет
- Связь
- Авионика
- Автоматизация производства
- Безопасность и охранные системы
- Политологические и социологические технологии
- Ввод и обработка информации

- Геологоразведка

Приведенные выше отрасли нейронных сетей – уже вошло в нашу повседневную жизнь. Всё потому, что нейронные сети – это новейший, очень простой, гибкий и производительный инструмент для решения подобных и не только задач обработки данных.

Обучение нейронных сетей – это главный и пошаговый процесс, в ходе которого можно увеличить их точность и производительность на основе определенных данных или данных из окружающей среды. Время обучение зависит от объема входных данных и от времени обучения, что также влияет на полученную производительную силу. С помощью регулировки синаптических весов и порога нейросети производится пошаговая настройка. В идеале нейросеть должна обучаться и получать опыт с каждым последующим шагом обучения. В связи с этим можно сформулировать небольшое определение:

Обучение – это пошаговый процесс, в котором выбранные параметры нейронной сети регулируются с помощью изменения настроек среды в которой нейросеть функционирует.

Тип обучения выбирается способом подстройки этих параметров.

Можно выделить следующую последовательность пошагового процесса обучения:

1. На вход нейросети поступают внешние сигналы, либо от конкретного источника, либо от среды.
2. После этого изменяются *свободные параметры нейронной сети*.
3. Затем в процессе изменения весов и структуры нейросеть отвечает на сигналы и формирует свой опыт.

В конкурентном обучении каждый нейрон конкурирует с соседом за право быть активизированным, что можно понять из названия конкурентного обучения. Для каждого входного сигнала может быть активным в каждый момент времени только один нейрон.

Нейронные сети Кохонена или карта Кохонена (название из двумерной решетки нейронов) совершенно отличаются от других типов нейросетей. Разные типы

нейросетей по большому счету рассчитаны на управляемое обучение, то есть обучение с учителем (подача выходных значений на выход нейронов), а нейронная сеть Кохонена обучается без участия учителя или рассчитана на неуправляемое обучение. Самое простое применение такой нейросети – это анализ данных. Сеть Кохонена учится понимать близость классов друг к другу и создает кластеры из этих классов.

Архитектура искусственных нейросетей напрямую связана с теми или иными алгоритмами обучения. Существуют однослойные и многослойные нейронные сети. В простом случае, когда сигналы на входе нейросети передаются на выходной слой нейронов, но никак не наоборот - такая сеть называется сетью *прямого распространения* (feed-forward network в MATLAB).

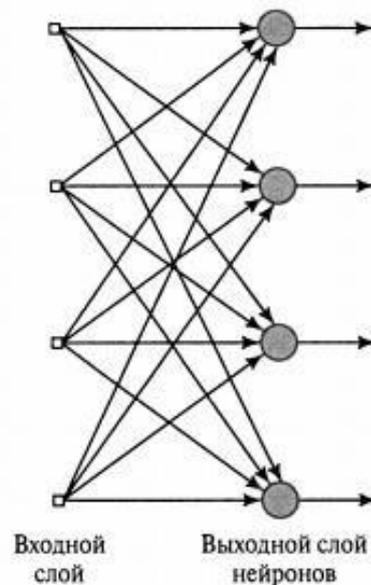


Рисунок 2 - Сеть прямого распространения с одним слоем нейронов.

Существует и еще один класс нейронных сетей прямого распространения, который имеет один или нескольких *скрытых слоев* (hidden layer в MATLAB), нейроны в которых называются скрытыми. Они осуществляют функцию дополнительной обработки и передачи сигнала между входом и выходом нейросети.

Для выполнения практической части данной работы необходимо создать программный комплекс в среде программирования *Mathworks Matlab* для

моделирования работы многослойной нейронной сети Кохонена, обучающейся без учителя посредством кластеризации и нейронную сеть прямого распространения. После создания нейронных сетей необходимо провести сравнительное исследование моделируемых нейросетей в качестве декодера импульсных сигналов, используемых в цифровых сетях с кодовым разделением каналом – функций Уолша.

Функции Уолша - это семейство сигналов, составляющих ортогональную систему, которые могут принимать значения только +1 и -1 на всей области их задания. Чаще всего функции Уолша представляют как дискретные последовательности из 2^n кол-вом элементов. Категория из 2^n функций Уолша создает *матрицу Адамара* (на этом необходимо заострить внимание). Они получили такое распространение в радиосвязи, где с их помощью производится кодовое разделение сигналов. С помощью нейронных сетей, можно разработать быстрый, точный и оптимальный метод решение данной задачи. Для проектирования, просчета, построения графиков и т.п. будет использоваться программный комплекс Matlab.

Также в работе нужно продемонстрировать работоспособность сетей распознавать сигналы, подверженные влиянием различного рода шумов и помех. Измерить вероятность ошибки при изменении интенсивности шума, в нашем случае – соотношение сигнал/шум, а также изучить возможность обучения сетей, если на их вход подавать искаженные сигналы.

Для построения и обучения ИНС обучающихся с учителем, нам необходимо создать массив входных и выходных значений. Для этого нужно построить две матрицы, одну матрицу входных значений и вторую обучающую матрицу. В качестве сигналов будем использовать функции Уолша 4-го порядка. Для создания этих функций в Matlab существует функция под названием *Hadamart*, её мы и будем использовать.

Теперь перейдем к созданию самой нейросети.

Она будет состоять из двух слоев, функции активации которых будет сигмоида:

$$sig = 2 ./ (1 + exp(-2*n)) - 1;$$

В качестве входных значений у нас будет массив J с функциями Уолша, в качестве обучающего массив H.

Первый скрытый слой состоит из 20 нейронов, второй слой выходной состоит из 4 нейронов (один на каждую функцию Уолша).

Командой `view(net)` выводим диаграмму нейросети:

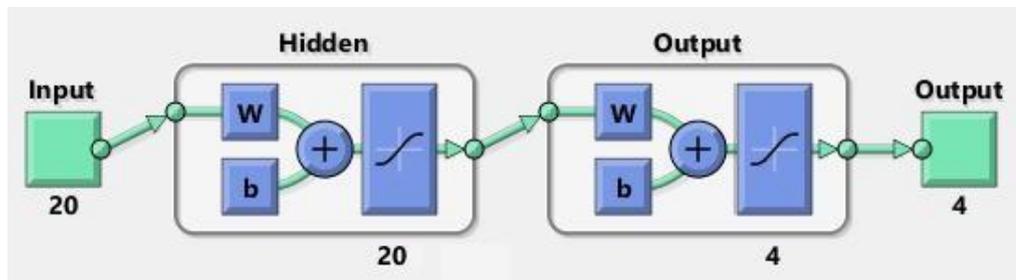


Рисунок 3 - Диаграмма нейросети ПР.

Для проектирования сети Кохонена нам понадобится только массив входных значений J. Создадим нейросеть SOM, показанную на схеме:

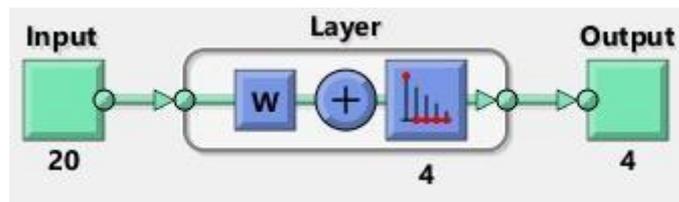


Рисунок 4 - Блок-схема нейросети Кохонена.

Теперь можно испытать созданные нами нейросети на работоспособность. Проведем их тестирование в присутствии шумов и сравним результаты:

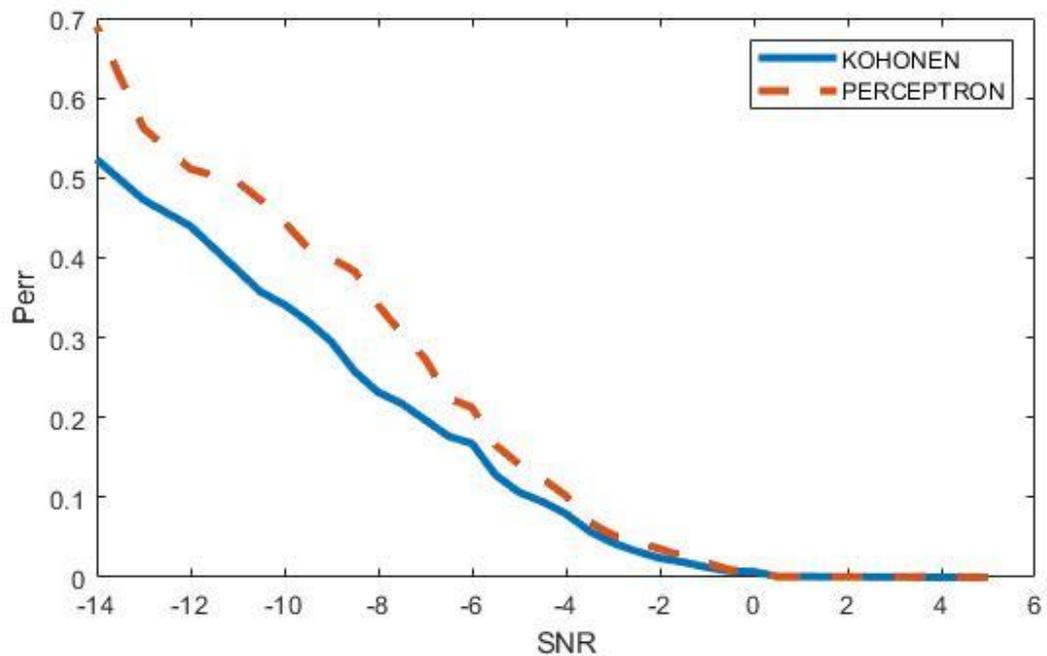


Рисунок 5 – График зависимостей вероятностей ошибок от интенсивности шума сети Кохонена и ИНСПР.

Как можно увидеть из графика, сеть Кохонена более устойчива к воздействию шумов низких значений и высоких значений в диапазоне SNR

[-14;5], Можно сделать вывод что сеть Кохонена выигрывает за счет простой кластеризации.

Проведем тестирование нейросетей на обучаемость в присутствии шума:

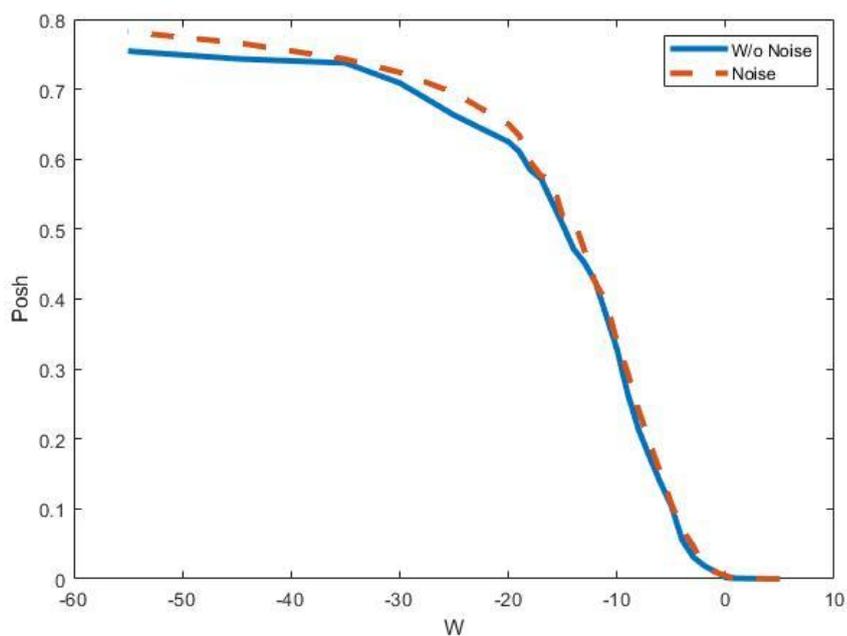


Рисунок 33 – График зависимости вероятности ошибки от интенсивности шума.

Из графиков можно сделать вывод, что та сеть, которая обучалась под воздействием шума, хуже переносит усиление интенсивности шума при моделировании, однако нельзя не заметить, что нейросеть при этом работает и выполняет свою задачу, что нельзя сказать о ИНСПР.

Заключение

Таким образом, нейронные сети – одни из самых перспективных изучаемых научных знаний современности, которые обладают огромнейшим потенциалом и безграничными возможностями. Будучи малоизученными, они вносят довольно острую дискуссионность в мир современных научных изысканий, порождая как оптимистичные прогнозы и исследования, так и наоборот. В данной выпускной квалификационной работе дается наглядное представление о работе нейронных сетей и широком спектре их применения. В ходе практической части данной работы было показано сравнение двух разных типов нейросетей, которые обладают высокой точностью и просты в настройке. В частности, речь идет именно о самоорганизующейся карте Кохонена, которая не требует для своего обучения стороннего вмешательства и тонких калибровочных настроек и сети прямого распространения, которая уже требует обучение с участием учителя. В целом данные типы нейронных сетей не требуют больших ресурсных затрат на работу и просты в настройке.

В задачах распознавания (декодирования) радиосигналов было показано, что нейронная сеть Кохонена способна различать (разбивать на одинаковые кластеры) даже такие сигналы, которые были подвержены очень сильным влиянием шума или были сильно искажены другими помехами. Также и сеть прямого распространения способна работать в среде шума, однако сеть Кохонена оказалась точнее в работе, а также способна обучаться в присутствии шума, на что сеть прямого распространения не способна.

