

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

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

Кафедра радиофизики и нелинейной динамики

**Использование нейронных сетей в задачах слепого  
разделения источников сигналов**

**АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ**

студента 2 курса 2232 группы  
направления 03.04.03 Радиофизика  
Института физики  
Галиуллина Романа Равильевича

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 2022 г.

## **Введение.**

Что такое искусственные нейронные сети? Как они могут использоваться в радиофизике? Как они работают и насколько производительными, и удобными в работе они могут быть? Этими и множеством других подобных вопросов до сих пор задаются главные умы различных областей науки. И это абсолютно оправданно, поскольку найти верные ответы крайне непросто.

Мозг человека можно представить, как самый совершенный компьютер на земле. Его возможности заключаются в том, что он может различать информацию, будь то это тихий шёпот в шумном помещении, объект в темной комнате, а также понимать скрытый смысл слов. А самая главная уникальность человеческого мозга в том, что он способен обучаться самостоятельно, способностью самостоятельно создавать и воспроизводить представления без каких-либо указаний, что является первопричиной вышеуказанных способностей.

Корни технологий нейронных сетей уходят в математику, нейрофизиологию, физику, статистику, технику и компьютерные науки. Применение нейронных сетей происходит во многих сферах, и одни из основных примеров использования это: анализ временных рядов, моделирование, обработка сигналов и управление, распознавание образов.

В данной выпускной квалификационной работе мы подробнее рассмотрим нейронные сети: из чего они состоят, как работают и какими возможностями обладают. Помимо этого, подробнее рассмотрим задачу слепого разделения сигналов. Для практического задания мы рассмотрим задачу слепого разделения сигналов при помощи нейронной сети прямого распространения, обучающейся по методу минимизации функции взаимной информации. Рассмотрим возможность использования нейронной сети для распознавания, влияние скорости обучения и количества возможных сигналов для разделения.

## **Искусственные нейронные сети.**

Искусственные нейронные сети (ИНС)- математические модели, а также их реализации, построенные по образцу работы и функционирования биологических нейронных сетей (БНС) – принцип нервных клеток живого организма. Данное понятие появилось, при изучении и моделировании процессов, протекающих в головном мозге. Первой попыткой были сети Маккалока и Питтса. В дальнейшем, когда научились разрабатывать алгоритмы обучения, модели ИНС стали использовать на практике, а именно: в задачах прогнозирования, распознавания образов, задачах управления и др.

ИНС представляют собой связанную систему взаимодействий простых процессов (искусственных нейронов(ИН)). Данные процессы являются довольно простыми, в сравнении с процессорами, используемыми в персональных компьютерах. Каждый элемент НС т.е. ИН может только получать сигнал на вход, и передавать сигнал другим ИН. Но, если они будут соединены в довольно большую сеть с управляемым взаимодействием, то данная сеть способна выполнять сложные задачи.

Если рассматривать НС, со стороны машинного обучения, то она является частным случаем методов распознавания образов, дискриминантного анализа, кластеризации и т.к. Рассматривая с математической точки зрения, обучение НС –это многопараметрическая задача нелинейной оптимизации.

## Структура искусственного нейрона.

ИН – это структурная единица ИНС, которая представляет собой подобие биологического нейрона. С математической стороны ИН представляет собой сумматор входящих сигналов и применяющий к ней, нелинейную функцию, которая непрерывна на всей области определения. Результат работы посылается на выход ИН.

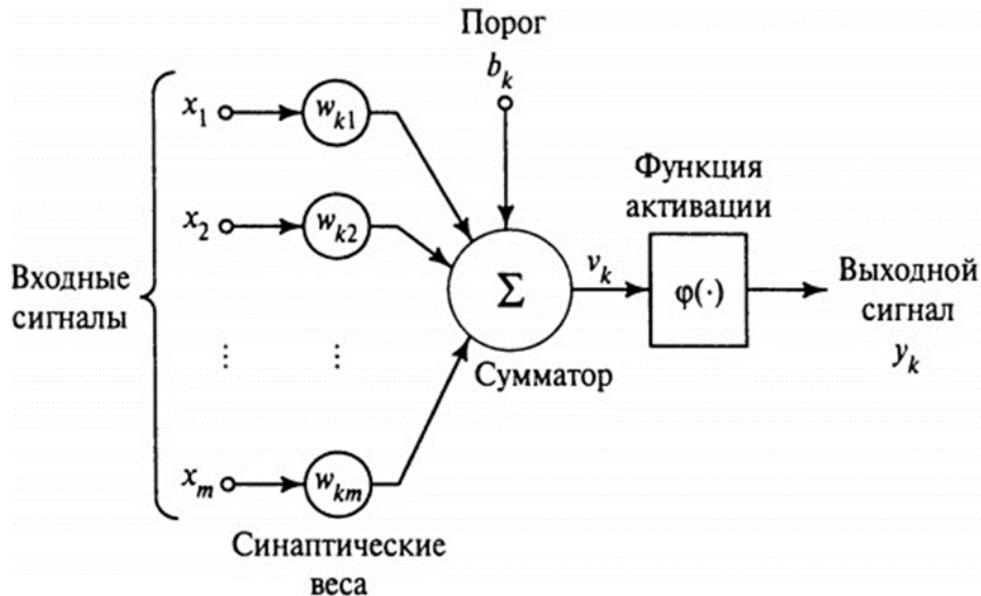


Рисунок 1: модель искусственного нейрона

## Классификация НС.

Теперь пришло время поговорить об их разновидностях и типах, то есть о классификации. Но тут потребуется небольшое уточнение. Каждая нейронная сеть включает в себя первый слой нейронов, называемый входным. Этот слой не выполняет каких-либо преобразований и вычислений, его задача в другом: принимать и распределять входные сигналы по остальным нейронам. И этот слой единственный, являющийся общим для всех типов нейронных сетей, а критерием для деления является уже дальнейшая структура:

1. Однослойная структура нейронной сети. Представляет собой структуру взаимодействия нейронов, в которой сигналы со входного слоя сразу направляются на выходной слой, который, собственно говоря, не только преобразует сигнал, но и сразу же выдаёт ответ. Как уже было сказано, 1-й

входной слой только принимает и распределяет сигналы, а нужные вычисления происходят уже во втором слое. Входные нейроны являются объединёнными с основным слоем с помощью синапсов с разными весами, обеспечивающими качество связей.

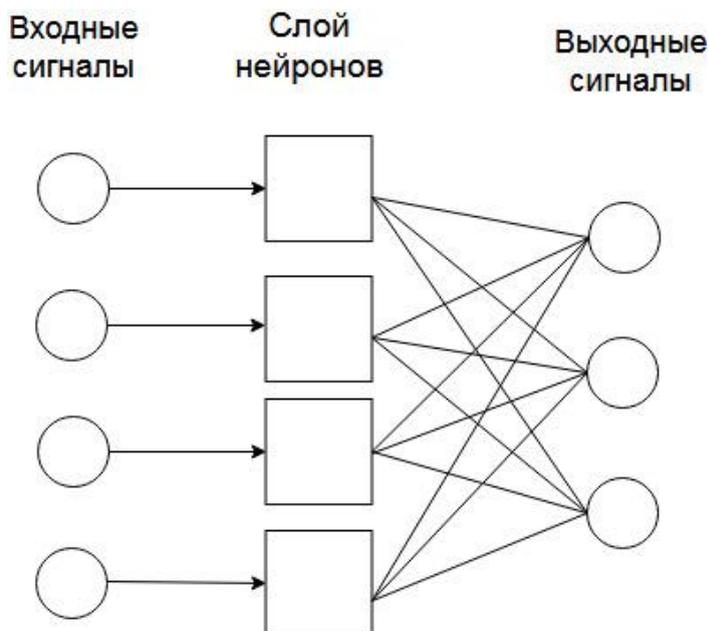


Рисунок 2: модель однослойной нейронной сети

2. Многослойная нейронная сеть. Здесь, помимо выходного и входного слоёв, имеются ещё несколько скрытых промежуточных слоёв. Число этих слоёв зависит от степени сложности нейронной сети. Она в большей степени напоминает структуру биологической нейронной сети. Такие виды были разработаны совсем недавно, до этого все процессы были реализованы с помощью однослойных нейронных сетей. Соответствующие решения обладают большими возможностями, если сравнивать с однослойными, ведь в процессе обработки данных каждый промежуточный слой — это промежуточный этап, на котором осуществляется обработка и распределение информации.

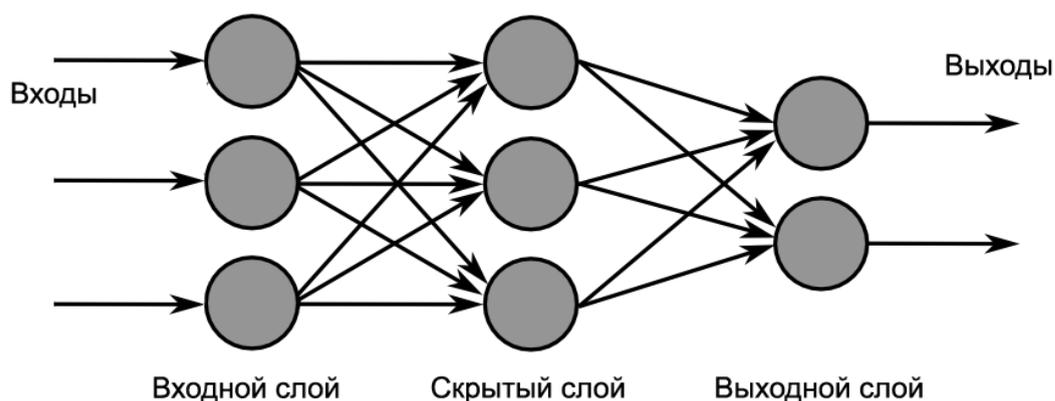


Рисунок 3: модель многослойной нейронной сети

### Задача слепого разделения источников.

Слепое разделение сигналов- это одна из задач, рассматриваемых в цифровой обработке сигналов, при помощи оценивания прямой и обратной матрицы смещения, наблюдаемой системы по анализу независимых реализаций вектора наблюдения. При решении данной задачи зачастую используется анализ независимых компонент (АНК). Для решения данной задачи необходимо восстановить исходные сигналы и структуру смещения, так как задача слепого разделения источников является недоопределенной.

Слепое разделение сигнала (BSS) или по-другому слепое разделение источников стало интенсивно развиваться в последние 10-12 лет, из-за возможности решить некоторые проблемы, над которыми кропотливо ведут работу, уже не первый десяток лет, исследователи в области ЦОС. В системе распознавания речи, в системе телекоммуникаций, в системе обработки данных, медицине нашли применение методы слепого разделения сигналов. Суть BSS в том, чтобы вернуть исходные сигналы, по методу наблюдения, из

наблюдаемых данных, которые являются смесью исходных, независимых источников. Методы BSS можно разделить на две подгруппы: методы, работающие с данными во временной области, и методы, работающие в частотной области.

## **Анализ независимых компонент.**

Анализ независимых компонент (АНК) — это метод используемый в обработке сигналов для разделения многомерного сигнала на аддитивные подкомпоненты. Данный метод можно применять в ЦОС если, предположить, что компоненты статистически не зависят друг от друга и не являются гауссовыми сигналами. Одним из основных примеров АНК, является феномен вечеринки с коктейлем, данный феномен состоит в том, что человек способен сфокусироваться на одном раздражителе, игнорируя все другие. Мозг способен к фильтрации звука и сосредоточении на конкретном источнике в реальном времени. Вопрос состоит в том, можно ли разделить два источника, из общего сигнала. Если допущение статистической независимости верно, то BSS даст хорошие результаты. В некоторых случаях АНК применяется для сигналов, не являющийся смешанными.

Нужно учитывать, что при  $N$  источников, нужно провести минимум  $N$  наблюдений, для обнаружения исходных сигналов, в этом случае используется квадратная матрица  $J=D$  ( $D$  входная размерность данных, а  $J$  размерность модели). В случае ( $J>D$ ) мы получаем недоопределённость, а в случае ( $J<D$ ) переопределённость.

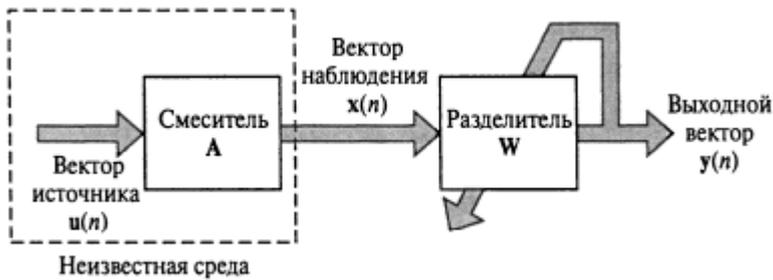
АНК важен в первую очередь для BSS. Данный метод связан с поиском факториального кодирования, то есть нового векторного представления каждого вектора данных таким образом, чтобы он был однозначно закодирован результирующим кодовым вектором), при этом компоненты должны быть статистически независимы.

В данной работе будет рассматриваться принцип алгоритма infomax.

Infomax- это один из принципов оптимизации информации для нейронных сетей. Он предписывает, что функция, которая отображает набор входных значений  $I$  в набор выходных значений  $O$ , должна быть выбрана так, чтобы максимизировать средне-взаимную информацию Шеннона между  $I$  и  $O$ , с учетом набора определенных ограничений и шума.

## Описание процедуры выбора структуры сети и метода ее обучения.

За основу работы ИНС был взят принцип анализа независимых компонент, требующий статистической независимости компонентов выходного



вектора.

Рисунок 4: блок-схема работы ИНС.

У нас есть некоторые сигналы, которые мы подаем на вход смесителя, смеситель представляет собой квадратную матрицу  $A$ , размерность которой задается количеством входных сигналов  $A [M, M]$ . Т.е, мы перемножаем векторы сигналов на матрицу смешивания  $U \cdot A$  – это будет вектор наблюдения, который мы подаем на вход нейронной сети. Суть работы ИНС сводится к тому, чтобы создать такую матрицу  $W$ , при умножении на данную матрицу, мы бы получили сигнал  $U$  с некоторым масштабированием и перемешиванием на



выходе.

Рисунок 5: матрица смешивания и обратная матрица

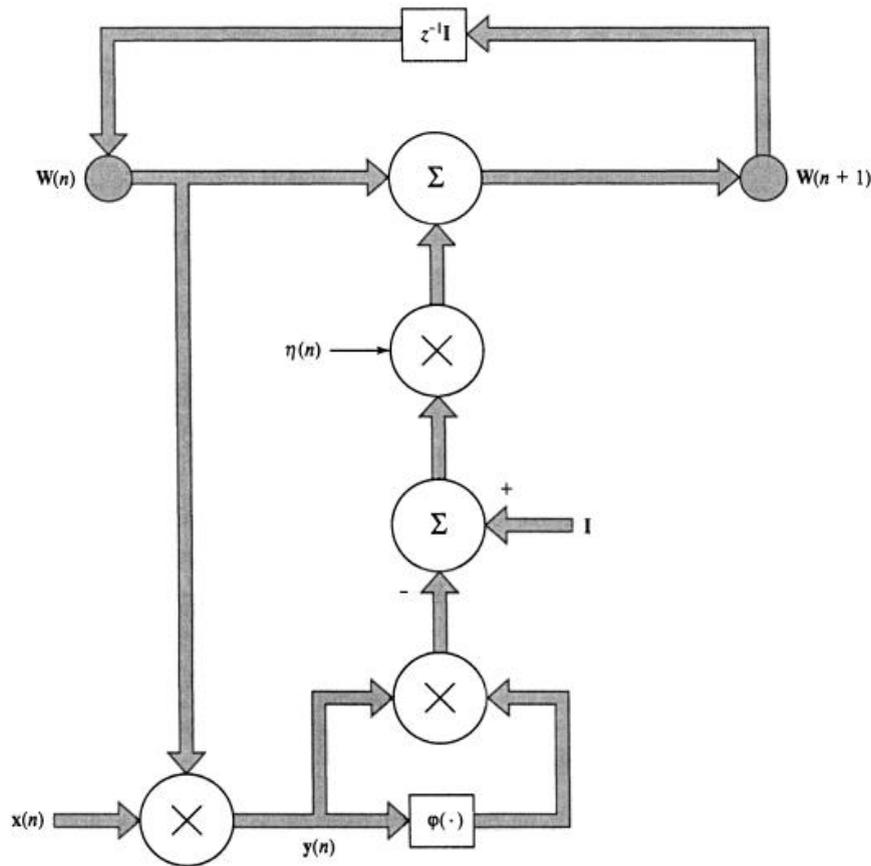


Рисунок 6: алгоритм обучения ИНС

Суть алгоритма обучения ИНС сводится к тому, чтобы на выходе ИНС взаимная информация стремилась к нулю.

$$\varphi(y_i) = \frac{1}{2}y_i^5 + \frac{2}{3}y_i^7 + \frac{15}{2}y_i^9 + \frac{2}{15}y_i^{11} - \frac{112}{3}y_i^{13} + 128y_i^{15} - \frac{512}{3}y_i^{17}.$$

Функция активации представлена в виде:

Минимизации взаимной информации можно при помощи градиентного спуска при котором происходит корректировка весов. Правило коррекции весов имеет следующий вид :

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) + \eta(n)[\mathbf{I} - \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{y}(n))\mathbf{y}^T(n)]\mathbf{W}^{-T}(n).$$

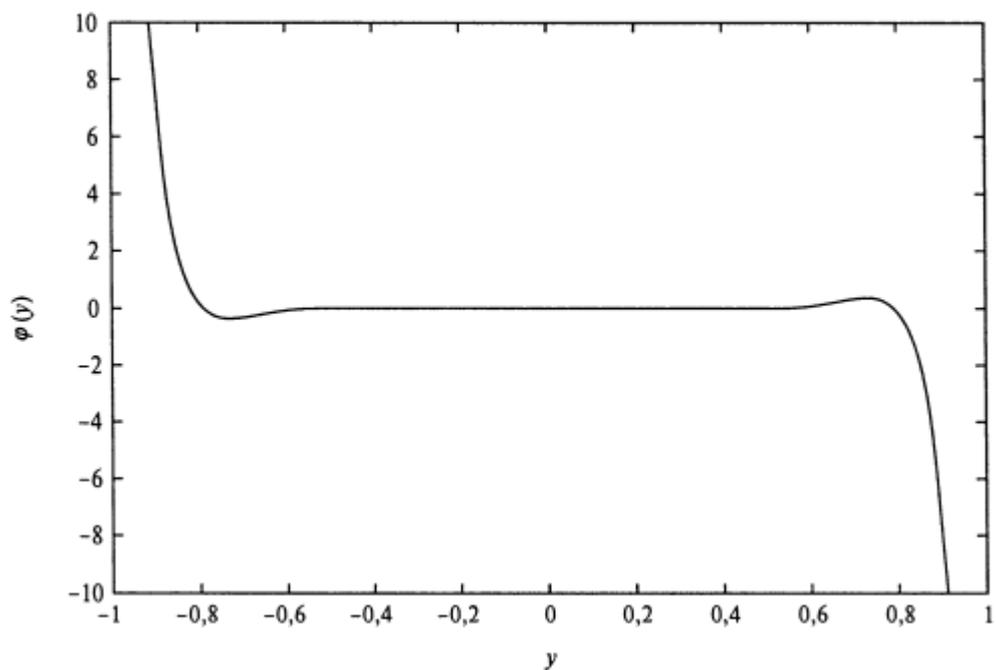


Рисунок 7: функция активации

Данный алгоритм был представлен в книге 'Саймон Хайкин. Нейронные сети. Полный курс.' Целью этого алгоритма является минимизация дивергенции Кульбека-Лейблера между функцией плотности вероятности и факториальным распределением. Минимизации можно достичь, при помощи метода градиентного спуска.

## Описание результатов исследования использования ИНС для разделения радиосигналов, в том числе и в условиях шума.

Для исследования работоспособности ИНС к разделению сигналов, возьмем тестовые сигналы, про которые известно, что данная ИНС их разделяет

$$A = \begin{bmatrix} 0.5600 & 0.7900 & -0.3700 \\ -0.7500 & 0.6500 & 0.8600 \\ 0.1700 & 0.3200 & -0.4800 \end{bmatrix}$$

и зададим матрицу смешивания A:

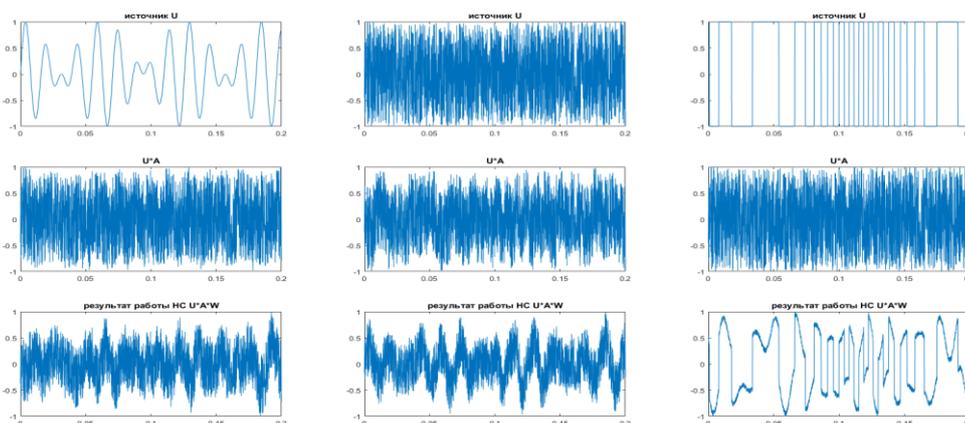
После задания матрицы, зададим оставшиеся параметры ИНС:

- 1) зададим веса нейрона генератором равномерно распределенных чисел в диапазоне от 0 до 0.005;
- 2) Скорость обучения будет фиксирована и равна  $rate=0.1$ ;
- 3) Дискретизация времени равна  $t=0.0001$ ;
- 4) Количество элементов  $N=65000$ ;
- 5) Функция активация линейная;
- 6) Сигналы были нормированы на единицу.

Для тестового испытания ИНС возьмем три сигнала, представляющие собой:

- 1)  $u_1=0.1*\sin(400*n).*\cos(50*n)$  - сигнал с амплитудной модуляцией;
- 2)  $u_2=0.1*\text{sign}(\sin(500*n+9*\cos(40*n)))$  – сигнал с частотной модуляцией;
- 3)  $u_3=-1+2*\text{rand}(1, N)$  – равномерно распределенный шум в интервале  $[-1;1]$

Возьмем сигналы  $u_1$ ,  $u_2$  и  $u_3$ , получим матрицу сигналов и умножим ее на матрицу смешивания, тогда мы получим данные на вход ИНС. (вторая строка на рисунке)



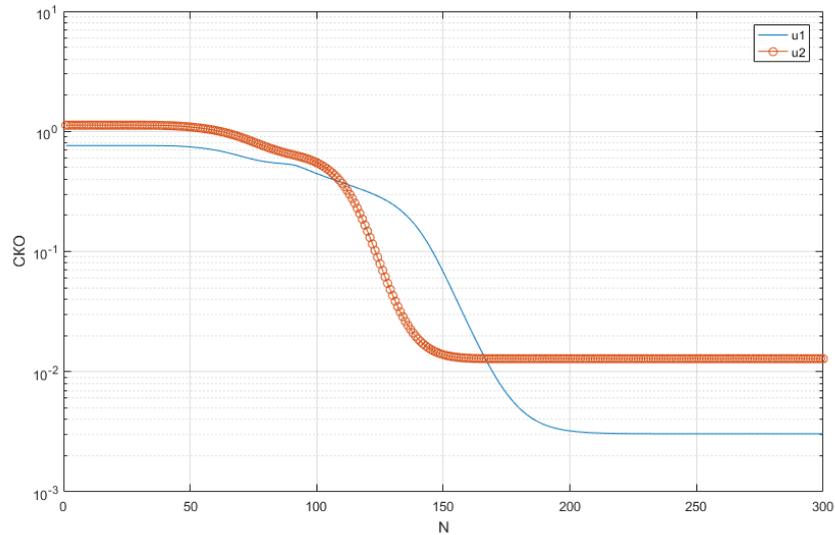


Рисунок 8. СКО от количества итераций обучения

Данный график представляет собой уменьшение СКО от количества итераций. Данный метод хорошо показывает способность обучения ИНС, но его использование невозможно, без знания начальных сигналов.

Рассмотрим случай разделения большего количества сигналов, т.к. подразумевается, что ИНС способна разделить  $U$  сигналов.

Для этого добавим источник

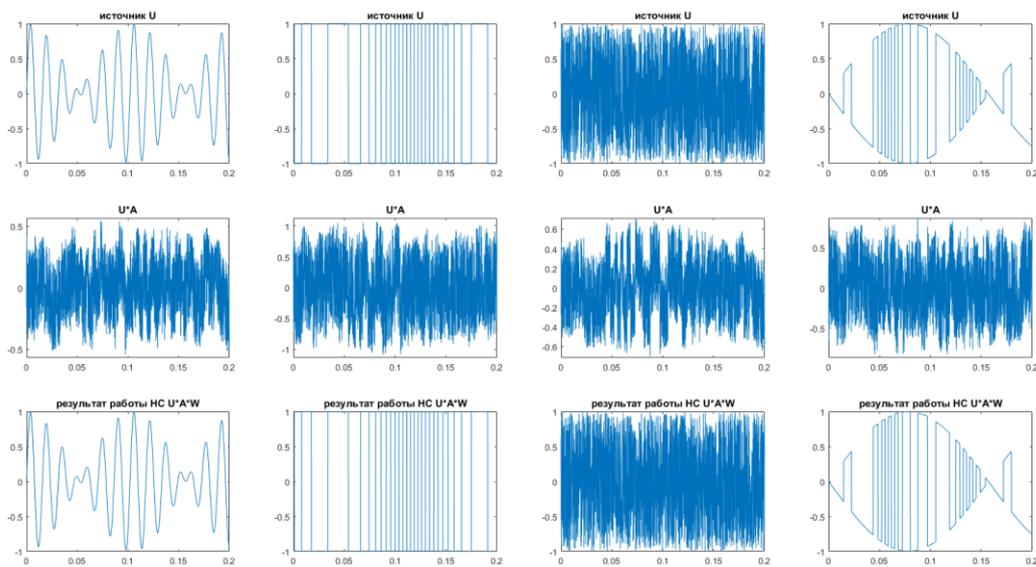
$$u_4 = 0.3 * \text{square}(\cos(300 * n + 9 * \cos(80 * n))) * \sin(20 * n); \text{ -АЧМ}$$

Для инициализации алгоритма, зададим веса нейрона генератором равномерно распределенных чисел в диапазоне от 0 до 0.005

Скорость обучения будет фиксирована и равна  $\text{rate} = 0.1$

Дискретизация времени была 0.0001.

Далее приведу примеры обучения НС при 300 итераций обучения

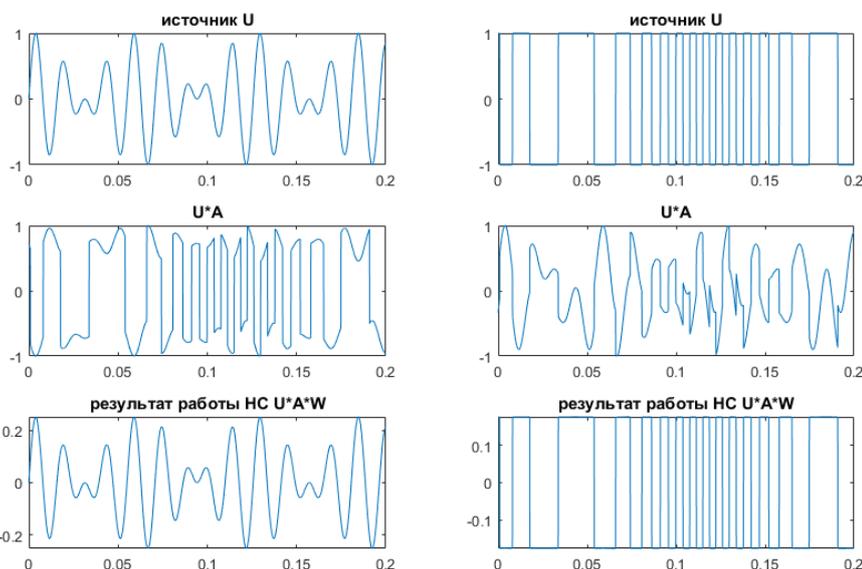


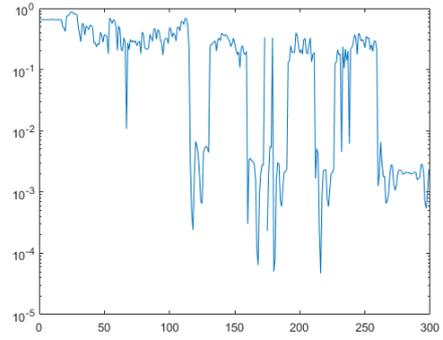
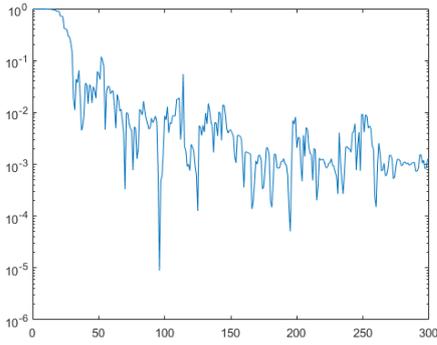
При 300 итераций НС смогла разделить 4 сигнала, но они были перемешены между собой, поэтому нужно поменять строки матрицы  $W$  в нужном порядке, к тому же можно нормировать данные сигналы и изменить знак. Это представлено на следующем рисунке:

После того, как мы убедились, что ИНС способна разделять сигналы, приступим к работе с двумя сигналами и определим влияние скорости обучения, на качество этого обучения.

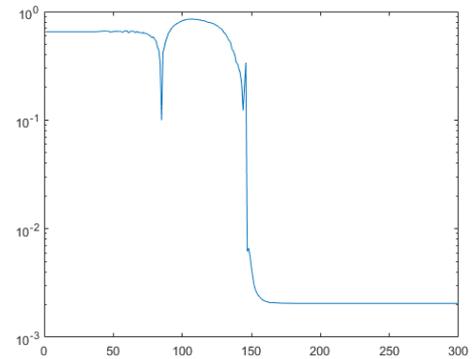
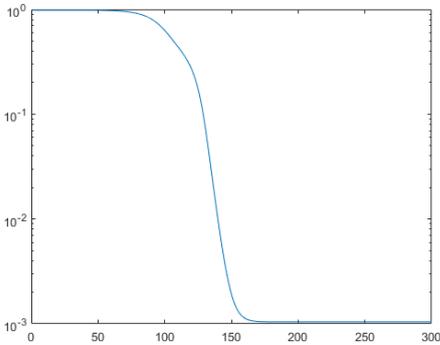
Для теста возьмем значения  $rate$  равные 0.01, 0.05, 0.1 0.5 и будем использовать два сигнала  $u_1$  и  $u_2$

Теперь посмотри влияние  $rate$  на качество разделения:

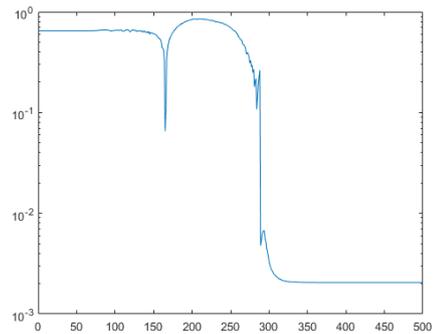
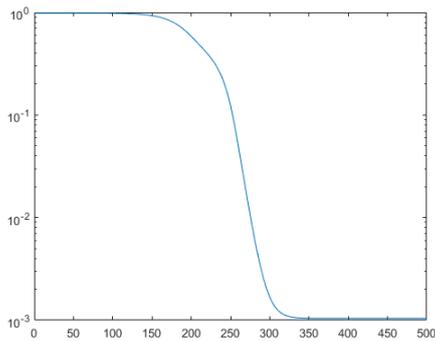




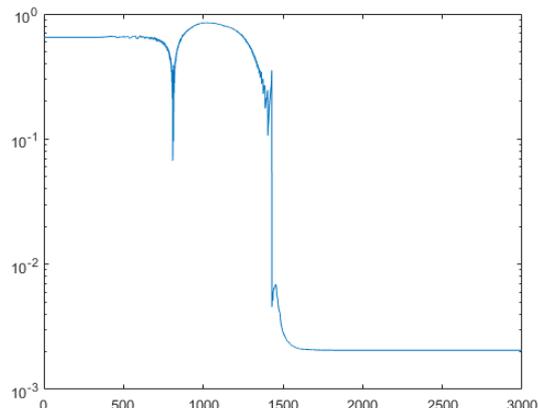
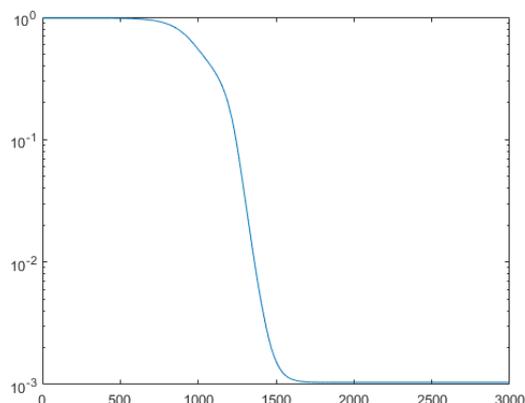
При  $\text{rate}=0.5$ : есть ямы, из-за примерности алгоритма, это происходит из-за большой скорости обучения, и если остановить на 150 итерации, можно получить не точный результат



При  $\text{rate}=0.1$ : обучение становится более плавным, и данную скорость уже можно использовать при обучении.



При  $\text{rate}=0.05$ : в сравнении с 0.1 уже не видно разницы, порядок тот же самый, но уже увеличилось кол-во итераций, что тоже не очень хорошо.



При  $\text{rate}=0.01$  мы видим те же значения, что и при 0.1 и 0.05, за исключением того, что увеличивается количество итераций, для получения результатов.

В итоге, можно сделать вывод, что при большой скорости обучения, теряется точность, а при маленькой скорости, значительно увеличивается время работы, поэтому стоит выбрать скорость обучения 0.1 т.к. она является оптимальной. Так же мы увидели, что при помощи взаимной информации, можно оценивать разделение сигналов.

## **Заключение.**

Таким образом, нейронные сети представляют перед нами большие перспективы для изучения в 21 веке, в исследовании НС есть большой потенциал и безграничные возможности. Т.К. они малоизучены, по поводу них разворачивается много дискуссий в мире современной науки и техники они порождают как оптимистичные прогнозы и исследования, так и наоборот.

Развитие и совершенствование знаний в области нейронных сетей порождают большое количество идей, разработок и критики. При этом важным моментом в изучении нейронных сетей следует назвать необходимость разработки способов раскрытия и понимания всех их граней для наиболее эффективного применения, а также максимально использовать их дополнительные особенности и функции. В первую очередь, такой подход должен обеспечить дальнейшее развитие и разработку интеллектуальных систем.

Тем не менее, речь идет именно о современности. Как дела в данной области будут обстоять в будущем, мы можем только предположить. А значит, нейронные сети способны стать самыми востребованными инновациями будущего, преувеличивая свой потенциал и производительность, захватывая новые сферы применения по мере возникновения новых задач и развития технической основы для их разработки.

В данной работе, мы познакомились с возможностью моделирования нейронных сетей, для нужд слепого разделения источников. Смогли качественно разделить их. Узнали о влиянии скорости обучения на качество, этого обучения. Поняли, что можно использовать большое количество сигналов, при одновременном разделении. Так же при помощи слепого разделения источников, можно разделять вокальные партии, при наличии нескольких записывающих устройств.

## Список использованной литературы

Книги и учебные пособия:

1. Саймон Хайкин. Нейронные сети. Полный курс. С 650 п 10.11
2. Takuya Isomura, Taro Toyozumi. A local learning rule for independent component analysis
3. Aapo Hyvärinen Independent component analysis.
4. A. Hyvärinen, E. Oja Independent Component Analysis: Algorithms and Applications
5. I. Goodfellow. Deep Learning (Adaptive Computation and Machine Learning series) / Y. Bengio, A. Courville - The MIT Press, 2016. 800 с.
6. M. T Hagan. Neural Network Design (2nd Edition) / H. B Demuth, M. H Beale и O. De Jesús - Martin Hagan; 2 edition, 2014. 800 с.
7. S. Samarasinghe. Neural Networks for Applied Sciences and Engineering: From Fundamentals to Complex Pattern Recognition 1st Edition / Auerbach Publications; 1 edition, 2006. 570 с.
8. Галушкин А.И. Нейрокомпьютеры : Учеб. пособие для вузов / А. И. Галушкин. — М. : Радиотехника, 2000. 524 с.
9. Галушкин А.И. Нейронные сети: история развития теории : Учеб. пособие для вузов / Галушкин А. И., Цыпкин Я. З.. — М. : Радиотехника, 2001. 839 с.
10. Горбань, А.Н. Нейроинформатика / А.Н.Горбань, В.Л.Дунин-Барковский, А.Н.Кирдин и др. Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. 296с.