

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 для кодового разделения сигналов в
задачах цифровой радиосвязи**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студента 4 курса 421 группы
направления 03.03.03 Радиофизика
физического факультета
Фомина Алексея Витальевича

Научный руководитель

профессор, д.ф.-м.н., доцент

А.В. Шабунин

Зав. кафедрой

д.ф.-м.н., профессор

В.С. Анищенко

Саратов 2019

В настоящее время в задачах цифровой обработки сигналов всё чаще применяются методы, основанные на использовании искусственных нейронных сетей. Это обусловлено особенностями нейронных сетей, которые позволяют успешно применять их для распознавания и классификации сигналов.

Нейронные сети уже используются для задач распознавания и обработки радиосигналов и т.д. Особый интерес представляют задачи распознавания сигналов на фоне помех различного вида, так как успешное их разрешение может повысить помехоустойчивость приёмного оборудования, используемого в радиосвязи. Поэтому использование нейронных сетей прямого распространения представляется целесообразным для исследования в условиях данной задачи.

Целью выпускной квалификационной работы является исследование работы нейронной сети в качестве классификатора импульсных сигналов, используемых в цифровых сетях с кодовым разделением каналов (CDMA). Для достижения поставленной цели были определены следующие задачи:

1. Провести исследование зависимости вероятности ошибки распознавания в зависимости от интенсивности аддитивного белого и гауссова шума; полосового шума; помехи в виде детерминированного хаотического сигнала.

2. Оценить возможность обучения сети в присутствии шумового сигнала и провести исследование зависимости вероятности ошибки распознавания в зависимости от интенсивности шумового воздействия различных видов.

В данной работе рассматривается использование многослойной искусственной нейронной сети прямого распространения сигнала в качестве классификатора импульсных сигналов, используемых в цифровых сетях с кодовым разделением каналов. Импульсные сигналы представлены набором из первых четырёх функций Уолша.

Для классификации сигналов используется сеть, конфигурация которой изображена на рисунке 1, и представляет собой двухслойную нейронную сеть с 5 нейронами в первом слое и 4 во втором. Было исследовано несколько конфигураций нейронных сетей. В итоге было определено, что конфигурация сети, представленной на рисунке 1, является оптимальной. Данный вывод обосновывается тем фактом, что при большом количестве нейронов в скрытом слое, вычислительная мощность сети становится избыточной и может происходить явление переобучения.

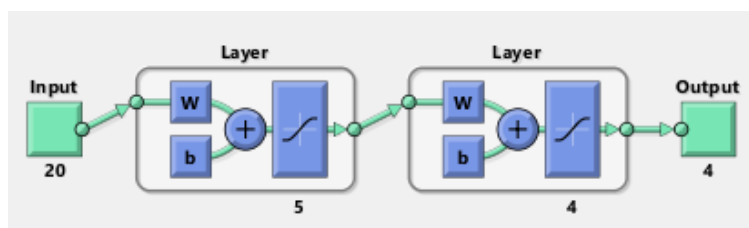


Рисунок 1 – Конфигурация исследуемой модели

Для обучения данной сети был использован алгоритм градиентного спуска с учётом моментов. Данный метод обучения имеет хорошую повторяемость и даёт достаточно высокую точность. Так, из рисунка 2 видно, что ошибка обучения имеет значение равное $2.5824 \cdot 10^{-5}$. Чтобы предотвратить эффект переобучения, процесс обучения был выполнен с использованием метода контрольных множеств.

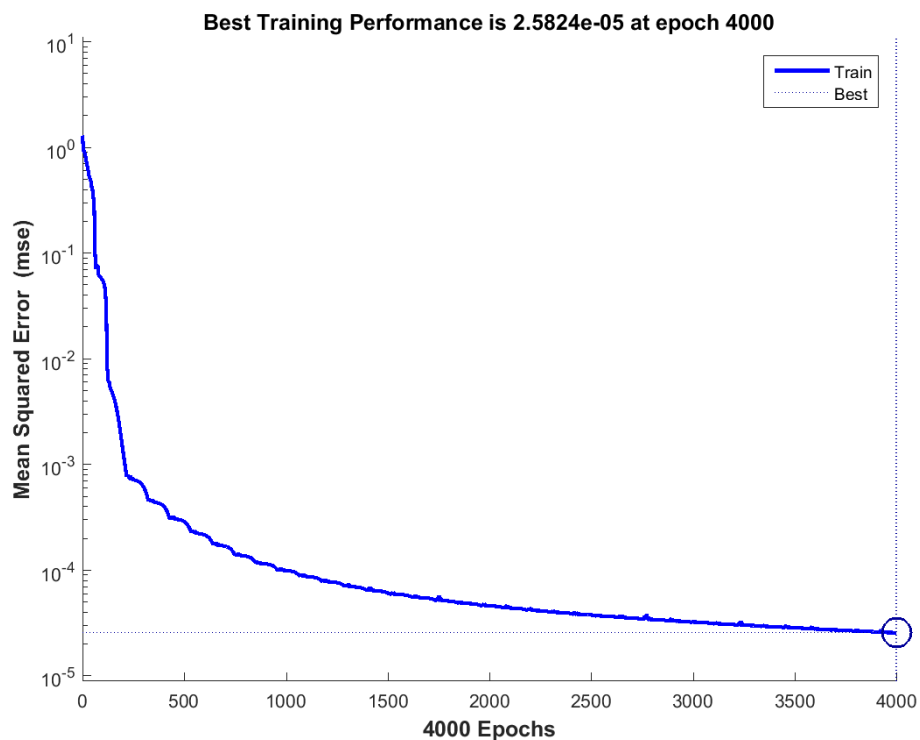


Рисунок 2 – График обучения нейронной сети

Для проведения исследования нейронной сети прямого распространения как детектора импульсных сигналов были выполнены следующие действия. На вход нейронной сети был подан сигнал в виде набора функций Уолша в произвольном порядке с помехами разного типа, а затем были построены зависимости вероятности ошибки распознавания от интенсивности шумового воздействия. Данное исследование было проведено для сети, обученной на выборке без шумового воздействия, а также для сети, обучавшейся на зашумлённой выборке.

В данном случае, на этапе обучения на вход нейронной сети поступает обучающая выборка без шумового воздействия. Затем на вход нейронной сети при моделировании подаётся выборка без шума. Интенсивность шума постепенно увеличивается на некоторый шаг каждую итерацию. На основании результатов моделирования сети строится зависимость вероятности ошибки распознавания от интенсивности шума, воздействующего на сигнал.

Для проведения исследования были выбраны следующие виды шумового воздействия: аддитивный белый гауссов шум, детерминированный хаотический

сигнал и полосовой шум. В результате, были получены зависимости, изображённые на рисунке 3.

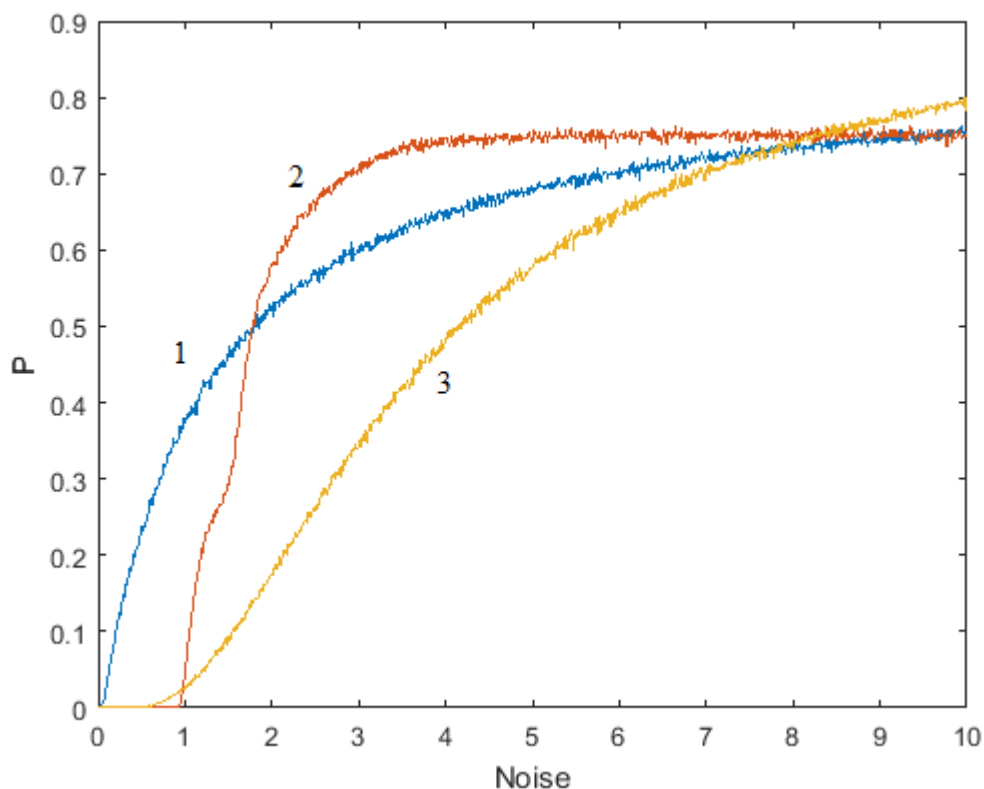


Рисунок 3 – Зависимость вероятности ошибки распознавания от интенсивности шума. График под номером 1 соответствует помехе в виде белого гауссова шума, 2 – помехе в виде детерминированного хаотического сигнала, 3 – полосовому шуму

Исходя представленной на рисунке 3 зависимости, можно сделать вывод, что помеха в виде аддитивного белого гауссова шума является наиболее сложной для нейронной сети, так как вероятность ошибки распознавания начинает увеличиваться при малых значениях интенсивности воздействия. Тогда как в случае с детерминированным хаотическим сигналом и помехой в виде полосового шума присутствует небольшая область, в которой распознавание полезного сигнала может происходить без ошибок.

Таким образом, можно сделать вывод о том, что нейронная сеть лучше всего распознаёт сигнал зашумлённый помехой в виде полосового шума, а

наиболее сложной для распознавания сигнала помехой является аддитивный белый гауссов шум.

Исследование вероятности ошибки от интенсивности шумового сигнала в случае обучения сети в присутствии шума предполагает, что обучение нейронной сети будет происходить на выборке с шумовым воздействием малой интенсивности. Таким образом, к обучающей выборке необходимо добавить помеху одного из следующих видов: аддитивный белый гауссов шум, детерминированный хаотический сигнал и полосовой шум. Далее необходимо провести процесс моделирования сети, подавая на вход выборку, с постепенно увеличивающейся интенсивностью шумового воздействия.

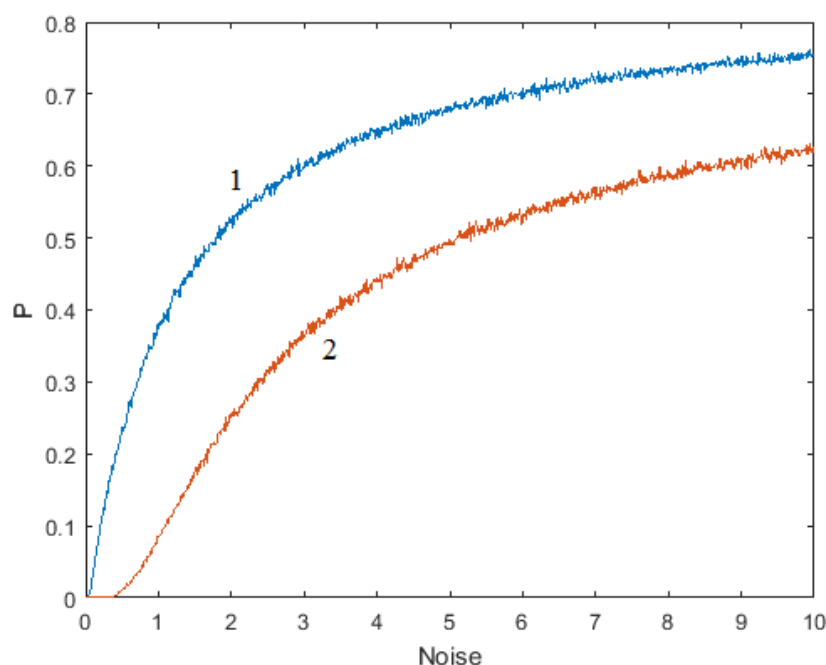


Рисунок 4 – Зависимость вероятности ошибки от интенсивности шума.

График 1 соответствует работе сети, обученной на выборке без шумового воздействия, 2 – работе сети, обученной в присутствии помехи в виде белого гауссова шума

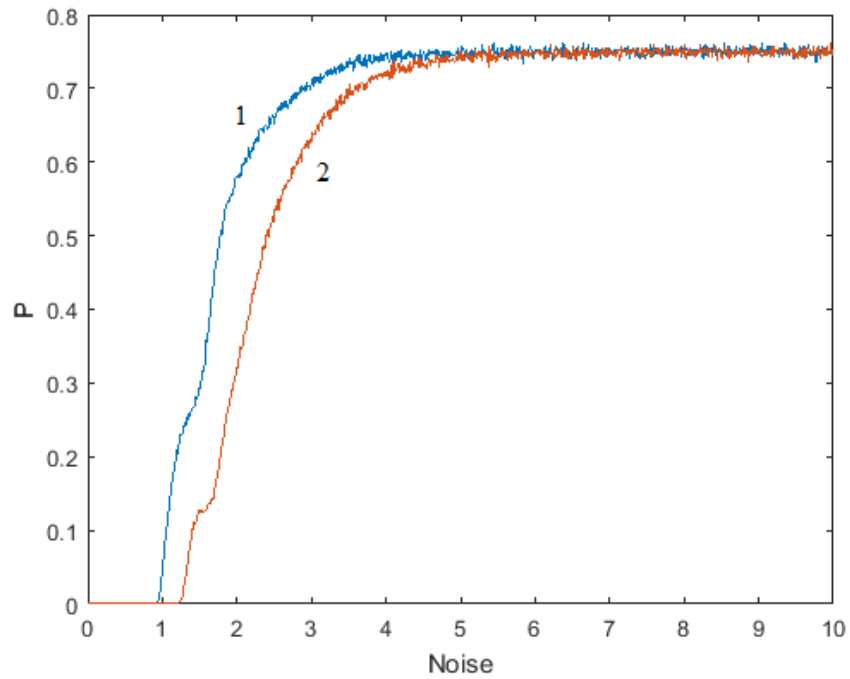


Рисунок 5 – Зависимость вероятности ошибки от интенсивности шума. График 1 соответствует работе сети, обученной на выборке без шумового воздействия, 2 – работе сети, обученной в присутствии помехи в виде хаотического сигнала

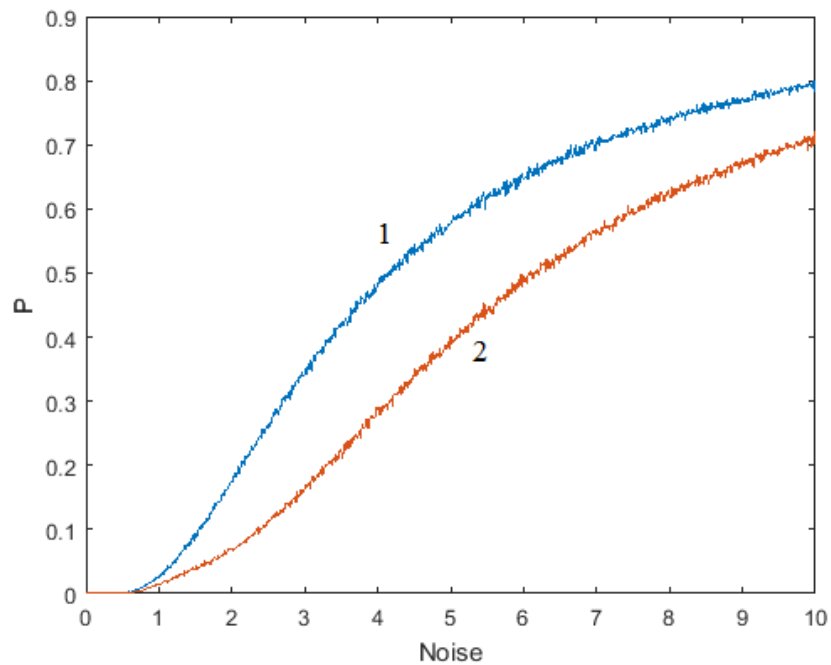


Рисунок 6 – Зависимость вероятности ошибки от интенсивности шума. График 1 соответствует работе сети, обученной на выборке без шумового воздействия, 2 – работе сети, обученной в присутствии полосового шума

Полученные зависимости, изображённые на рисунках 4, 5 и 6, позволяют сделать вывод о том, что использование при обучении зашумлённой выборки положительно сказывается на способности нейронной сети распознавать полезный сигнал на фоне шума. То есть, при одном и том же значении интенсивности шума, нейронная сеть, обученная в присутствии шумового воздействия, показывает меньшую вероятность ошибки распознавания, чем сеть обученная на «чистой» выборке.

В результате выполнения выпускной квалификационной работы было проведено исследование функционирования искусственной нейронной сети в качестве классификатора импульсных сигналов, используемых в сетях с кодовым разделением каналов.

По результатам практического исследования было определено, что искусственные нейронные сети прямого распространения можно использовать для эффективного распознавания и классификации сигналов на фоне достаточно сильного шумового воздействия. Однако самой трудной для распознавания сигнала помехой оказался аддитивный гауссов шум.

Было установлено, что оптимальной конфигурацией сети, в условиях данного исследования, является двухслойная нейронная сеть, которая имеет в скрытом слое 5 нейронов. Для обучения такой сети наиболее эффективным является применение алгоритма градиентного спуска с учётом моментов, при использовании которого достигается точность $2.5824 \cdot 10^{-5}$. Также был сделан вывод о том, что обучение нейронной сети в присутствии шума даёт положительный эффект, в виде снижения вероятности ошибки распознавания, что позволяет использовать адаптацию сети на этапе обучения для её подстройки под текущие условия распространения сигнала.