

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

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

Кафедра радиофизики и нелинейной динамики

Различение сигналов при помощи искусственных нейронных сетей

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студента 4 курса 4061 группы

направления 11.03.02 Инфокоммуникационные

технологии и системы связи

Института физики

Фадеева Федора Алексеевича

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 2026 г.

ВВЕДЕНИЕ

Современные инфокоммуникационные системы функционируют в условиях постоянного усложнения электромагнитной обстановки и ужесточения требований к помехоустойчивости и спектральной эффективности. Ключевой задачей любой приемной системы является обработка сигналов, и центральное место в ней занимает операция распознавания и классификации сигналов на фоне шумов, помех и искажений, вносимых каналом связи. Классические методы, такие как согласованная фильтрация и корреляционный анализ, являются оптимальными для канала с аддитивным белым гауссовым шумом (АБГШ), однако их эффективность может существенно снижаться при наличии частотно-селективных искажений, нелинейных эффектов или априорной неопределенности относительно параметров сигнала.

Параллельное развитие методов искусственного интеллекта привело к активному внедрению искусственных нейронных сетей в задачи обработки сигналов. Нейронные сети обладают принципиальным преимуществом перед классическими методами: они способны обучаться решающему правилу непосредственно по данным, не требуя строгого аналитического описания модели сигнала и помехи. Это делает их особенно привлекательными для сценариев, где характеристики канала связи сложно формализовать или они изменяются во времени. Показано, что даже относительно простые архитектуры, такие как многослойный персептрон, могут успешно решать задачи классификации сигналов при условии корректного выбора алгоритма обучения и структуры сети.

Однако, несмотря на значительный прогресс в области глубокого обучения, остается ряд фундаментальных вопросов, связанных с применением неглубоких полносвязных сетей. Не в полной мере исследовано совместное влияние двух ключевых факторов реального канала связи — аддитивного шума и ограничения полосы пропускания — на эффективность нейросетевого

детектора. Кроме того, недостаточно освещенным в литературе является вопрос о том, насколько целесообразно и эффективно обучение нейронной сети непосредственно в условиях действия тех помех и искажений, с которыми она столкнется на этапе эксплуатации, и какой выигрыш это дает по сравнению с обучением на идеализированных «чистых» сигналах.

Объектом исследования являются искусственные нейронные сети прямого распространения как инструмент классификации сигналов в каналах связи с помехами и искажениями. Предметом исследования выступает влияние алгоритма обучения, структуры сети и условий ее обучения на помехоустойчивость нейросетевого детектора ортогональных импульсных сигналов при совместном действии аддитивного белого гауссова шума и ограничений полосы пропускания.

Целью выпускной квалификационной работы является выявление возможностей использования нейронной сети для различения сигналов при наличии шума.

Для достижения поставленной цели в работе решаются следующие задачи:

1. Ознакомиться с возможностями программной среды MATLAB для работы с искусственными нейронными сетями, создать нейронную сеть прямого распространения и реализовать её обучение методом обратного распространения ошибки для распознавания импульсных сигналов различной формы на основе функций Уолша различных порядков.
2. Сравнить различные методы обучения нейронной сети и определить наиболее эффективный из них по критериям скорости сходимости и достигаемой точности.
3. Провести исследование зависимости вероятности ошибки классификации от интенсивности аддитивного белого гауссова шума и от рабочей полосы частот канала связи.
4. Выполнить подбор оптимальной структуры искусственной нейронной сети (число слоёв и размерности скрытых слоёв), оценить возможность её обучения

в условиях действия помех и частотных ограничений, а также проанализировать преимущества и недостатки такого обучения.

При выполнении работы использовались методы теоретического анализа научной литературы, методы математического и компьютерного моделирования в среде MATLAB с применением пакетов расширения Deep Learning Toolbox и Parallel Computing Toolbox, методы цифровой обработки сигналов (включая синтез цифровых фильтров Баттерворта), элементы теории вероятностей и математической статистики для обработки результатов испытательных экспериментов.

Практическая значимость работы заключается в создании апробированного программного комплекса в среде MATLAB, который реализует полный цикл нейросетевой обработки сигналов: от генерации ансамбля ортогональных сигналов и моделирования реалистичных условий канала связи до обучения, тестирования и сравнительного анализа различных архитектур нейронных сетей. Разработанный комплекс может быть использован в учебном процессе при изучении дисциплин, связанных с методами машинного обучения в инфокоммуникациях, а также служить основой для прототипирования модулей классификации сигналов в системах связи.

Раздел 1 «История изучения искусственных нейронных сетей» содержит обобщённые сведения об эволюции нейросетевых технологий от модели Мак-Каллока–Питтса (1943 г.) и правила Хебба до современных архитектур, включая свёрточные сети, LSTM, трансформеры и генеративно-состязательные сети. Описаны периоды подъёма и спада интереса («зимы искусственного интеллекта»), а также доказана теорема об универсальной аппроксимации. В заключение раздела обосновывается актуальность неглубоких полносвязных сетей для задач обработки сигналов в условиях ограниченных вычислительных ресурсов и малых обучающих выборок.

В разделе 2 «Классификация искусственных нейронных сетей» подробно рассматриваются основные архитектуры: сети прямого

распространения (многослойный персептрон), свёрточные нейронные сети и рекуррентные сети (включая LSTM и GRU). Приводятся математические описания (формулы свертки, рекуррентное соотношение для скрытого состояния) и области применения каждой архитектуры. В завершение раздела выполнен сравнительный анализ и обоснован выбор многослойного персептрона для задачи различения ортогональных импульсных сигналов Уолша.

Раздел 3 «Методы обучения искусственных нейронных сетей» посвящён постановке задачи оптимизации и описанию алгоритмов настройки весов сети. Изложен метод обратного распространения ошибки с выводом формул для выходного и скрытого слоёв. Рассмотрены: базовый градиентный спуск, стохастический градиентный спуск, метод с моментом, адаптивные методы (AdaGrad, RMSProp, Adam), метод Левенберга-Марквардта (trainlm), а также метод сопряжённых градиентов (trainscg). Проведён сравнительный анализ методов и обоснован выбор четырёх алгоритмов для экспериментального исследования.

В разделе 4 «Возможности нейронных сетей для обработки сигналов» анализируются прикладные аспекты применения ИНС: классификация, обнаружение и демодуляция сигналов; фильтрация, анализ и прогнозирование временных рядов. Показаны преимущества нейросетевого подхода перед классическими методами (согласованная фильтрация, корреляционный анализ) в условиях априорной неопределённости. Также описаны гибридные подходы, преимущества и ограничения нейросетевых методов.

Раздел 5 «Возможности программной среды MATLAB для реализации нейронных сетей» содержит описание инструментальной среды исследования. Рассмотрены возможности Deep Learning Toolbox (функция feedforwardnet, реализация алгоритмов trainlm, trainscg, traingd, traingda), методы генерации и предобработки сигналов (в том числе синтез сигналов Уолша и фильтрация фильтром Баттерворта), а также средства визуализации результатов.

Обоснован выбор MATLAB как среды, обеспечивающей интеграцию нейросетевых алгоритмов с методами цифровой обработки сигналов.

Раздел 6 «Описание результатов практического исследования» посвящен экспериментальной проверке разработанной в среде MATLAB нейронной сети прямого распространения для различения ортогональных импульсных сигналов Уолша. В разделе приведены результаты сравнения различных алгоритмов обучения сети, исследовано влияние интенсивности аддитивного белого гауссова шума на вероятность ошибки распознавания, а также выполнен подбор оптимальной структуры сети. Изучена зависимость вероятности ошибки от полосы пропускания канала связи и рассмотрена возможность обучения нейронной сети в условиях действия помех и частотных ограничений.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

В работе исследованы возможности использования искусственных нейронных сетей для решения задачи различения ортогональных импульсных сигналов в условиях действия помех и ограничений канала связи. В качестве объекта исследования рассматривалась нейронная сеть прямого распространения (многослойный персептрон), предназначенная для классификации сигналов, сформированных на основе функций Уолша.

Для проведения исследований в программной среде MATLAB с использованием пакетов Deep Learning Toolbox и Parallel Computing Toolbox был разработан программный комплекс, реализующий полный цикл нейросетевой обработки сигналов. Комплекс включает генерацию ансамбля ортогональных сигналов, моделирование воздействия различных факторов канала связи, формирование обучающих и тестовых выборок, обучение искусственной нейронной сети различными алгоритмами, а также оценку качества её работы по вероятности ошибочного распознавания. На первом этапе работы была создана и обучена нейронная сеть прямого распространения для решения задачи классификации сигналов различной формы, сформированных на основе функций Уолша различных порядков. Были определены способы представления входных данных и структура выходного слоя сети, обеспечивающая однозначное соответствие между выходом сети и распознаваемым сигналом. Проведена серия тестовых экспериментов, подтвердившая возможность успешного применения многослойного персептрона для различения ортогональных сигналов даже при относительно небольшой сложности архитектуры.

Следующим этапом стало исследование влияния метода обучения на качество функционирования нейронной сети. Для этого были рассмотрены различные алгоритмы оптимизации, реализованные в MATLAB, в том числе алгоритм Левенберга–Марквардта (`trainlm`), метод масштабированных сопряжённых градиентов (`trainscg`) и методы градиентного спуска. Для каждого алгоритма оценивались скорость сходимости процесса обучения,

количество необходимых эпох, достигаемое значение функции ошибки и точность классификации на тестовой выборке.

Полученные результаты, отображенные на рисунке 1, показали, что метод Левенберга–Марквардта обеспечивает наиболее высокую скорость обучения и позволяет достигать минимальных значений ошибки при сравнительно небольшом числе итераций. Метод масштабированных сопряжённых градиентов продемонстрировал несколько более низкую скорость сходимости, однако потребовал существенно меньших вычислительных ресурсов и объёма оперативной памяти. Алгоритмы градиентного спуска показали наименьшую эффективность вследствие медленной сходимости и большей чувствительности к выбору параметров обучения. На основании проведённого сравнительного анализа был сделан вывод о целесообразности использования алгоритма Левенберга–Марквардта в рассматриваемой задаче классификации сигналов.

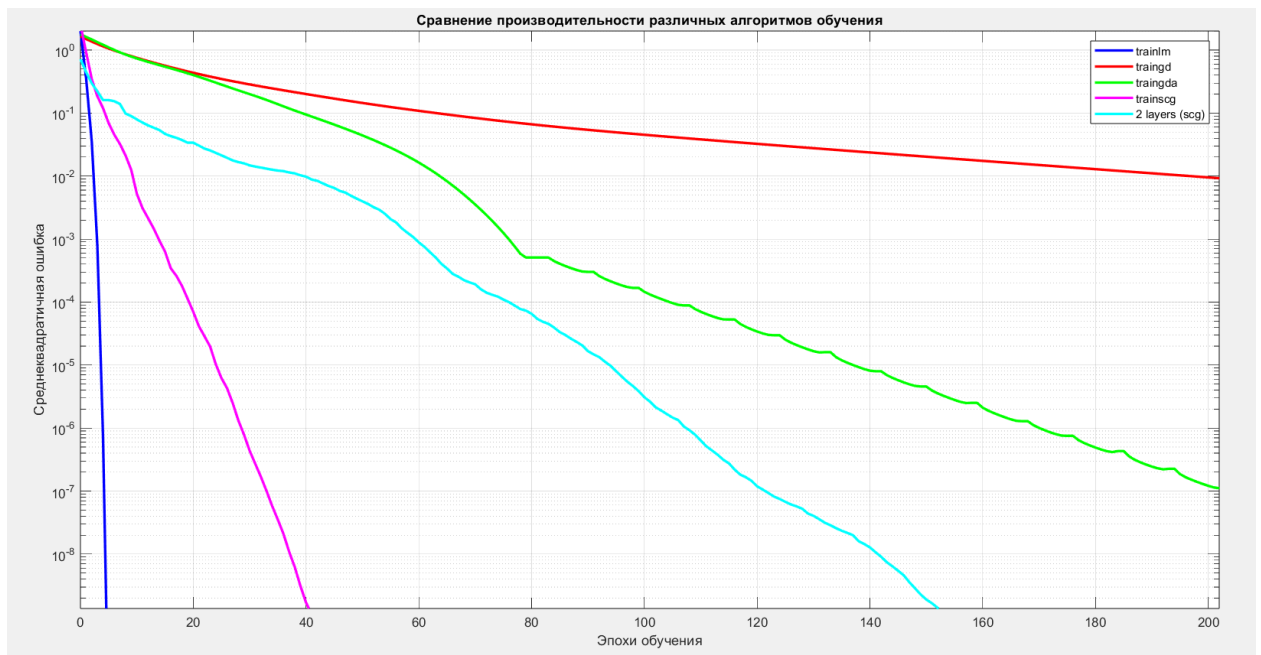


Рисунок 1 – Сравнение производительности обучения сетей, обученных различными методами.

Далее было исследовано влияние интенсивности аддитивного белого гауссова шума на вероятность ошибки распознавания сигналов. Для этого к входным сигналам добавлялся шум различной мощности, после чего

выполнялось тестирование предварительно обученной нейронной сети. Были построены зависимости вероятности ошибочной классификации от отношения сигнал/шум. Установлено, что при увеличении интенсивности шума вероятность ошибки возрастает, что соответствует общим закономерностям функционирования систем связи. Вместе с тем результаты моделирования, представленные на рисунке 2, показали, что нейронная сеть сохраняет способность к корректному распознаванию сигналов в широком диапазоне уровней шума. Даже при существенном ухудшении условий приёма вероятность ошибки оставалась ограниченной, что свидетельствует о высокой помехоустойчивости нейросетевого подхода.

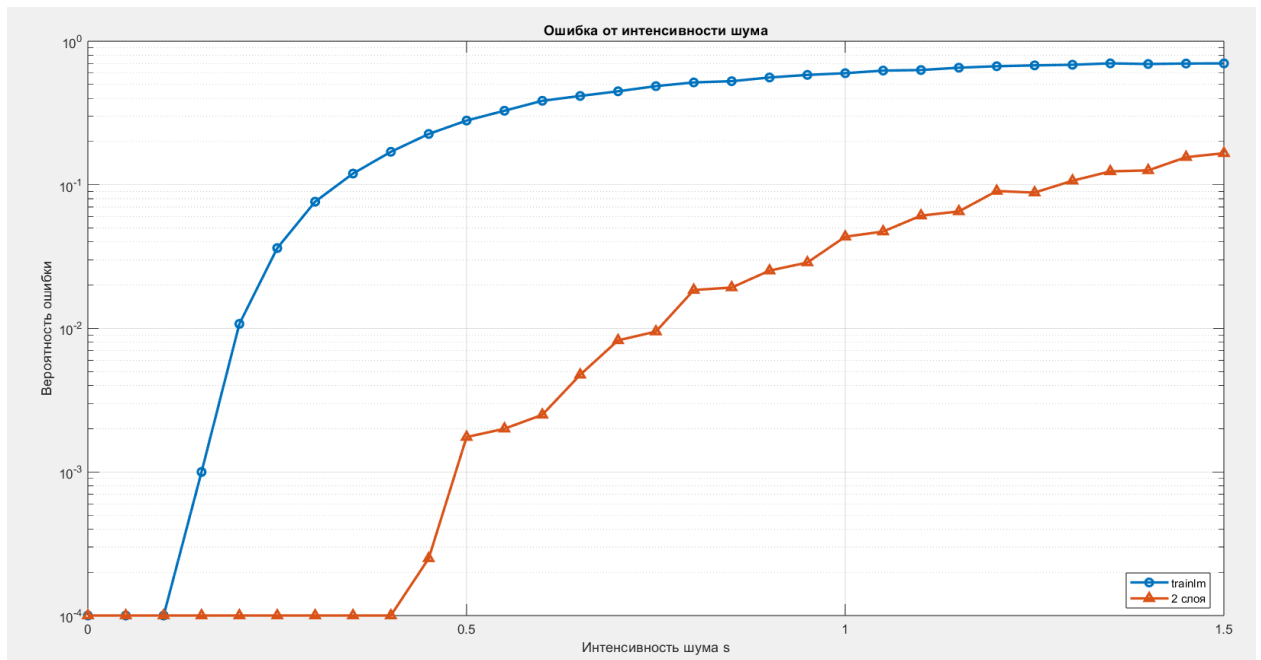


Рисунок 2 – График зависимости вероятности ошибки от интенсивности шума для двухслойной сети (30 нейронов) и трехслойной сети (30-10 нейронов).

Отдельное внимание было уделено исследованию влияния структуры искусственной нейронной сети на качество распознавания. Были рассмотрены различные варианты архитектур, отличающиеся количеством скрытых слоёв и числом нейронов в каждом из них. Для каждой конфигурации проводились процедуры обучения и тестирования с последующей оценкой вероятности ошибочной классификации. В результате было установлено, что увеличение

числа нейронов скрытого слоя первоначально приводит к заметному снижению вероятности ошибки за счёт роста аппроксимирующих возможностей сети. Однако дальнейшее усложнение архитектуры практически не улучшает качество распознавания и сопровождается увеличением времени обучения и риском переобучения. Полученные результаты позволили определить рациональную структуру нейронной сети, обеспечивающую оптимальное соотношение между точностью классификации и вычислительной сложностью реализации.

На следующем этапе исследовалось влияние ограниченной полосы пропускания канала связи на эффективность работы нейросетевого классификатора. Ограничение полосы моделировалось с помощью цифровых фильтров Баттерворта различной ширины, что позволяло учитывать искажения формы сигналов, возникающие в реальных системах связи. На рисунке 3 показано, что уменьшение рабочей полосы частот приводит к возрастанию вероятности ошибочного распознавания вследствие сглаживания характерных особенностей сигналов и ухудшения их взаимной различимости. При этом нейронная сеть сохраняла работоспособность даже в условиях существенных частотных ограничений, а корректный выбор архитектуры позволял частично компенсировать негативное влияние данного фактора.

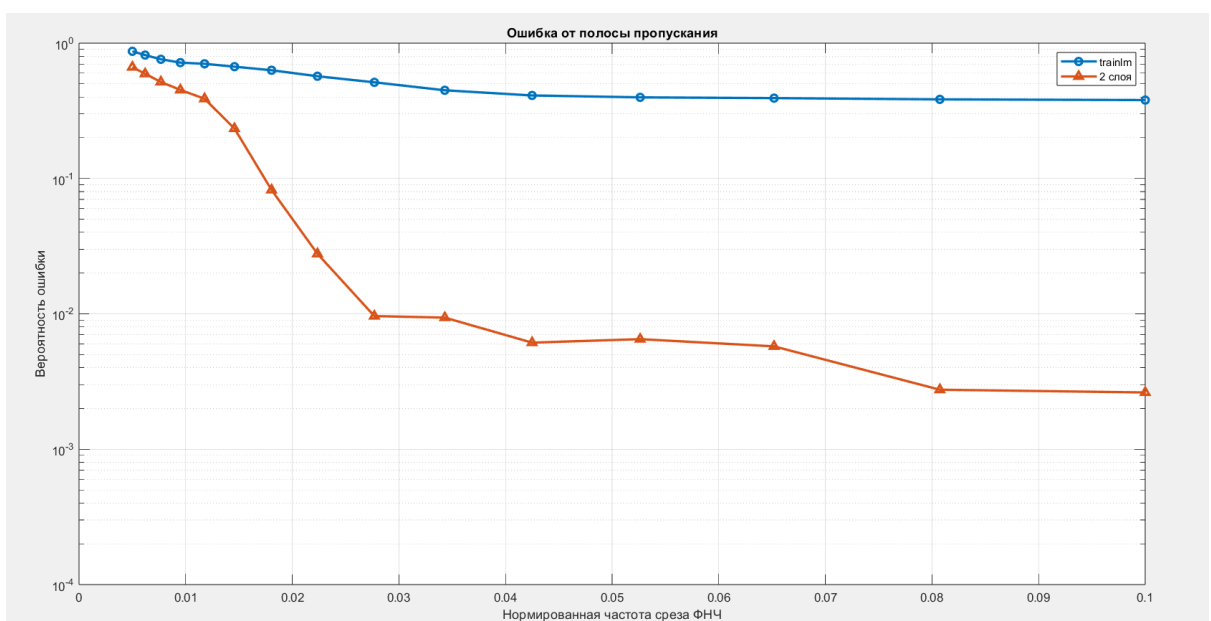


Рисунок 3 – График зависимости вероятности ошибки от ширины полосы пропускания.

Заключительный раздел работы посвящён изучению возможности обучения нейронной сети в условиях действия помех и частотных ограничений, соответствующих условиям её дальнейшей эксплуатации. Были рассмотрены два подхода: обучение сети на идеализированных сигналах без искажений и обучение на сигналах, подвергшихся воздействию шума и фильтрации. Результаты исследования показали, что использование в процессе обучения сигналов, сформированных в условиях, приближённых к реальным условиям работы системы связи, позволяет повысить устойчивость нейросетевого классификатора к воздействию помех. Такая стратегия обучения обеспечивает снижение вероятности ошибок распознавания по сравнению с обучением только на «чистых» сигналах и способствует лучшей способности сети к обобщению.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках выпускной квалификационной работы была разработана и исследована двуслойная и трехслойная нейронная сеть прямого распространения, предназначенная для различения ортогональных импульсных сигналов Уолша в условиях действия аддитивного белого гауссова шума и ограниченной полосы пропускания канала связи.

В теоретической части работы выполнен аналитический обзор истории возникновения и развития искусственных нейронных сетей, который показал, что эволюция нейросетевых методов проходила в тесной связи с ростом вычислительных возможностей и объемов доступных данных. Установлено, что, несмотря на впечатляющие успехи глубоких архитектур (сверточных, рекуррентных сетей и трансформеров), неглубокие полносвязные сети прямого распространения сохраняют актуальность для задач классификации сигналов в условиях малых обучающих выборок и ограниченных вычислительных ресурсов. Их преимуществами являются высокая интерпретируемость параметров, низкая вычислительная сложность и возможность эффективного обучения при ограниченном объеме данных.

Основные результаты работы:

1. Создана программная модель в среде MATLAB, позволяющая генерировать сигналы Уолша различного порядка, добавлять контролируемый уровень шума и искажения, обусловленные ограничением полосы частот.
2. Проведено сравнение четырёх алгоритмов обучения методом обратного распространения ошибки. Наилучшие результаты по скорости сходимости и достигаемой точности на чистых и слабо зашумлённых данных показал алгоритм Левенберга–Марквардта (`trainlm`). При ограниченных вычислительных ресурсах и больших объёмах данных наиболее предпочтительным оказался метод сопряжённых градиентов (`trainscg`).

3. Установлено, что вероятность ошибки классификации возрастает с увеличением интенсивности шума. Трехслойная архитектура (например, 30–10 нейронов) обеспечивает заметно лучшую помехоустойчивость на высоких уровнях шума по сравнению с однослойными сетями.
4. Показано, что при сужении полосы пропускания канала ($f_c < 0,02-0,03$) происходит резкое ухудшение качества распознавания из-за необратимой потери высокочастотных компонент сигнала. При достаточной полосе дальнейшее её расширение практически не влияет на результат.
5. Доказано, что обучение нейронной сети непосредственно на зашумлённых и/или отфильтрованных сигналах существенно повышает её обобщающую способность и устойчивость к реальным условиям канала связи. Такой подход позволяет снизить вероятность ошибки на 1–2 порядка при высоких уровнях помех по сравнению с обучением только на чистых сигналах.
6. Оптимальной с точки зрения соотношения точность/сложность/время обучения для рассматриваемой задачи является сеть с одним скрытым слоем из 20–30 нейронов при использовании алгоритма `trainlm` или `trainscg`. Двухслойная структура (30–10) рекомендуется в случаях, когда требуется максимальная устойчивость к сильным помехам и искажениям спектра.

Полученные результаты подтверждают перспективность применения неглубоких нейронных сетей прямого распространения для задач различения ортогональных импульсных сигналов в условиях зашумлённого канала связи.