1. **Слайд**

Тема выпускной квалификационной работы заключается в удалении спекл-шума на радиолокационных изображениях (РЛИ) при помощи методов глубокого обучения.

1. **Слайд**

Основная цель работы соответствует теме: это разработка и применение алгоритмов фильтрации мультипликативного спекл-шума на основе методов глубокого обучения для повышения качества радиолокационных изображений.

Чтобы достичь поставленной цели необходимо решить следующие задачи.

* разработать архитектуры нейронных сетей,
* обучить их на наборе данных,
* оценить качество полученных моделей и сравнить результаты с классическими походами.

1. **Слайд**

Объектом исследования является набор радиолокационных изображений. РЛИ формируются путём радиолокационного синтезирования апертуры: зондирования одной области из разных точек пространства в разные моменты времени, как показано на рисунке 1. Полученные данные обрабатываются и преобразуются в единое изображение.

На рисунке 2 представлено радиолокационное изображение.

1. **Слайд**

В процессе формирования РЛИ, вследствие интерференции всегда возникает мультипликативный спекл-шум, который затрудняет автоматический анализ и может быть источником ошибок при интерпретации данных. Явное наличие спекл-шума можно увидеть на 3м рисунке.

Согласно приведённой статье, спекл-шум имеет распределение Рэлея с параметром масштаба 0,27. Плотность распределения представлена на рисунке 4. Задача сводится к удалению данного шума с РЛИ.

1. **Слайд**

Для обучения нейронной сети под поставленную задачу необходим набор данных, состоящий из пар: признаки - зашумлённые данные и ответы – данные без шума. Но РЛИ всегда обладают спекл-шумом. Поэтому возникает необходимость синтезировать изображения для обучения.

Генерация реализована путём добавление мультипликативного спекл-шума согласно выражению 1, где соответствует описанному распределению Рэлея. Рисунок 5 иллюстрирует то, как выглядело оптическое изображение до наложения шума (сверху) и после (снизу).

1. **Слайд**

Для достижения поставленной цели спроектировано две нейросети с одинаковой архитектурой, кроме слоя на выходе. На верхней части рисунка приведена нейронная сеть, решающая задачу регрессии: предсказание значения яркости одного очередного пикселя. На нижней части рисунка нейронная сеть, решающая задачу классификации: где индекс класса соответствует яркости пикселя, поэтому всего классов 256.

Обе архитектуры состоят из последовательных блоков, внутри каждого из которых находится полносвязный слой, количество нейронов в котором указано в скобках и зависит от ширины скользящего окна. Затем пакетная нормализация и нелинейная функция активации ReLU.

На вход подаётся вектор признаков Х, на выходе предсказываемое значение яркости у. Нейронная сеть «скользящим» окном проходит по изображению и на выходе должно получаться получается изображение без шума.

1. **Слайд**

На слайде представлены заданные гиперпараметры нейронной сети. Главными среди них являются функции потерь: среднеквадратичная ошибка для задачи регрессии и кросс-энтропия для классификации. Обучение проводилось в течение 20 эпох по 400000 примеров в каждой.

1. **Слайд**

После обучения моделей была проведена оценка их качества на 1000 оптических изображений при помощи метрики SSIM, которая сравнивает структурное сходство изображений и GMSD которая оценивает сходство градиентов.

Для метрики SSIM наилучшим значением является 1, для GMSD 0. Достигается, если входные изображения идентичны.

Среди классических подходов использовался фильтр анизотропной диффузии с оптимальными параметрами, который, согласно вышеприведённой статье, является одним из лучших алгоритмов фильтрации спекл-шума в своей категории.

Наилучшие значения метрик достигаются при использовании искусственной нейронной сети с задачей регрессии без предварительной нормализации данных. 0,877, 0,056

1. **Слайд**

На рисунке 14 показано а – реальное РЛИ, б – его отфильтрованная копия при помощи анизотропной диффузии и в – при помощи фильтра на базе нейронной сети с задачей регрессии без нормализации.

1. **Слайд**

Выводы по ВКР представлены на слайде и соответствуют поставленным задачам, а именно:

* Спроектированы алгоритмы фильтрации спекл-шума на базе нейронных сетей.
* При помощи метрик SSIM и GMSD проведено сравнение их работы с классическим подходом: фильтром анизотропной диффузии.
* Наилучшие результаты показывает нейронная сеть, решающая задачу регрессии без нормализации входных данных