1. **Слайд**

Тема выпускной квалификационной работы: ПОВЫШЕНИЕ КАЧЕСТВА РАДИОЛОКАЦИОННХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ЗА СЧЁТ ФИЛЬТРАЦИИ МУЛЬТИПЛИКАТИВНОГО ШУМА С ПОМОЩЬЮ 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 достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи.

Во-первых, 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 зондирования одной области из разных точек пространства. 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 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 шума согласно выражению 1, где соответствует описанному распределению Рэлея. Рисунок 5 иллюстрирует то, как выглядело оптическое изображение до наложения шума и после.

1. **Слайд**

На вход нейронной сети для обучения подаётся не всё изображение, а его часть. Поэтому задаётся фиксированная ширина *N* квадратного скользящего окна, которое итеративно проходит по всему изображению, рисунок 6. Пиксели, принадлежащие окну, на каждом шаге итерации, из двумерной матрицы конвертируются в одномерный вектор-столбец путём конкатенации строк, как показано на рисунке 7

Таким образом получается набор признаков, обозначенный как Х.

1. **Слайд**

Набор ответов генерируется аналогично, но берётся лишь один пиксель из изображения без шума, координаты которого соответствуют координатам центра окна на изображении с шумом.

Таким образом получается набор данных для обучения, состоящий из признаков и ответов.

1. **Слайд**

Для достижения поставленной цели спроектировано две нейронные сети 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 указано в скобках и зависит от ширины окна. Затем пакетная нормализация и нелинейная функция активации ReLU.

На вход подаётся вектор признаков Х, на выходе предсказываемое значение яркости у.

Обучение проходило на 400К примеров

1. **Слайд**

После обучения моделей была проведена оценка их качества на 1000 изображениях при помощи метрик SSIM и GMSD, которые сравнивают структуру изображений: градиенты, границы и другие особенности.

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

Также использовался фильтр анизотропной диффузии с оптимальными параметрами, который, согласно вышеприведённой статье, является одним из лучших классических методов фильтрации спекл-шума.

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

1. **Слайд**

Также для наглядности на данном слайде приведено сравнение графиков срезов разности между исходным и рассматриваемым изображениями. Формировалось следующим образом, согласно 10-му рисунку: по у фиксировалась координата 350, по иксу выбирались все значения, после чего они вычитались из аналогичного среза на исходном изображении. На 11м рисунке представлены графики зависимостей яркости пикселя от координаты. В идеале графики для отфильтрованных изображений должны быть прямой, но в реальности у каждого из методов присутствует небольшая шумовая составляющая.

1. **Слайд**

Рисунок 13 дополняет предыдущий слайд. Здесь показана разность оригинального и отфильтрованного изображения с применения фильтра анизотропной диффузии – а, и после применения нейосетевого фильтра с задачей регрессии без нормализации – б. Идеальным случаем здесь будет нулевая результирующая яркость, то есть, чёрный квадрат. Если под пунктом а ещё можно разглядеть некоторые светлые места, которые говорят о не идеальности фильтрации, то после применение нейросетевого фильтра разница почти отсутствует.

1. **Слайд**

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

1. **Слайд**

Разработаны алгоритмы фильтрации мультипликативного спекл-шума на базе нейронных сетей.

Получены результаты сравнения нейросетевого подхода и классического

Проведена оценка работы фильтров при помощи метрик для сравнения структуры изображений: SSIM и GMSD.

Фильтр на базе искусственных нейронных сетей показывает более высокие значения метрик SSIM и GMSD на 0,05 и 0,022 соответственно, по сравнению с фильтром анизотропной диффузии.

Лучшие результаты достигаются применением нейронной сети с задачей регрессии без нормализации, составляют 0,877 для SSIM и 0,056 для GMSD.