1. **Слайд**

Тема ВКР: ПОВЫШЕНИЕ КАЧЕСТВА РАДИОЛОКАЦИОННХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ЗА СЧЁТ ФИЛЬТРАЦИИ МУЛЬТИПЛИКАТИВНОГО ШУМА С ПОМОЩЬЮ МЕТОДОВ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ.

1. **Слайд**

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

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи. Во-первых, разработать архитектуры нейронных сетей, обучить их на наборе данных, после чего оценить качество полученных моделей и сравнить результаты с классическими походами.

1. **Слайд**

Объектом исследования является набор радиолокационных изображений. РЛИ в отличие от оптических изображений получаются путём отправки когерентных, поляризованных сигналов и приема их отражённых копий от поверхности. Чтобы повысить качество РЛИ применяется метод синтезированной апертуры, его суть заключается в виртуальном увеличении длины антенны, путём зондирования одной области из нескольких точек в пространстве, как показано на рисунке 1. Полученные данные обрабатываются и преобразуются в единое изображение. На рисунке 2 представлено настоящее радиолокационное изображение.

1. **Слайд**

Из-за данного способа формирования изображения: отправление и принятия сигналов, вследствие интерференции на РЛИ всегда возникает мультипликативный спекл-шум, который затрудняет автоматический анализ и может быть источником ошибочной 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 изображений со спекл-шумом и без него. Но реальные РЛИ всегда обладают спекл-шумом. Это означает, что необходимо синтезировать изображения для обучения. Генерацию данных можно осуществить, используя распределение спекл-шума, приведённое выше.

Добавление мультипликативного шума происходит в соответствии с выражением 1. Рисунок 5 иллюстрирует то, как выглядело оптическое изображение до наложения шума и после.

1. **Слайд**

Так как на вход нейронной сети подаётся не всё изображение целиком, а по частям, необходимо преобразовать входные данные следующим образом: Задаётся фиксированная ширина *N* квадратного скользящего окна, которое итеративно проходит по всему изображению. В качестве примера *N* выбрано равным 3м и проходится по изображению 5 на 5. Процесс показан на рисунке 6.

Данные зашумлённого изображения, которые находятся внутри окна, преобразуются из двумерного представления в одномерный вектор-столбец, путём последовательной конкатенации строк. Таким образом получается набор признаков, обозначенный как Х. Набор ответов генерируется аналогично, но берётся лишь один пиксель, соответствующий центру окна на данном шаге из оригинального изображения без шума.

1. **Слайд**

Каждому вектору признаков Х должен соответствовать свой верный ответ у. Получение ответов у происходит аналогично получению Х, но уже на исходном оптическом изображении без шума. Координата у на исходном изображении должна соответствовать координате центра окна на зашумлённом изображении, как показано на рисунке 8.

1. **Слайд**

Для решения задачи спроектировано две архитектуры нейронных сетей. В верхней части рисунка 9 показана нейронная сеть для решения задачи классификации, то есть, архитектура предсказывает, к какому классу относится очередной пиксель, где индекс класса эквивалентен значению яркости. Всего классов 256, что соответствует всевозможным дискретным значениям пикселя в отрезке от 0 до 255 включительно.

В нижней части рисунка представлена архитектура нейронной сети для решения задачи регрессии: предсказание одного значение, которое будет соответствовать яркости.

Отличаются данные архитектуры выходным слоем и, соответственно, количеством нейронов на выходе.

Обе архитектуры состоят из последовательных блоков, внутри каждого из которых находится полносвязный слой нейронов, их количество указано в скобках, после идёт пакетная нормализация и нелинейная функция активации ReLU. На вход подаётся вектор признаков Х, на выходе предсказываемое значение у, соответствующее центру скользящего окна.

1. **Слайд**

Для обучения нейронной сети с задачей регрессии в качестве функции потерь выбрана среднеквадратичная ошибка, для задачи классификации – кросс-энтропия. Установлены следующие гиперпараметры: оптимизатор Adam, шаг обучения на первой эпохе 0,1, каждые 5 эпох он уменьшался в 10 раз. Количество эпох равно 20. Обучение происходило на 400 тысячах пимеров.

1. **Слайд**

Первый способ оценки качества полученных модели следующий: выбирается оптическое изображение, на него накладывается спекл-шум, после чего применяются различные способы фильтрации. В данном случае это фильтры на базе нейронных сетей и фильтр анизотропной диффузии, в качестве одного из лучшего среди классических подходов. Далее берётся срез этого изображения по оси х. На рисунке 10 взят срез с координатой по у=350.

На рисунке 11 представлены графики зависимости, нормированной на 255 яркости пикселя от координаты по х. для различных фильтров

1. **Слайд**

Для большей наглядности на рисунке 12 показаны аналогичные графики срезов, но уже для разности между отфильтрованным изображением и исходным. Оригинальное изображение приведено для наглядности, его разность равна нулю и выглядит как прямая, так как мы из него вычитаем его же, что можно считать идеальным случаем фильтрации, к которому должен стремиться разрабатываемый фильтр.

На рисунке видно, что у каждого из способов фильтрации есть отклонения от нуля. В таблице приведены значения среднего и среднеквадратичного отклонения для каждого полученного графика, но уже с переводом обратно в область значений 0-255. Здесь можно заметить, что фильтр анизотропной диффузии хоть и снижает среднеквадратичное отклонение, но при этом имеет высокое среднее, а значит в процессе фильтрации не устраняет повышенную яркость. Фильтры на безе нейронных сетей справляются с задачей и восстановления исходной яркости, и с непосредственно удалением шума.

1. **Слайд**

На рисунке 13 показана разность между оригинальным изображением без шума и зашумленным изображением после 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 неточности 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**

Для полной оценки качества разработанных моделей использовались специальные метрики качества для сравнения структуры изображений: SSIM и GMSD.

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

Оценка проводилась на 1000 оптических изображений. Результаты представлены в таблице. Наилучшие значения достигаются при использовании искусственной нейронной сети с задачей регрессии без предварительной нормализации данных.

1. **Слайд**

Выводы