1. **Слайд**

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

1. **Слайд**

Целью работы является проектирование алгоритма для фильтрации мультипликативного спекл-шума на базе нейронной сети.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи. Во-первых, спроектировать архитектуры нейронных сетей, обучить их на наборе данных, после чего оценить качество полученных моделей и провести сравнение результатов.

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, который позволяет виртуально увеличивать длину антенны, а именно проводить зондирование одной области из нескольких точек в пространстве ( Рисунок 1). Полученные данные обрабатываются и складываются в единое изображение. (рисунок 2).

Из-за данного способа формирования изображения, на нём всегда вследствие интерференции сигналов возникает мультипликативный спекл-шум, который затрудняет автоматический анализ РЛИ и влияет на яркость, из-за чего появляется необходимость в удалении этого шума с радиолокационных изображений.

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 данные для обучения. Генерацию данных можно осуществить, используя данные о распределение спекл-шума на РЛИ, которое было изучено в статье, график плотности распределения показан на рисунке 2. После чего накладывать в соответствии с выражением 1 шум на исходное изображение. Рисунок 3 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 фиксированный размер скользящего окна *N*, которое итеративно проходит по всему изображению. Данные зашумлённого изображения, которые находятся внутри окна, преобразуются из двумерного представления в одномерный вектор, путём последовательной конкатенации строк. Таким образом получается набор признаков. Набор ответов генерируется аналогично, но берётся лишь один пиксель, соответствующий центру окна на данном шаге из оригинального изображения без шума.

1. **Слайд**

Спроектировано две архитектуры, которые выполняют поставленную задачу различными методами. В верхней части рисунка показана нейронная сеть для решения задачи классификации, то есть, архитектура предсказывает, к какому классу относится очередной пиксель, где индекс класса эквивалентен яркости. Всего классов 256, что соответствует всевозможным дискретным значениям пикселя в отрезке от 0 до 255 включительно.

На нижнем используется 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

1. **Слайд**