Содержание

[Введение 2](#_Toc130843174)

[1. Радиолокатор с синтезированной апертурой и фильтрация мультипликативного спекл-шума. 4](#_Toc130843175)

[1.1 Принцип действия радиолокатора с синтезированной апертурой 4](#_Toc130843176)

[1.2 Особенности РСА. 5](#_Toc130843177)

[1.3 Спекл-шум на РЛИ. 7](#_Toc130843178)

[1.4 Фильтрация спекл-шума 8](#_Toc130843179)

[1.5 Выводы 11](#_Toc130843180)

[2. Создание алгоритма на базе ИНС для фильтрации спекл-шума. 12](#_Toc130843181)

[2.1 Подготовка данных для обучения 12](#_Toc130843182)

[2.2 Создание набора данных 12](#_Toc130843183)

[2.3 Описание архитектуры 14](#_Toc130843184)

[2.4 Обучение модели 15](#_Toc130843185)

[2.5 Фильтрация изображения 15](#_Toc130843186)

[2.6 Оценка модели 16](#_Toc130843187)

[Список используемом литературы 17](#_Toc130843188)

ВВЕДЕНИЕ

Радиолокационные изображения (РЛИ) — это способ получения изображения объектов с помощью радара, который отправляет электромагнитные волны и принимает их отражённые от объекта копии. Как правило, необходимая аппаратура устанавливается на спутник, проводящий дистанционное зондирование Земли (ДЗЗ)

РЛИ могут быть получены применением различных технологий, включая многочастотную мультистатическую радиоголограмму, обратные рассеяния, радиолокаторы с синтезированной апертурой (РСА) и другие. Данные, которые удаётся собрать при помощи перечисленных методов несут в себе информацию о форме изучаемой поверхности, расстоянию до неё и материале. Это позволяет, используя цифровую обработку сигналов, получать двумерное изображение или трёхмерную модель.

Однако из-за принципа формирование РЛИ на итоговом изображении неизбежно возникает спекл-шум. Спекл-шум — это особый вид шума, который характеризуется присутствием случайных колебаний яркости на радиолокационных изображениях. Он имеет характерную зернистость, напоминающую мелкие блески на изображении. Спекл-шум возникает из-за интерференции отраженных сигналов, которые подвергаются изменению формы и фазы в зависимости от геометрических и физических свойств, условий передачи и приема и преодолеваемых поверхностей. Когда множество отраженных сигналов сливаются в одно радиолокационное изображение, взаимодействие между ними может создать эффект спекла.

Спекл-шум на радиолокационных изображениях оказывает влияние на их качество и точность, что делает его наличие негативным эффектом для анализа автоматическими системами и интерпретации изображений. Спекл-шум может создавать ложные контуры и детали на изображениях, которых не существуют в реальности, приводить к снижению контрастности, затруднять различение объектов на фоне окружающей среды, ухудшать точность измерений параметров объектов и становиться причиной множества других связанных проблем.

Из-за вышеперечисленных причин очень важна предобработка радиолокационных изображений, направленная на удаление спекл-шума. На данный момент можно выделить несколько типов подходов к решению данной задачи.

1. Классические методы, которые извлекают статистическую информацию из изображения, на основании чего происходит фильтрация
2. Использование различных преобразований для извлечения информации иного рода из изображений. Например, использование вейвлет-преобразования.
3. Подходы связанные с применением методов глубокого обучения на основе искусственных нейронных сетей (ИНН), которые в процессе обучения автоматически выявляют наиболее значимые признаки для формирования изображения без шума.

Целью данной работы является проектирование и разработка оптимального подхода для фильтрации мультипликативного спекл-шума на основе применения искусственных нейронных сетей.

Задачи для достижения поставленной цели следующие:

1. Разработка архитектур нейронных сетей.
2. Обучение нейронных сетей на наборе данных.
3. Оценка качества полученного фильтра при помощи метрик.
4. Сравнение различных подходов.

1. Радиолокатор с синтезированной апертурой и фильтрация мультипликативного спекл-шума.
   1. Принцип действия радиолокатора с синтезированной апертурой

Радиолокационное синтезирование апертуры (РСА) – один из способов дистанционного зондирования поверхностей, основанный на отправлении и принятии отражённых сигналов. РСА имеет множество практических применений в области изучения поверхности планет, например: оценка последствий природных катастроф, слежение за вулканической активностью, изучение влияния тех или иных действий на изменение климата, таяние ледников, наблюдение за местоположением объектов и их поиск.

Чаще всего аппаратура, выполняющая функции РСА устанавливается на боковую часть движущихся по орбите Земли спутников для обеспечения достаточно большого угла обзора. В процессе зондирования устройство отправляет когерентные, поляризованные определённым способом сигналы, после чего принимает их отражённые от изучаемой поверхности копии и сохраняет полученные данные. Из-за достаточно большого расстояния до изучаемой области изображение, которое формируется в процессе цифровой обработки, имеет низкое пространственное разрешение, вследствие чего даже достаточно большие объекты могут стать неразличимы. Реальное увеличение антенны, которая позволит улучшить качество изображений, влечёт за собой повышение стоимости конструкции и понижение её надёжности, поэтому для повышения качества формируемых изображений используется метод синтезированной апертуры. Зондирование одной и той же поверхности происходит в разные моменты времени из разных точек пространства(Рис 1), тем самым искусственно увеличивая размеры виртуальной антенны, получая намного больше информации о характере исследуемой области, что позволяет увеличить пространственное разрешение во много раз.

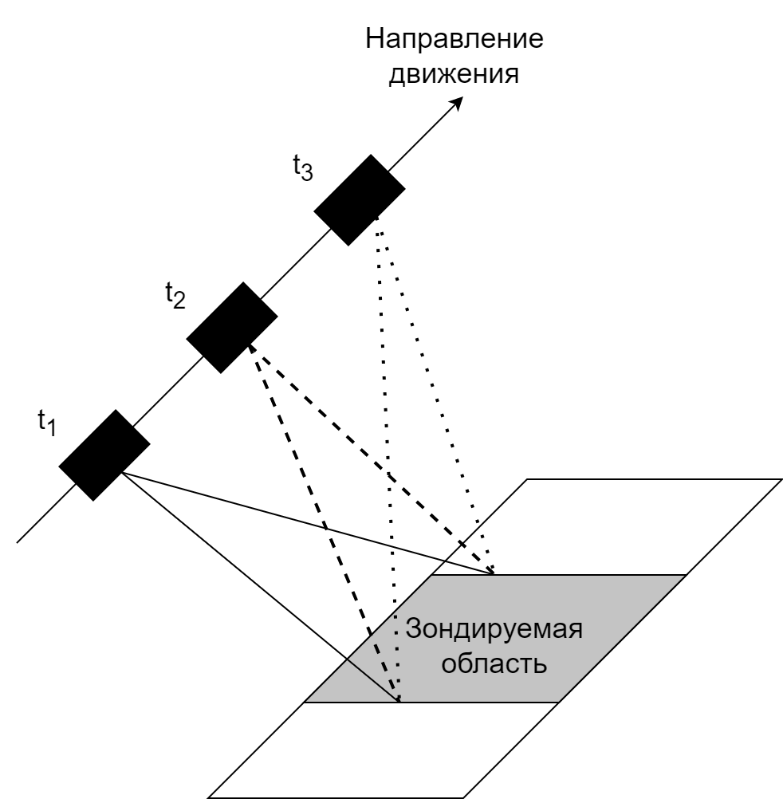


Рисунок 1. Зондирование поверхности радиолокатором с синтезированной апертурой. - различные моменты времени зондирования.

* 1. Особенности РСА.

Радиолокационныеизображения в отличии от оптических имеют ряд преимуществ. Например: независимость от времени суток. Так как для зондирования используются только отправляемые сигналы и их отражённые копии, отсутствует необходимость в наличии освещения исследуемой поверхности.

Также радиолокационные изображения обладают невосприимчивостью к погодным условиям. Сигналы, отправляемые передатчиком, способны проникать сквозь облака, туман, снегопад, дождь и прочие метеорологические помехи, тем самым достигая поверхности Земли и беспрепятственно возвращаться. Данный эффект работает и на уровне изучения поверхности: открывается возможность исследовать области, которые невозможно увидеть со спутника при помощи оптических изображений. Например, почву в лесу, где кроны деревьев перекрывают обзор.

Подобные возможности открываются благодаря выбору конкретны полосы частот, сигналы на которых способны проникать сквозь некоторые объекты. В таблице 1 приведены значения частот и то, как каким классом они относятся. От конкретного класса зависит то, через какие поверхности смогут проникать сигналы.

|  |  |
| --- | --- |
| Название полосы частот | Значения частот, ГГц |
| Ka | 40,0 - 26,5 |
| K | 26,5 - 18,0 |
| Ku | 18,0 - 12,5 |
| X | 12,5 - 8,0 |
| C | 8,0 - 4,0 |
| S | 4,0 - 2,0 |
| L | 2,0 - 1,0 |
| P | 1,0 - 0,3 |

Таблица 1. Соответствие полос частот их обозначениям для РСА.

Важным параметром РЛИ является «пространственное разрешение», характеризующее минимальные геометрические размеры, которыми должен обладать объект на поверхности, чтобы его можно было различить на полученном РЛИ. Для технологии РСА это один из показателей эффективности всей системы. Следовательно, необходимо для успешного решения задач стараться максимизировать данный показатель. Есть несколько способов это сделать. Можно выделить три основные подхода повышения пространственного разрешения изображения, но они влекут за собой уменьшение площади изучаемой поверхности: ScanSAR, Stripmap и Spotlight. За одинаковое количество итераций зондирования наилучшее качество изображения покажет метод Spotlight, после него Stripmap и далее ScanSAR. В обратном порядке повышается исследуемая площадь. На рисунках (2, 3, 4) схематично изображены процессы исследования поверхности для рассматриваемых трёх подходов.

|  |  |
| --- | --- |
| Рисунок 2. Зондированием методом Spotlight. | Рисунок 3. Зондированием методом Stripmap. |

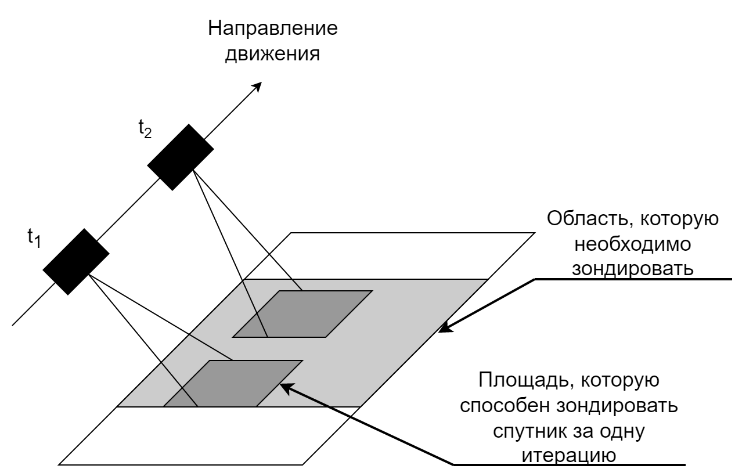


Рисунок 4. Зондированием методом ScanSAR.

* 1. Спекл-шум на РЛИ.

Спекл-шум представляет собой мультипликативный паттерн случайных ярких и темных точек на изображении, которые могут искажать искомый объект и делать его неразличимым.

В отличие от оптических изображений, где световые волны не меняются при отражении от неоднородных объектов, радиолокационные волны, излучаемые когерентными источниками, могут испытывать случайные изменения фазы и амплитуды при отражении от объектов в окружающей среде. В результате пересечения этих волн их интерференция приводит к возникновению спекл-шума на изображении.

Для некоторых типов задач анализ распределения спекл-шума и его изменение во времени позволяет делать сложные выводы о структуре объекта, таким образом, даже данный тип помех способен нести в себе полезную информацию, например для изучения двойных звёзд, их массы и расстояния до них. Но в случае зондирования поверхности земли, спекл-шум затрудняет визуальное анализирование радиолокационных изображений и понижает качество автоматической обработки, например сегментацию объектов, классификацию, детектирование и другие. Поэтому, чтобы получить более точную информацию об исследуемой поверхности, необходимо проводить предобработку данных: фильтрацию спекл-шума.

* 1. Фильтрация спекл-шума

На сегодняшний день существуют десятки различных фильтров радиолокационных изображений., которые можно условно разделить на несколько категорий.

Первые подходы к фильтрации радиолокационных изображений были представлены ещё с момента появления самих радиолокационных изображений. Изначально разработанные методы опирались на использование локальных статистических данных(spatial domain) в исследуемой квадратной области для извлечения и удаления спекл-шума. Наиболее известными и эффективными оказались Lee filter [1], Frost filter [2], Kuan filter [3]

Другой подход к фильтрации радиолокационных изображений заключается в применении вейвлет-преобразований[4, 5, 6] (wavelet-domain methods). Если стандартное представление сигнала во временной области не даёт информации о частотной составляющей, а использование Фурье-преобразования, наоборот, сохраняет только информацию о частоте сигнала, не оставляя информации о времени, то вейвлет-преобразование является обобщением спектрального анализа и заключается в извлечении частотных признаков из сигналов, но при этом с сохранением временных параметров. Способы фильтрации радиолокационных изображений, основанные на использовании вейвлет-преобразовании показывают более хорошие результаты, чем подходы, связанные с использованием локальных статистических данных в одной области(без частотной). Применение вейвлет-преобразований для обработки изображений стало широко распространенным в обработке сигналов и изображений, включая такие области, как компьютерное зрение, медицинская диагностика, видеообработка и другие.

Отдельной группой являются подходы, использующие для фильтрации и генерации нового denoised пикселя информацию о всём изображении – non-local methods [7, 8]. Один из первых таких фильтров: Non-local means filter [9], в основе которого лежит вычисление евклидового или другого расстояния от каждого пикселя до каждого и введения весовых коэффициентов, которые зависят от полученного значения расстояния. Таким образом, наиболее отдалённые пиксели будут оказывать меньший вклад, чем находящиеся рядом.

С ростом производительности и возможностью параллельных вычислений начали активно развиваться подходы к обработке изображений, использующие глубокие нейронные сети(DNN). Сложность применения DNN для фильтрации радиолокационных изображений состоит в том, что для создания модели, способной удалить шум с изображения, необходимо эту модель обучить: подавать на вход зашумлённые изображения, и изображения без шума. Так как на радиолокационных изображениях всегда присутствует спекл-шум, то не существует исходных примеров без шума. Это ограничение можно обойти, искусственно накладывая спекл-шум на чистые оптические изображения.

Как показала практика, применение архитектуры на основе свёрточных нейронных сетей (Convolutional Neural Networks, CNN) в задачах обработки изображений даёт хорошие результаты за счёт использования информации о пространственной структуре. Во время обучения нейронная сеть настраивается на извлечение признаков из SAR-изображений и на удаление шума, чтобы получить нешумную версию изображения. В статье [10] описывается механизм избавления от аддитивного белого Гауссовского шума с фиксированным уровнем, основанный на вычитании извлечённого при помощи CNN шума из изображения. Данный подход был развит и в [11] авторы статьи обобщили его на любой уровень шума. Конкретно задача удаления спекл-шума хорошо решается при помощи архитектуры нейронной сети, основанной на свёрточных слоях и остаточных соединениях[12].

Архитектура на основе автоэнкодера позволяет обучить нейронную сеть сжимать исходное изображение до более компактного представления с меньшей размерностью и оставлять наиболее значимые компоненты, , после чего расширить полученное представление обратно в изображение исходного размера, но без шума. На основе данной идеи авторы статьи[13] предложили одновременное использование нейронной сети на базе свёрточной архитектуры для увеличения receptive field с применением механизма автокодировщика для извлечения важных признаков.

Более сложным является применение архитектуры на основе GAN, идея которой базируется на двух нейронных сетях: Генератор получает на вход зашумлённое изображение и старается его отфильтровать. Дискриминатор получает на вход либо изображение с выхода Генератора, либо изображение без шума, после чего определяет, является ли это изображение изначально без шума, или получено после фильтрования генератором. Таким образом две нейронные сети состязаются и обучаются вместе. Главная проблема заключается в сложности выбора функции потерь для обучения и длительности процесса. На основе такого подхода разработана система[14], задача которой заключается в повышении разрешения радиолокационных изображений.

Отдельно можно выделить обучение нейронной сети на основе Трансформеров. Впервые такой тип архитектуры был представлен в 2017 году, её отличительной особенностью стало появление механизма внимания[15] для извлечения зависимостей в последовательностях. Это позволило проектировать модели, способные справляться с решением задач обработки естественного языка и распознавания звука[16] намного лучше альтернативных методов, в частности, рекуррентных нейронных сетей. Адаптацией данного метода для обработки изображений стал проект Visual Transformers (ViT)[17]. Использование механизмов внимания в комбинации с другими методами применяется во различных областях. На основе данного подхода были решены многие задачи, в частности и фильтрация радиолокационных изображений. Например, применение вейвлет-преобразования и глубокой нейронной сети на базе Трансформеров[18]. Ключевая идея заключается в извлечении высокочастотной и низкочастотной информации с последующим нахождением зависимостей между ними при помощи механизма внимания.

* 1. Выводы

Исследования в области проектирования продолжаются и до сих пор, что говорит об актуальности проблемы и необходимости поиска более оптимальных и менее вычислительно сложных решений, которые можно будет выполнять в режиме реального времени на спутниках, проводящих зондирование земли при помощи РСА.

В данной работе целью является проектирование алгоритмом фильтрации мультипликативного спекл-шума с применением искусственных нейронных сетей, направленные на повышение качества радиолокационных изображений.

Дальнейшие задачи, которые необходимы для достижения поставленной цели:

* + - 1. Проектирование различных методов фильтрации РЛИ с использованием методов глубокого обучения
      2. Выбор оценки метрики качества после процесса фильтрации
      3. Обучение спроектированных архитектур нейронный сетей на заготовленном наборе данных
      4. Оценка результата по сравнению с классическими подходами.

1. Создание алгоритма на базе ИНС для фильтрации спекл-шума.

Для фильтрации радиолокационных изображений были разработаны и обучены различные модели глубоких нейронных сетей, направленные на решение задач регрессии или классификации. Процесс получения готовой модели можно разделить на несколько этапов, часть из которых посвящены предобработке данных.

* 1. Подготовка данных для обучения

В первую задаётся фиксированный размер скользящего окна N⋅N, от которого зависит количество нейронов во входном слое модели. К исходному оптическому изображению добавляются по краям зеркальные копии границ, где глубина границы составляет половину ширины выбранного окна. После на изображение накладывается мультипликативный спекл-шум, имеющий, согласно научным исследованиям, распределение Рэлея с параметром масштаба 0.27, по формуле (1)

* 1. Создание набора данных

Получение набора данных заключается в генерации пар: данные на входе и ожидаемые данные на выходе. В качестве входных данных выбирается квадратное окно заданной ширины из зашумлённого изображения, ожидаемое значение на выходе – это пиксель в центре окна на исходном изображении без шума. Таким образом, окно скользит вдоль всего изображения с заданным шагом. На рисунке 1 графически показан данный процесс на изображении размера , к которому добавили границы, равные размеру окна где ширина окна составляет 3 и шаг окна равняется 1

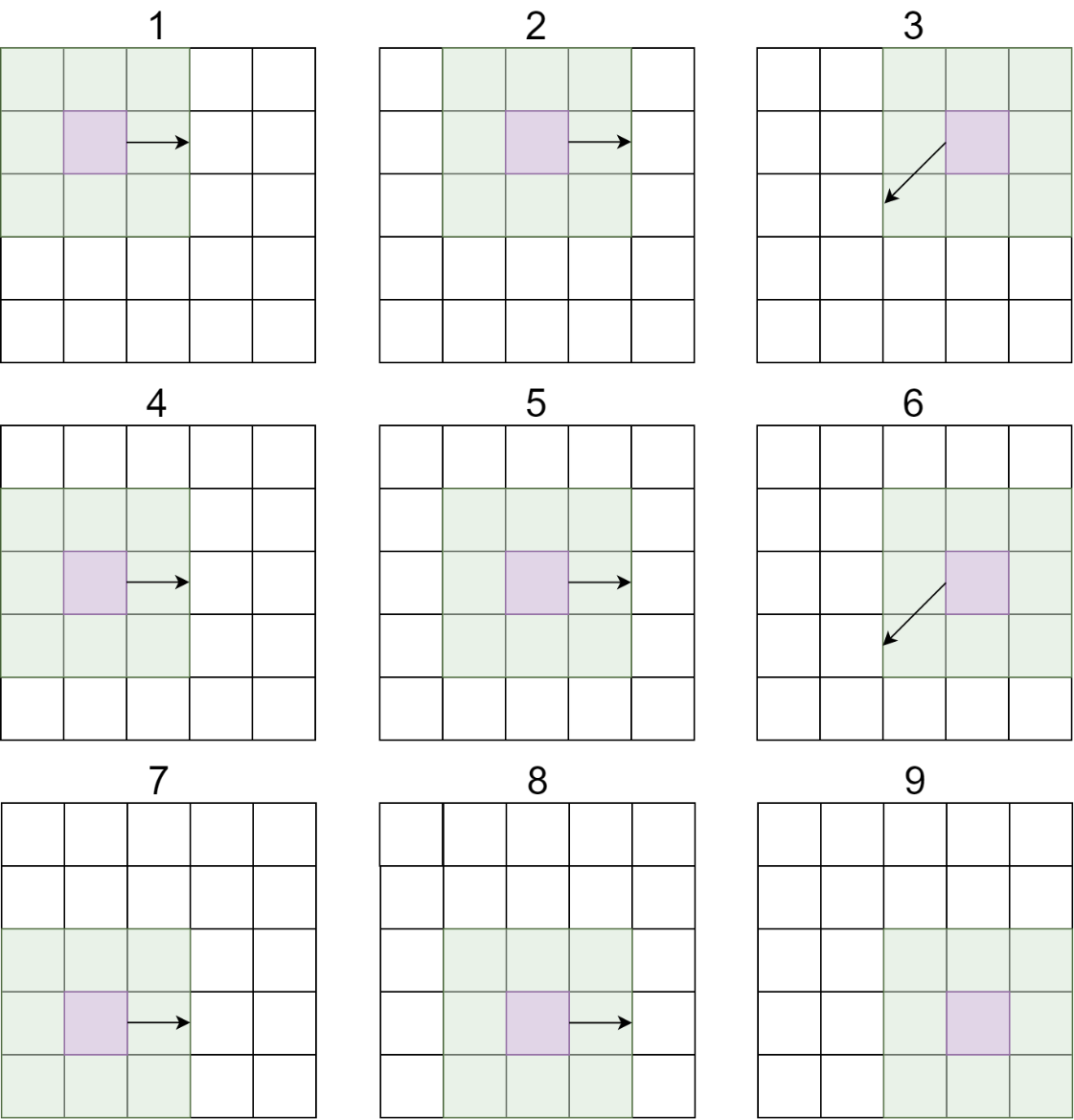
**

Рисунок 1 Процесс прохода окна по изображению с шириной окна N = 3.

Полученные данные преобразуются в одномерный массив и записываются в файл, либо переменную для дальнейшего использования. Рисунок 2 иллюстрирует, каким образом двумерные данные конвертируются в одномерный вектор.

Изображение выглядит как диаграмма

Автоматически созданное описание

Рисунок 2. Процесс преобразование матрицы в вектор. N - количество элементов в строке и количество строк

Изложенный алгоритм действий применяется последовательно ко всем изображениям.

* 1. Описание архитектуры

Архитектура нейронной сети состоит из полносвязных слоёв: входной слой, выходной и *L* скрытых, количество которых можно изменять. Для повышения качества работы модели используется нормировка данных между слоями[19]. В качестве функции активации выбрана ReLU[19]. ~~Количество нейронов входного слоя равняется квадрату ширины окна (). С выходным слоем сложнее: в задаче регрессии на выходе только один нейрон, если же задача классификации, в таком случае на выходе должен быть вектор длинной 255.~~ Общая структура нейронной сети для задачи регрессии и классификации приведены на рисунках 1 и 2 соответственно. Количество нейронов в слое также указано на изображении.

Изображение выглядит как текст

Автоматически созданное описание

Рисунок 3. Архитектура полносвязной нейронной сети для решения задачи регрессии.

Изображение выглядит как текст

Автоматически созданное описание

Рисунок 4. Архитектура полносвязной нейронной сети для решения задачи классификации.

* 1. Обучение модели

Обучение модели происходит на синтезированных данных. На вход подаётся случайная часть изображения – окно.

Для задачи регрессии используется среднеквадратичное отклонение в качестве функции потерь, которое сравнивает полученное одно числовое значение, характеризующее яркость пикселя с реальным значением яркости пикселя из изображения без шума.

Так как задаче классификации модель возвращает не одно значение, а вектор, то необходимо реальное значение пикселя предварительно закодировать также в вектор длины 256, состоящий из нулей и одной единицы, индекс которой в массиве характеризует яркость пикселя. Для обучения данной архитектуры используется перекрёстная энтропия.

Оптимизатором выбран алгоритм Adam[20]. Таким образом, происходит минимизация функции потерь и поиск минимума функции.

1. Фильтрация мультипликативного шума на РЛИ.
   1. Фильтрация изображения

Чтобы отфильтровать зашумлённое изображение с предварительно добавленными границами, о которых говорится в пункте 1, на вход модели подаётся окно, в котором модель предсказывает пиксель в центре. Таким образом, итеративным процессом удаётся восстановить исходное изображение без шума.

* 1. Описание метрик для оценки результата.

Для оценивания эффективности модели необходимо задать метрику, которая будет сравнивать отфильтрованное изображение с исходным. В данной работе оценивание производилось при помощи следующих алгоритмов: SSIM[21] и GMSD[22].

SSIM (Structural Similarity Index) позволяет оценить сходство между двумя изображениями, основываясь на их структурных характеристиках. Значение метрики SSIM формируется на основе трех факторов: яркости, контрастности и структуры.

Параметр яркости оценивает сходство между средними яркостями с помощью коэффициента яркости (l), который вычисляется по формуле 2:

где и – средние яркости эталонного и сравниваемого изображения соответственно, – константа для стабилизации деления на ноль.

Контрастность: Этот фактор оценивает сходство между стандартными отклонениями пикселей изображений. Оценивается с помощью коэффициента контрастности (c), который вычисляется по формуле 3:

где и – стандартные отклонения пикселей изображений соответственно, – константа для стабилизации деления на ноль.

Структура: данный коэффициент оценивает сходство между корреляцией пикселей изображений. Оценивается с помощью коэффициента структуры (s), который вычисляется по формуле 4:

где – ковариация между пикселями изображений, а – константа для стабилизации деления на ноль.

Общий коэффициент SSIM вычисляется как произведение трех вышеперечисленных коэффициентов по формуле 5:

где , и – весовые коэффициенты, которые задают важность каждого из факторов. Обычно, значения , и принимают равными 1, также сделано и в текущей работе.

GMSD (Gradient Magnitude Similarity Deviation) — это метод оценки качества изображения, который измеряет отклонение между градиентами эталонного и сравниваемого изображений, что делает ее более чувствительной к искажениям, связанным с высокочастотными деталями и текстурой, чем другие метрики, такие как PSNR или SSIM.

Градиент вычисляется обычной свёрткой изображения с линейным фильтром, например: Собеля, Щара, Прюитта. Последний используется для поставленной задачи в силу своей простоты.

Значения градиентов вычисляются для исходного и сравниваемого изображений соответственно по формулам 6 и 7 для каждой области

Где – матрицы линейного фильтра для соответствующих осей, – исходное и сравниваемое изображения соответственно, – оператор свёртки.

* 1. Оценка модели.

Результаты представлены в таблице 1. Оценка модели проводилась на 4778 оптических изображениях, на которые накладывался шум с распределением Рэлея.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Approach | Window size | Hidden layers | Neurons in hidden layers | Is normalized | SSIM | GMSD |
| Regression (Our) | 7x7 | 5 | 49, 49, 98, 147, 147, 1 | No | 0.875 | 0.056 |
| Regression (Our) | 7x7 | 5 | 49, 49, 98, 147, 147, 1 | Yes | 0.846 | 0.064 |
| Classification (Our) | 7x7 | 5 | 49, 49, 98, 147, 147, 256 | No |  |  |
| Classification (Our) | 7x7 | 5 | 49, 49, 98, 147, 147, 256 | Yes |  |  |
| CNN |  |  |  |  |  |  |
| Anis diff |  |  |  |  |  |  |

Таблица 2. Результаты работы нейронной сети с различными параметрами

Список используемом литературы

1. J.-S. Lee, “Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images,” Computer Graphics and Image Processing, vol. 17, no. 1, pp. 24 – 32, 1981. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/ science/article/pii/S0146664X81800056
2. V. S. Frost, J. A. Stiles, K. S. Shanmugan, and J. C. Holtzman, “A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-4, no. 2, pp. 157–166, March 1982.
3. D. Kuan, A. Sawchuk, T. Strand, and P. Chavel, “Adaptive restoration of images with speckle,” IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 35, no. 3, pp. 373–383, March 1987.
4. F. Argenti and A. Alparone, “Speckle removal from SAR images in the undecimated wavelet domain,” IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing , vol. 40, pp. 2363–2374, Nov. 2002.
5. F. Argenti, T. Bianchi, and A. Alparone, “Multiresolution MAP despeckling of SAR images based on locally adaptive generalized gaussian pdf modeling,” IEEE Transactions on Image Processing, vol. 15, no. 11, pp. 3385–3399, Nov. 2006.
6. M. Dai, C. Peng, A. K. Chan, and D. Loguinov, “Bayesian wavelet shrinkage with edge detection for SAR image despeckling,” IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 42, no. 8, pp. 1642– 1648, Aug. 2004.
7. C. Deledalle, L. Denis, and F. Tupin, “Iterative weighted maximum likelihood denoising with probabilistic patchbased weights,” IEEE Transactions on Image Processing, vol. 18, no. 12, pp. 2661–2672, Dec. 2009.
8. H. Zhong, J. Xu, and L. Jiao, “Classification based nonlocal means despeckling for SAR image,” proc. of SPIE, vol. 7495, Oct. 2009.
9. P. Coupe, P. Hellier, C. Kervrann, and C. Baril- ´ lot, “Bayesian non local means-based speckle filtering,” Proceedings of IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, pp. 1291–1294, May 2008.
10. B. Coll and J.-M. Morel, “A review of image denoising algorithms, with a new one,” SIAM Journal on Multiscale Modeling and Simulation, vol. 4, 01 2005.
11. G. Chierchia, D. Cozzolino, G. Poggi, and L. Verdoliva, “SAR image despeckling through convolutional neural networks,” in 2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), July 2017, pp. 5438–5441.
12. P. Wang, H. Zhang, and V. M. Patel, “SAR Image Despeckling Using a Convolutional Neural Network,” IEEE Signal Processing Letters, vol. 24, no. 12, pp. 1763–1767, Dec 2017.
13. Qianqian Zhang, Ruizhi Sun “SAR Image Despeckling Based on Convolutional Denoising Autoencoder” <https://arxiv.org/abs/2011.14627>
14. Dongyang Ao, Corneliu Octavian Dumitru, Gottfried Schwarz, Mihai Datcu. “Dialectical GAN for SAR Image Translation: From Sentinel-1 to TerraSAR-X” <https://arxiv.org/abs/1807.07778>
15. Vaswani A. et al. Attention is all you need //Advances in neural information processing systems. – 2017. – Т. 30. <https://arxiv.org/abs/1706.03762>
16. Radford A. et al. Robust speech recognition via large-scale weak supervision //arXiv preprint arXiv:2212.04356. – 2022. https://arxiv.org/abs/2212.04356
17. Dosovitskiy A. et al. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale //arXiv preprint arXiv:2010.11929. – 2020. https://arxiv.org/abs/2010.11929
18. Li H. et al. DnSwin: Toward real-world denoising via a continuous Wavelet Sliding Transformer //Knowledge-Based Systems. – 2022. – Т. 255. – С. 109815. https://arxiv.org/abs/2207.13861
19. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, & Aaron Courville (2016). Deep Learning. MIT Press.
20. Kingma, D. P. & Ba, J. (2014). Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint arXiv:1412.6980. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>
21. Wang Z, Bovik AC, Sheikh HR, Simoncelli EP. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. IEEE Trans Image Process. 2004 Apr;13(4):600-12. doi: 10.1109/tip.2003.819861. PMID: 15376593.
22. B. Zhang, P. V. Sander and A. Bermak, "Gradient magnitude similarity deviation on multiple scales for color image quality assessment," 2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), New Orleans, LA, USA, 2017, pp. 1253-1257, doi: 10.1109/ICASSP.2017.7952357.