**SAR**

Радиолокационные системы с синтезированной апертурой (Synthetic Aperture Radar, SAR) используют электромагнитные волны, чтобы получить изображения земной поверхности. Сигналы, отраженные от земной поверхности, принимаются системой, которая движется вдоль поверхности Земли. Этот процесс сбора данных позволяет создать синтетическую апертуру большой длины, что в свою очередь позволяет получить радиолокационные изображения с высоким разрешением и детализацией.

Одним из главных преимуществ радиолокационных изображений является их способность проникать сквозь облака, дым, туман, дождь и другие атмосферные помехи, которые могут мешать визуальным изображениям. Кроме того, радиолокационные системы могут работать в темное время суток и в условиях плохой видимости. Это делает их очень полезными для наблюдения за земной поверхностью в условиях, когда другие методы получения данных о земной поверхности могут быть недоступны.

Изображения SAR находят широкое применение в различных областях, включая геодезию, картографию, экологию, геологию, сельское хозяйство и безопасность. Изображения SAR также используются для изучения климата и погоды, контроля за площадями лесных пожаров, мониторинга изменений ледников и ледяного покрова, а также для поиска и спасения людей в экстремальных условиях.

Кроме того, изображения SAR могут быть использованы для получения трехмерной информации о земной поверхности, а также для выявления скрытых объектов под землей или внутри зданий. Они также могут быть использованы для создания детальных карт местности и навигационных систем.

**Speckle noise**

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 объектов, радиолокационные волны могут испытывать изменения фазы и амплитуды при отражении от объектов в окружающей среде. Когда эти волны пересекаются, отражаются от разных объектов в окружающей среде, они могут взаимодействовать друг с другом, вызывая интерференцию, что приводит к появлению спекл-шума на изображении.

Спекл-шум может затруднять визуальное анализирование радиолокационных изображений и понижать качество автоматической обработки изображений, такую как сегментация объектов, классификация, детектирование и д р. Поэтому, чтобы получить более точную и чистую информацию из радиолокационных изображений, необходимо производить фильтрацию спекл-шума.

**Related work**

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

Первые подходы к фильтрации радиолокационных изображений были представлены ещё в прошлом веке с момента появления самих радиолокационных изображений. Изначально разработанные методы опирались на использование статистических данных(spatial domain) 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 статистических данных только в одной области(без частотной). Использование 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, 9]. Один из первых таких фильтров: Non-local means filter [10], 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[11] 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 [11] 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 [12] 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[13].

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.

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.

Отдельно можно выделить комбинации подходов. Например, использование вейвлет-преобразования и глубокой нейронной сети на базе Трансформеров показало неплохие результаты [14]. Ключевая идея заключае5тся в извлечении высокочастотной и низкочастотной информации с последующим нахождением зависимостей между ними при помощи механизма внимания, который заложен в основе работы Трансформеров.

**Описание модели**

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 NxN, 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 датасета

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 3\*3, к которому добавили границы, равные размеру окна где ширина окна составляет 3 и шаг окна равняется 1

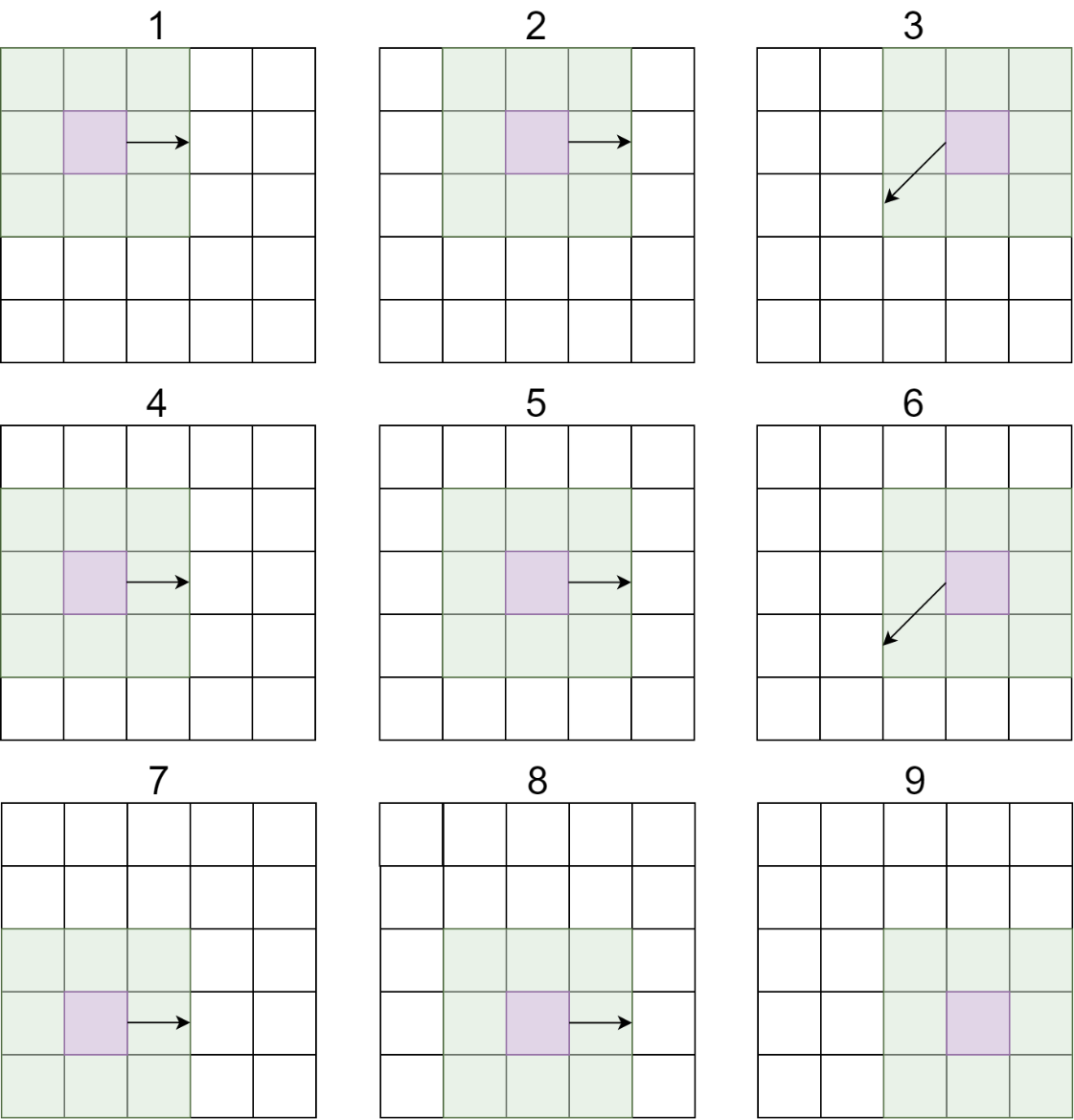
**

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 обучения. Рисунок 2 иллюстрирует, каким образом двумерные данные конвертируются в одномерный вектор.

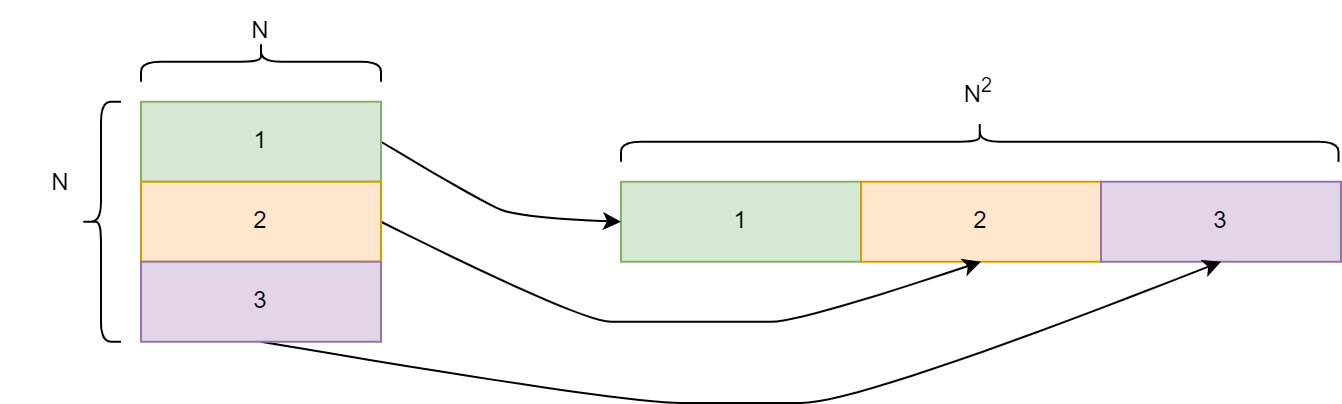


Рисунок 2. Процесс преобразование матрицы в вектор. N - количество элементов в строке и количество строк

Изложенный алгоритм действий применяется последовательно ко всем изображениям.

1. Описание модели

Архитектура нейронной сети состоит из полносвязных слоёв: входной слой, выходной и n скрытых, количество которых можно изменять. На выходе каждого слоя, кроме последнего, используется слой для нормирования данных[] и функция активации. В качестве функции активации выбрана ReLU[]. 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 приведена на рисунке (…)

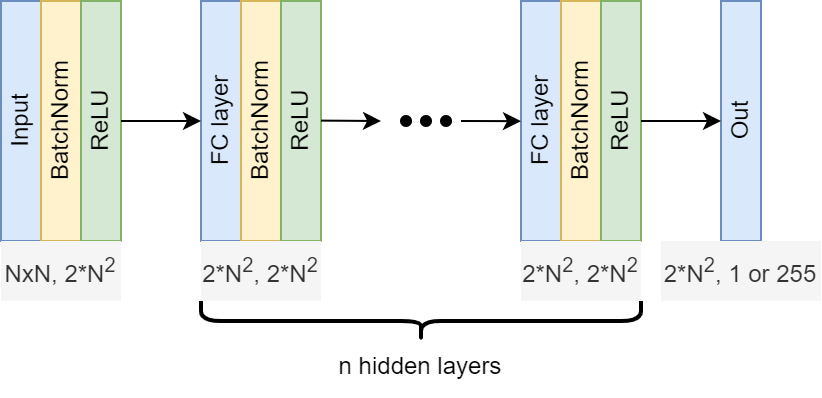


Рисунок 3. Архитектура полносвязной нейронной сети

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 255, состоящий из нулей и одной единицы, индекс которой в массиве характеризует яркость пикселя. Для обучения данной архитектуры используется перекрёстная энтропия[].

Оптимизатором выбран алгоритм Adam[16]. Таким образом, происходит минимизация функции потерь и поиск минимума функции.

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. Оценка модели

Для оценивания эффективности модели необходимо задать метрику, которая будет сравнивать отфильтрованное изображение с исходным. В данной работе оценивание производилось при помощи метрик SSIM[17] и GMSD[18]. Результаты представлены в таблице 1. Оценка модели проводилась на 4778 оптических изображениях, на которые накладывался шум с распределением Рэлея.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Main task | Window size | Hidden layers | Neurons in hidden layers | Is normalized | SSIM | GMSD |
| Regression | 7x7 | 5 | 49, 49, 98, 147, 147, 1 | No | 0.875 | 0.056 |
| Regression | 7x7 | 5 | 49, 49, 98, 147, 147, 1 | Yes | 0.846 | 0.064 |
| Classification | 7x7 | 5 | 49, 49, 98, 147, 147, 256 | No |  |  |
| Classification | 7x7 | 5 | 49, 49, 98, 147, 147, 256 | Yes |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |

Таблица 1. Результаты работы нейронной сети с различными параметрами

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. Тузова А.А., Павлов В.А., Белов А.А. Подавление мультипликативного шума на радиолокационных изображениях. Известия высших учебных заведений России. Радиоэлектроника. 2021;24(4):6-18. https://doi.org/10.32603/1993-8985-2021-24-4-6-18
11. 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.
12. 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.
13. 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.
14. K. Zhang, W. Zuo, Y. Chen, D. Meng, and L. Zhang, “Beyond a gaussian denoiser: Residual learning of deep cnn for image denoising,” IEEE Transactions on Image Processing (TIP), vol. PP, 08 2016.
15. 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
16. Kingma, D. P. & Ba, J. (2014). Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint arXiv:1412.6980. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>
17. 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.
18. 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.