



Метод фильтрации спекл-шума изображений, полученных с помощью радаров с синтезированной апертурой на основе вейвлет-преобразования и нелокального усреднения

B.T. Чинь

Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина

Аннотация: В статье описывается метод фильтрации спекл-шума изображений, полученных с помощью радаров с синтезированной апертурой на основе вейвлет-преобразования и нелокального усреднения. Предложенный метод основан на использовании пространственно-частотного представления изображения и анализа сходства локальных структур вейвлет-коэффициентов в субполосах. Результаты экспериментов показывают, что разработанный метод превосходит некоторые известные методы по таким метрикам, как среднеквадратичная ошибка, пиковое отношение сигнал-шум и индекс структурного сходства, а также по субъективной визуальной оценке. Метод обеспечивает эффективную фильтрацию спекла при сохранении мелких деталей, контрастных границ и корректном восстановлении яркости фона без возникновения заметных артефактов.

Ключевые слова: радиолокационное изображение, радар с синтезированной апертурой, спекл-шум, фильтрация изображений, вейвлет-преобразование, пороговая обработка, метод нелокального усреднения.

Введение

Радары с синтезированной апертурой (РСА) являются эффективными средствами дистанционного зондирования Земли, обеспечивающими получение радиолокационных изображений с высоким пространственным разрешением независимо от метеорологических условий и уровня освещённости [1, 2]. Способность РСА преодолевать атмосферные препятствия, включая плотные облачные покровы и интенсивные осадки, обуславливает их широкое применение в различных областях дистанционного зондирования. Несмотря на указанные преимущества, изображения, формируемые РСА, подвержены деградации, вызванной спекл-шумом. Данный тип шума является мультиплитативным и возникает вследствие интерференции когерентных электромагнитных волн, отраженных от поверхности [3]. Его присутствие приводит не только к ухудшению визуального качества изображений, но и затрудняет выполнение



автоматизированных задач анализа данных, включая сегментацию и классификацию. Классические методы фильтрации спекл-шума, включая медианный фильтр, а также адаптивные фильтры Фроста и Ли [4], демонстрируют значительные ограничения в обеспечении баланса между подавлением шума и сохранением мелких деталей изображения [5]. В последнее время активно исследуются методы обработки изображений, основанные на вейвлет-преобразовании. Вейвлет-преобразование обеспечивает мультимасштабное представление изображения, разлагая его на низкочастотную компоненту (аппроксимацию), содержащую основную структурную информацию, и высокочастотные компоненты, отражающие локальные особенности, такие как края, текстуры и мелкие детали [6 – 8]. Такое представление позволяет выделять полезный сигнал на фоне шума, поскольку шум в изображениях преимущественно концентрируется в высокочастотных компонентах. Наиболее распространённым подходом к фильтрации шума на основе вейвлет-преобразования является пороговая обработка вейвлет-коэффициентов — метод, отличающийся вычислительной простотой и обеспечивающий относительно высокую эффективность подавления шума [9]. Вместе с тем, определение оптимального порогового значения, способного одновременно обеспечить эффективное подавление шума и сохранение значимых вейвлет-коэффициентов, соответствующих текстурным деталям изображения, представляет собой сложную задачу, особенно для РСА-изображений, где шум носит мультипликативный характер и часто не соответствует стандартным статистическим моделям, используемым для оценки порогового значения. Таким образом, несмотря на теоретическую обоснованность и широкое применение, методы пороговой обработки оказываются недостаточными для достижения высокой эффективности фильтрации спекл-шума РСА-изображений, что обуславливает необходимость их сочетания с более продвинутыми методами.



В данной работе предлагается обработка вейвлет-коэффициентов с использованием метода нелокального усреднения (Non-Local Means – NLM), основанного на идее, что похожие патчи в изображении встречаются многоократно [10]. Вместо локального усреднения метод NLM использует взвешенное усреднение всех патчей, где веса зависят от степени их сходства. В отличие от классической реализации, в данной работе метод NLM применяется не к исходному изображению, а к вейвлет-коэффициентам, что позволяет учитывать частотно-пространственную структуру изображения и повысить эффективность подавления спекл-шума. Результаты моделирования показывают, что метод превосходит как традиционные методы вейвлет-фильтрации с пороговой обработкой, так и классический метод NLM, применяемый на пиксельном уровне.

Постановка задачи

В обработке изображений применяется двумерное дискретное вейвлет-преобразование (ДВП). На каждом уровне ДВП осуществляется декомпозиция входного изображения (или аппроксимации предыдущего уровня) на четыре субполосы: одну низкочастотную (аппроксимации, LL) и три высокочастотные (LH , HL , HH), соответствующие деталям в горизонтальном, вертикальном и диагональном направлениях [6 – 8]. При увеличении уровня декомпозиции размер получаемых субполос уменьшается вдвое вследствие применения операции децимации. Стационарное вейвлет-преобразование (СВП) является модификацией ДВП, отличающейся отсутвием операции децимации на каждом уровне разложения. Это позволяет сохранить исходный размер изображения на всех уровнях декомпозиции и обеспечивает инвариантность к сдвигу, что крайне важно для точного восстановления изображения без искажений. С другой стороны, метод NLM основан на предположении, что схожие патчи могут присутствовать в различных областях изображения, и их можно использовать

для взаимного усреднения с целью подавления шума [10]. В отличие от локальных методов, таких как гауссово размытие или медианная фильтрация, которые учитывают только соседние пиксели, метод NLM выполняет поиск схожих структур по всему изображению.

Пусть Y – искаженное изображение, а \hat{X} – оценка оригинала. Тогда значение пикселя в точке j оценивается как:

$$\hat{X}(j) = \frac{1}{C(j)} \sum_{i \in \Omega} w(i, j) Y(i),$$

где Ω – область поиска похожих патчей; $w(i, j)$ – вес, отражающий степень сходства между патчами вокруг пикселей i и j ; $C(j) = \sum_{i \in \Omega} w(i, j)$ – нормировочная константа.

Вес определяется по следующей формуле:

$$w(i, j) = \exp\left(-\frac{\|P_i - P_j\|_{2,h}^2}{h^2}\right),$$

где P_i , P_j – патчи вокруг пикселей i и j ; $\|P_i - P_j\|_{2,h}^2$ – взвешенная евклидова норма; h – параметр, контролирующий чувствительность к шуму.

Несмотря на свою эффективность в подавлении аддитивного гауссовского шума, при непосредственном применении к изображению метод NLM обрабатывает все пространственные компоненты одинаково, не различая низко- и высокочастотные структуры. Это может привести к потере мелких деталей или к неполному подавлению шума в однородных областях.

Таким образом, целью данной работы является разработка алгоритма фильтрации спектра РСА-изображений, в котором метод NLM не применяется непосредственно к изображению на уровне пикселей, а используется для обработки вейвлет-коэффициентов, полученных в результате СВП.



Обработка вейвлет-коэффициентов методом NLM.

Алгоритм фильтрации предлагает следующую последовательность шагов:

Шаг 1. Прямое вейвлет-преобразование.

К зашумлённому изображению применяется СВП первого уровня, в результате чего формируются четыре субполосы (LL_1, LH_1, HL_1, HH_1).

Шаг 2. Оценка уровня шума.

Для оценки стандартного отклонения шума σ используются коэффициенты самой высокочастотной субполосы HH_1 , поскольку они в основном содержат шумовую компоненту:

$$\sigma = \frac{median(|HH_1|)}{0,674}.$$

Шаг 3. Обработка субполос вейвлет-коэффициентов.

Коэффициенты субполосы аппроксимации (LL_1) обрабатываются непосредственно методом NLM, поскольку в этой субполосе сосредоточены низкочастотные компоненты — в частности, гладкие области, крупномасштабные формы и общая геометрия объектов. Из-за относительно низкой чувствительности коэффициентов субполосы LL_1 к шуму применение метода NLM к данной субполосе обеспечивает эффективное подавление шумов в низкочастотной составляющей изображения, при этом сохраняется глобальная структура изображения.

В отличие от низкочастотных коэффициентов (LL_1), высокочастотные коэффициенты (LH_1, HL_1, HH_1) наиболее чувствительны к шуму. Поэтому обработка таких вейвлет-коэффициентов осуществляется в два последовательных этапа. На первом этапе применяется метод пороговой обработки с использованием адаптивного порога BayesShrink [9]. Предварительная пороговая обработка позволяет значительно снизить количество шумовых коэффициентов. Это не только ускоряет последующий этап поиска похожих патчей в рамках метода NLM, но и повышает его



точность, способствуя лучшему сохранению важных деталей. На втором этапе к полученным после пороговой обработки субполосам деталей применяется метод NLM, направленный на удаление остаточного шума и устранение артефактов, возникающих в результате пороговой обработки.

Шаг 4. Обратное вейвлет-преобразование.

Выполняется обратное СВП над обработанными субполосами вейвлет-коэффициентов. В результате получается оценка оригинала изображения.

Экспериментальная часть

Эффективность предложенных методов оценивалась с помощью программной реализации на языке Python. В качестве тестового набора использовалась база данных изображений TAMPERE17 [11], содержащая эталонные неискажённые 8-разрядные в градации серого изображения размером 512×512 пикселей. Моделирование спекл-шума осуществлялось с использованием встроенных функций библиотеки NumPy, при этом дисперсия шума варьировалась в диапазоне от 0,01 до 0,08, что позволило оценить устойчивость разработанного метода к различным уровням шума.

Сравнительный анализ эффективности методов фильтрации, включая вейвлет-фильтрацию с пороговой обработкой, фильтр Ли, классический метод NLM и предложенный метод, представлен в табл. 1. В ней содержатся средние значения метрик таких как среднеквадратичная ошибка (СКО), пиковое отношение сигнал-шум (ПОСШ) и индекс структурного сходства (Structural Similarity Index Measure – SSIM), полученные на основе 10 экспериментов, выполненных с использованием 10 различных изображений.

Визуальная оценка результатов выполнена на одном из тестовых изображений при дисперсии шума $\sigma^2 = 0,05$. На рис. 1, а представлено исходное изображение без шума, а на рис. 1, б – его зашумлённая версия. Результаты обработки с использованием различных методов показаны на

рис. 1, в, г, д, е: соответственно, фильтр Ли, вейвлет-фильтрация с пороговой обработкой, классический метод NLM и предложенный метод.

Таблица №1

Результаты экспериментов

Дисперсия шума	Зашумлённое изображение	Восстановленное изображение			
		Фильтр Ли	Вейвлет-фильтрация	Метод NLM	Предложенный метод
СКО ($\times 10^{-3}$)					
0,01	3,56	3,26	2,15	2,14	1,76
0,02	6,79	5,80	3,67	2,53	2,54
0,03	9,82	8,11	5,07	3,57	3,21
0,04	12,76	10,21	6,45	5,44	3,84
0,05	15,62	12,20	7,88	8,06	4,50
0,06	18,36	14,51	9,27	11,11	5,14
0,07	21,02	17,02	10,76	14,34	5,87
0,08	23,65	18,76	12,35	17,63	6,77
ПОСШ					
0,01	24,75	25,38	27,04	27,57	28,90
0,02	21,93	23,11	24,68	26,61	27,03
0,03	20,31	21,69	23,24	25,04	25,85
0,04	19,16	20,84	22,18	23,18	24,95
0,05	18,28	20,09	21,30	21,44	24,17
0,06	17,58	19,24	20,59	20,02	23,51
0,07	16,98	18,50	19,93	18,88	22,87
0,08	16,46	18,21	19,33	17,95	22,18
SSIM					
0,01	0,73	0,74	0,78	0,80	0,85
0,02	0,64	0,68	0,71	0,78	0,80
0,03	0,58	0,62	0,66	0,73	0,77
0,04	0,53	0,59	0,62	0,67	0,74
0,05	0,50	0,55	0,59	0,61	0,72
0,06	0,47	0,52	0,56	0,57	0,69
0,07	0,45	0,49	0,53	0,53	0,67
0,08	0,43	0,48	0,51	0,50	0,63

Анализ результатов эксперимента, представленных в табл. 1 показывает, что предложенный метод превосходит другие методы по всем используемым метрикам качества (СКО, ПОСШ, SSIM). Это свидетельствует о высокой

эффективности подавления спекл-шума при сохранении структурной характеристики изображения.

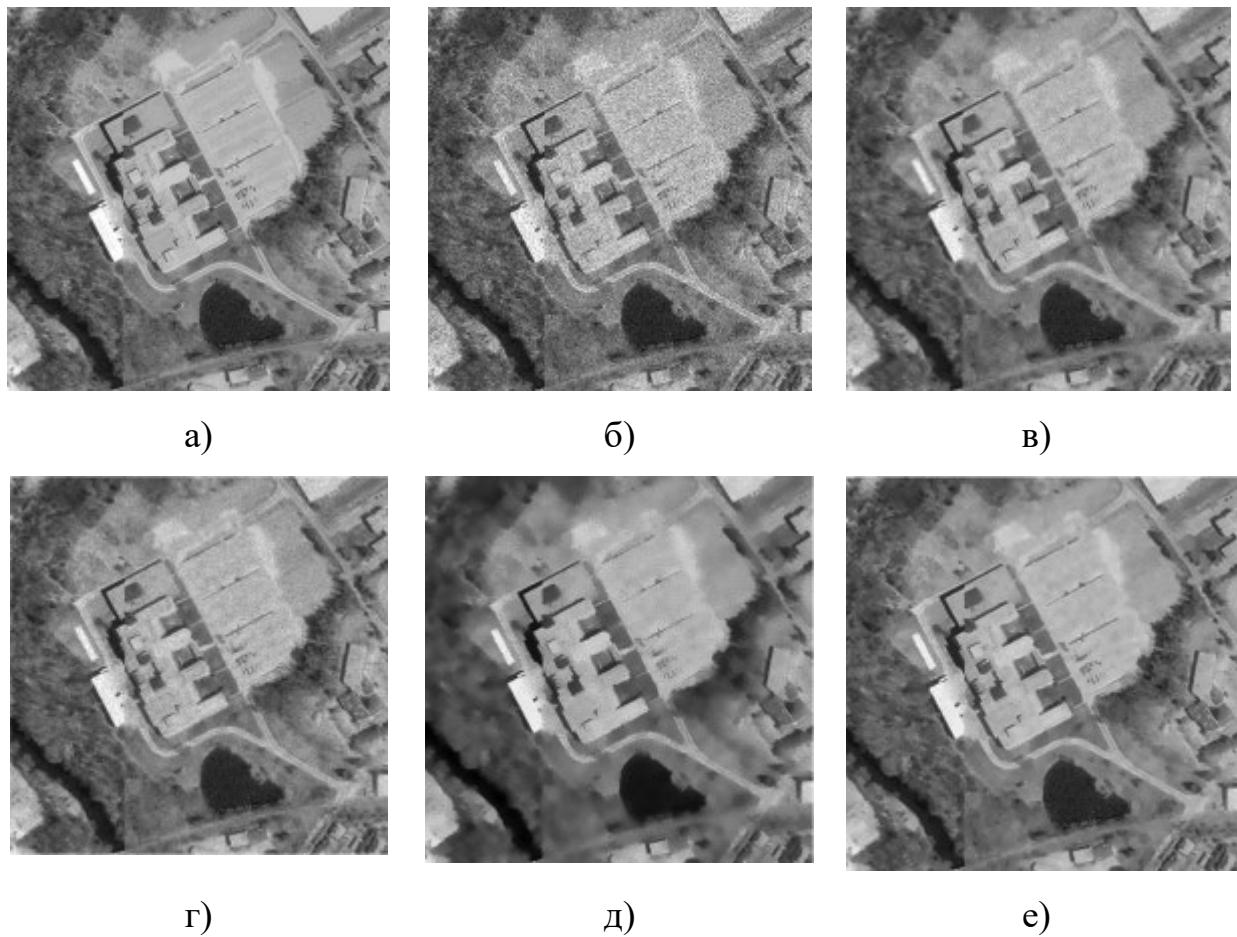


Рис. 1. – Результаты обработки тестового изображения

Визуальный анализ результатов обработки, представленных на рис. 1, дополнительно подтверждает полученные выводы. Несмотря на учет локальных характеристик изображения, применение фильтра Ли демонстрирует ограниченную эффективность. На изображении, обработанном фильтром Ли, особенно в однородных областях, остается заметная «зернистость». Метод вейвлет-фильтрации с пороговой обработкой (рис. 1, г) значительно снижает спекл, но также сопровождается появлением артефактов, особенно вблизи контрастных границ объектов. Классический метод NLM (рис. 1, д) эффективно подавляет шум в однородных областях



изображения, но склонен к чрезмерному сглаживанию, приводящему к потере мелких деталей и размытию текстурных структур.

В отличие от других методов, предложенный метод (рис. 1, е) обеспечивает компромисс между подавлением шума и сохранением текстуры: он достигает значительного снижения уровня спекл-шума при сохранении границ объектов, не вносит артефактов и корректно восстанавливает яркость фона.

Заключение

В данной работе представлен метод фильтрации спекл-шума, основанный на комбинированной обработке вейвлет-коэффициентов с использованием метода NLM. Экспериментальные исследования, проведённые на тестовых изображениях, показали, что разработанный метод превосходит другие методы – фильтр Ли, классический метод NLM и вейвлет-фильтрацию с пороговой обработкой – по эффективности фильтрации спекл-шума в РСА-изображениях. Преимущества предложенного метода подтверждены как объективными метриками качества (СКО, ПОСШ, SSIM), так и результатами субъективной визуальной оценки: он обеспечивает существенное снижение спекл-шума при сохранении деталей, контрастных границ и яркости фона, не вызывая артефактов. Полученные результаты свидетельствуют о высокой перспективности дальнейшего развития и применения данного метода в задачах обработки зашумлённых изображений, особенно в области дистанционного зондирования Земли.

Литература

1. Moreira A. A tutorial on synthetic aperture radar // IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine. 2013. Vol. 1. №. 1. pp. 6-44.
2. Chen K.S. Principles of Synthetic Aperture Radar Imaging: A System Simulation Approach. Boca Raton: CRC Press. 2015. 472 p.



-
3. Goodman J.W. Some fundamental properties of speckle // Journal of the Optical Society of America. 1976. Vol. 66. №. 11. pp. 1145-1150.
 4. Lee J.S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1980. Vol. PAMI-2. №. 2. pp. 165-168.
 5. Gonzalez R.C., Woods R.E., Digital Image Processing, 4th ed. Pearson, 2018. 1019 p.
 6. Бергерман М.В. Анализ влияния точности представления данных на качество вейвлет-обработки изображений с вычислениями по методу Винограда // Инженерный вестник Дона, 2025, №3 URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2025/9928/.
 7. Бехтин Ю.С., Емельянов С.Г., Титов Д.В. Теоретические основы цифровой обработки изображений встраиваемых оптико-электронных систем. М.: АРГАМАК-МЕДИА, 2016. 296 с.
 8. Ляшева М.М., Ляшева С.А., Трегубов В.М., Шлеймович М.П. Метод сжатия изображений на основе анализа весов детализирующих коэффициентов вейвлет-преобразования // Инженерный вестник Дона, 2024, №10 URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2024/9574/.
 9. Chang S.G., Yu B., Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression // IEEE Transactions on Image Processing. 2000. Vol. 9. №. 9. pp. 1532-1546.
 10. Buades A., Coll B., Morel J.M. A non-local algorithm for image denoising // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR05). 2005. Vol. 2. pp. 60-65.
 11. TAMPERE17 noise-free image database. URL: webpages.tuni.fi/imaging/tampere17/.



References

1. Moreira A. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine. 2013. Vol. 1. №. 1. pp. 6-44.
2. Chen K.S. Principles of Synthetic Aperture Radar Imaging: A System Simulation Approach. Boca Raton: CRC Press, 2015. 472 p.
3. Goodman J.W. Journal of the Optical Society of America. 1976. Vol. 66. №. 11. pp. 1145-1150.
4. Lee J.S. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1980. Vol. PAMI-2. №. 2. pp. 165-168.
5. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital Image Processing, 4th ed. Pearson, 2018. 1019 p.
6. Bergerman M.V. Inzhenernyj vestnik Dona, 2025, №3. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2025/9928/.
7. Bekhtin Yu.S., Emelianov S.G., Titov D.V. Teoreticheskie osnovy cifrovoj obrabotki izobrazhenij vstraivaemyh optiko-jelektronnyh sistem [Theoretical foundations of digital image processing of embedded optical-electronic systems]. M: ARGAMAK-MEDIA, 2016. 296 p.
8. Ljasheva M.M., Ljasheva S.A., Tregubov V.M., Shlejmovich M.P. Inzhenernyj vestnik Dona, 2024, №10. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2024/9574/.
9. Chang S.G., Yu B., Vetterli M. IEEE Transactions on Image Processing. 2000. Vol. 9. №. 9. pp. 1532-1546.
10. Buades A., Coll B., Morel J.M. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR05). 2005. Vol. 2. pp. 60-65.
11. TAMPERE17 noise-free image database. URL: webpages.tuni.fi/imaging/tampere17/.

Авторы согласны на обработку и хранение персональных данных.

Дата поступления: 15.12.2025 Дата публикации: 7.02.2026