

УДК 621.396.11

Цели, методы и алгоритмы локально-адаптивной устойчивой фильтрации радиолокационных изображений

В. В. Лукин

Харківський авіаційний інститут ім. М. Є. Жуковського, Харків

Надійшла до редакції 15.12.97

Розглядаються цілі, засоби та алгоритми завадостійкої локально-адаптивної фільтрації радіолокаційних зображень, спотворених мультиплікативними та імпульсними шумами, які дозволяють ефективно подавити шуми та усунути імпульси і водночас забезпечити збереження меж об'єктів та деталей. Властивості фільтрів проілюстровано для реальних даних дистанційного зондування.

ВВЕДЕНИЕ

Радиолокационные средства дистанционного зондирования поверхности Земли и океана с аэрокосмических носителей находят широкое применение для решения разнообразных задач благодаря более надежному функционированию в неблагоприятных погодных условиях по сравнению с системами оптического и инфракрасного диапазонов, непрерывно улучшаемому разрешению на основе создания новых методов и совершенствования технологии, обеспечению реальной возможности извлечения из радиоданных такой информации, которую не удастся получить с помощью систем других диапазонов электромагнитных волн [5, 14, 36]. При этом все более заметной является тенденция к созданию многоканальных комплексов дистанционного зондирования, включающих подсистемы с различными длинами волн и поляризациями излучаемых и принимаемых сигналов или существенно отличающихся пространственной разрешающей способностью радиолокаторов, что позволяет в результате совместной обработки резко повысить надежность интерпретации радиолокационной информации, осуществлять одновременное измерение нескольких параметров объектов и их распознавание [14, 17, 36].

© В. В. ЛУКИН, 1998

Вместе с тем качество первичных радиолокационных изображений, как правило, недостаточно высоко для непосредственной интерпретации. Это связано со следующими обстоятельствами. Во первых, даже на изображениях, сформированных радиолокаторами бокового обзора (РБО), есть значительный мультипликативный шум с относительной дисперсией 0.003—0.03. И если закон распределения мультипликативных помех для РБО-изображений близок к гауссовскому, то для изображений, формируемых радиолокаторами с синтезированной апертурой (РСА), особенно однозглядовыми, уровень мультипликативных помех (спекла) еще выше. При этом их распределение не является симметричным: это рэлеевское или экспоненциальное распределение для однозглядовых РСА (в зависимости от используемой методики формирования выходного эффекта) или Г-распределение для многозглядовых РСА-изображений [2].

Во-вторых, соседние отсчеты радиолокационных изображений во многих практических ситуациях характеризуются значительной коррелированностью мультипликативных помех [10, 39], что обусловлено неопределенной дискретизацией данных и влиянием аппаратной функции. Это свойство может быть как позитивным, так и негативным. С

одной стороны, его учет позволяет отличать малоразмерные объекты от неинформационных выбросов (импульсных шумов) и сохранять такие объекты при последующей обработке. С другой стороны, оценки эффективности различных алгоритмов фильтрации, детектирования границ и т. д., полученные в рамках упрощенных моделей, предполагающих некоррелированность помех, оказываются мало применимыми для реальных данных.

В-третьих, импульсные помехи, возникающие, в частности, вследствие сбоя аппаратуры, ошибок кодирования-декодирования информации способны серьезно затруднить интерпретацию радиоизображений, ограничить круг применимых алгоритмов обработки данных [38].

Наконец, заметное негативное влияние на качество формируемых изображений могут оказать и другие факторы: аддитивные шумы, характеристики направленности антенн РСА и РБО, нестабильности траектории движения носителя, неоптимальность алгоритма обработки сигналов, условия распространения колебаний в турбулентной атмосфере и осадках [7, 11, 13, 18]. Однако мы остановимся в первую очередь на анализе алгоритмов подавления мультипликативных и импульсных помех, полагая эти факторы основными.

ЦЕЛИ ФИЛЬТРАЦИИ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Фильтрация является важным этапом вторичной обработки данных дистанционного зондирования. Существует большое число работ [1, 2, 4, 6, 9, 13, 16, 22, 24, 25, 27, 31, 32, 39], посвященных обсуждению свойств разнообразных фильтров. Однако в последнее время появилось значительное число новых оригинальных эффективных алгоритмов фильтрации, например, КИХ (с конечной импульсной характеристикой) — медианные гибридные фильтры [12, 30], совсем не упоминавшиеся в обзорах [1, 2]; фильтры на основе максимальной апостериорной плотности вероятности [16], алгоритмы вторичной обработки изображений на основе гибкой логики и экспертных систем [23, 28, 34, 37]. Во-вторых, в большинстве работ помехи полагаются пространственно-некоррелированными, а доминирующим фактором считаются аддитивные шумы. Лишь относительно немногие публикации, специально ориентированные на анализ алгоритмов вторичной обработки радиоизображений, учитывают перечисленные выше эффекты [3, 24]. Поэтому к настоящему моменту времени не проведено тщательное сравнение эффективности различных

фильтров для ситуаций, типичных при обработке радиолокационных изображений. В-третьих, особо сложным случаем следует считать задачу фильтрации однозглядовых РСА-изображений. Ряд фильтров, хорошо проявивших себя в менее сложных условиях (например, сигма-фильтр [2]) оказываются неприменимыми или приводят к нежелательным специфическим эффектам при обработке изображений, сформированных однозглядовыми РСА. Поэтому вопрос о выборе типов и оптимизации характеристик фильтров, пригодных для практических приложений, по-прежнему остаётся актуальным.

Ограничивают выбор и применение известных фильтров при обработке радиоизображений противоречивые требования к их основным свойствам. Так, желательно одновременно достичь эффективного подавления мультипликативных помех на однородных участках, надежно устранить импульсные шумы, сохранить малоразмерные детали и границы, обеспечить быстроедействие и простоту реализации, сохранить средний уровень значений радиоизображений для однородных участков одновременно [22, 27]. Опыт показывает, что такой компромисс, как правило, удается обеспечить на основе нелинейных локально-адаптивных алгоритмов [3, 6, 22, 24, 25, 27], включающих пространственные подструктуры (по крайней мере при обработке локально-активных участков [12, 25, 30]) и учитывающих значение изображения в центральном элементе скользящего окна с большим весом, чем остальные [3, 12, 24, 30]. Действительно, поскольку изображения являются пространственно нестационарными процессами и для анализа эффективности их обработки сложно использовать единственный критерий, то применение локально-адаптивного подхода (data-dependent) позволяет реализовать преимущества различных фильтров или алгоритмов в зависимости от результатов предварительного распознавания фрагмента изображения для текущего положения скользящего окна. В простейших случаях распознавание проводится с целью выделить локально-пассивные фрагменты (однородные участки изображений, иногда с небольшим количеством выбросов) и локально-активные области (окрестности границ, мелких деталей, иногда выбросов). Возможно и распознавание большего числа вариантов [28, 34, 37].

Теми же причинами обусловлен и тот факт, что нелинейные алгоритмы фильтрации, как правило, обеспечивают лучшие результаты (сохранение границ и мелких деталей, робастность по отношению к выбросам), чем линейные. Неплохо проявили себя и фильтры, сочетающие линейную и нелиней-

ную обработку [3, 12, 30]. Наконец, анализ способности различных алгоритмов сохранять мелкие детали и границы при одновременном устранении выбросов [24, 31] показывает, что для этого необходимо использовать фильтры, с большим весом принимающие во внимание значение центрального пикселя скользящего окна и ближайших к нему отсчетов (с различной пространственной ориентацией), но при этом характеризующиеся явной нелинейностью свойств. Такими алгоритмами являются в той или иной степени КИХ-гибридные медианные фильтры [12, 30], медианный фильтр с взвешенным центральным значением [15, 35], модифицированный сигма-фильтр [29]. Фильтры Ли и Фроста [3, 9] также частично основаны на аналогичных идеях, но они не являются робастными и нуждаются в модификации для обеспечения приемлемой степени устойчивости к воздействию импульсных помех.

Требования обеспечить эффективное подавление мультипликативных помех при сохранении среднего уровня на однородных участках обусловлено решаемыми при последующей обработке изображений задачами оценки эффективной поверхности рассеивания (ЭПР) объектов, по которой затем измеряются их био- и геофизические характеристики с использованием моделей отражаемых сигналов. Сохранение границ и малоразмерных объектов важно для многих приложений — сегментации, обнаружения и локализации объектов, взаимной привязки и совмещения изображений и т. д. [24, 32].

Высокое быстродействие алгоритмов фильтрации рассматриваемого класса обеспечивается за счет комплексного использования следующих методик и алгоритмов: представления исходных и выходных данных в виде массивов целых, чаще байтовых чисел; реализации быстрых алгоритмов сортировки данных и рекурсивного вычисления параметров, организации конвейерной обработки данных, применения табличного умножения-деления (look-up Tables) [29, 31], пренебрежения ошибками округления и квантования.

Ниже будем рассматривать локально-адаптивные фильтры, ориентированные на обработку радиолокационных изображений в предположении, что основными факторами, определяющими их первичное качество, являются интенсивный мультипликативный шум с заметной пространственной корреляцией двух-трех соседних отсчетов по строке и столбцу и импульсные помехи со сравнительно невысокой вероятностью их появления $P_{ан}$, не более нескольких сотых.

ЛОКАЛЬНО-АДАПТИВНЫЕ АЛГОРИТМЫ ФИЛЬТРАЦИИ

Принцип функционирования локально-адаптивных алгоритмов фильтрации уже кратко описан выше, однако реализации подхода могут быть существенно различными. Пожалуй, впервые попытка классифицировать локально-адаптивные фильтры предпринята в работе [35], где предложено рассматривать случаи мягкого изменения (переключения) параметров фильтров (soft-switching) [19, 24] и жесткого (дискретного) перехода от одного алгоритма (типа и/или параметров) к другому (hard-switching) [3, 25]. Последние можно также назвать пороговыми локально-адаптивными фильтрами, поскольку решение о переходе от одного алгоритма к другому принимается на основании сравнения одного или нескольких параметров адаптации с одним или несколькими порогами. Возможны гибридные варианты [28, 37], а также последовательное использование локально-адаптивных и нелинейных алгоритмов [13, 26].

В качестве параметров адаптации возможно использование различных статистических характеристик (величин), оцениваемых для каждой текущей позиции центрального элемента скользящего окна, т. е. для выборок данных сравнительно малой размерности (10—30 независимых значений). Наиболее часто в качестве параметра адаптации используется локальная дисперсия, в случае преобладающего влияния мультипликативных помех нормированная на квадрат локального среднего или медианного значения [3, 27]. Недостатком этого параметра адаптации является тот факт, что он чувствителен к импульсным помехам, что вынуждает многих авторов дополнительно к локальной дисперсии использовать детекторы импульсов [3, 31]. В работе [21] предложено сравнивать между собой локальные средние и медиану, однако и в этом случае наличие в скользящем окне импульсов и границ или малоразмерных объектов практически не «распознается».

В ряде работ [3, 6, 22, 24, 25, 27] предложены и рассмотрены и другие параметры адаптации. В частности, упомянутый Бовиком и Рестрепо [33] квазиранг Q_{ij} (разность между значениями p -й и q -й порядковых статистик выборки, сформированной из элементов изображения в скользящем окне, центр которого находится в ij -м пикселе) может быть успешно использован в качестве параметра адаптации, что показано в наших работах [3, 22, 25]. Специфика этого параметра заключается в том, что он обладает определенной устойчивостью по отношению к импульсным помехам, поэтому

при его использовании удастся достаточно надежно идентифицировать однородный участок изображения, даже при наличии небольшого числа выбросов, и области, соответствующие границам и малоразмерным объектам.

Еще одним параметром адаптации может служить число отсчетов выборки N_{σ} , принадлежащих некоторой окрестности (например, $2\sigma_{\mu}$ -окрестности, где σ_{μ} — СКО мультипликативных помех) значения изображения I_{ij} в центральном пикселе скользящего окна [29]. Если при этом одновременно анализируется положение I_{ij} в ранжированной выборке, то также имеется возможность достаточно надежно «распознать» ситуации наличия «выбросов» и однородные участки или окрестности границ и малоразмерных объектов. Более подробно остановимся на этом ниже при анализе предложенной модификации сигма-фильтра.

Все перечисленные выше параметры адаптации так или иначе должны учитывать априорную информацию о свойствах изображений, в частности, значение σ_{μ} мультипликативных помех для РБО. В работе [3] нами введен так называемый Z -параметр для случая локально-адаптивной фильтрации одномерных процессов, а в [24, 27] — и для обработки изображений.

Его основным отличием является работоспособность и при отсутствии достоверной априорной информации об уровне мультипликативных помех, поскольку Z -параметр позволяет оценивать соотношение между относительной степенью влияния флюктуационной составляющей помех и динамической ошибкой предварительного фильтра для каждого текущего положения скользящего окна. Z -параметр, сравниваемый с порогом, способен индентифицировать однородные участки (Z_{ij} меньше порога) и области с возможным наличием выбросов, малоразмерных объектов и окрестности границ. Причем превышающие порог значения Z_{ij} наблюдаются с

двух сторон от реальной границы двух площадных объектов или непосредственно в пикселях, соответствующих деталям, выбросам и на небольшой окрестности.

В любом случае перед выработкой рекомендаций, касающихся выбора типа фильтров для локально-пассивных и локально-активных участков, определения размеров скользящего окна и приемлемого параметра адаптации, необходимо учитывать сведения о принципе функционирования системы формирования изображения (РБО или РСА), уровне помех (мультипликативных, аддитивных, импульсных), их статистических и спектрально-корреляционных характеристиках, среднем уровне контрастов и геометрических свойствах (размере, выраженном в числе пикселей, пространственной ориентации) малоразмерных объектов, приоритете требований к алгоритмам фильтрации. При этом для локально-пассивных участков целесообразно использовать нелинейные устойчивые алгоритмы обработки (фильтр Вилкоксона, α -усеченные или суммарно-ранговые фильтры [3, 22, 24, 25, 27] с относительно большой апертурой скользящего окна, содержащей 15—30 элементов разрешения, т. е. обычно 25—80 пикселей, квадратной или прямоугольной формы). Для обработки локально-активных участков применимы КИХ-медианные гибридные, сигма и модифицированный сигма, медианный со взвешиванием центрального элемента и другие фильтры, сохраняющие детали и границы и одновременно обладающие способностью устранять выбросы [12, 15, 28, 30, 35]. Размер апертуры скользящего окна для них может быть немного меньше, например, квадраты 5×5 или 3×3 пикселей, возможно также использование одной крестообразной или нескольких субапертур при решении частных задач. Варьирование порога, с которым сравнивают значение параметра адаптации, также позволяет достичь приемлемого компромисса при изменении приоритета требований к фильтрации или свойств обрабатываемых радиоизображений.

Таким образом, существует большое число разнообразных алгоритмов локально-адаптивной фильтрации, поскольку в каждом из блоков соответствующих схем (рис. 1) могут быть реализованы разные методики обработки данных. В связи с этим в рамках одной статьи весьма сложно привести все возможные варианты, хотя попытки частичной систематизации и предприняты в работах [8, 24, 28]. К настоящему моменту не разработана единая методика всестороннего анализа свойств и характеристик локально-адаптивных фильтров, при этом многие исследователи пользуются набором частных количественных критериев или качественным опи-

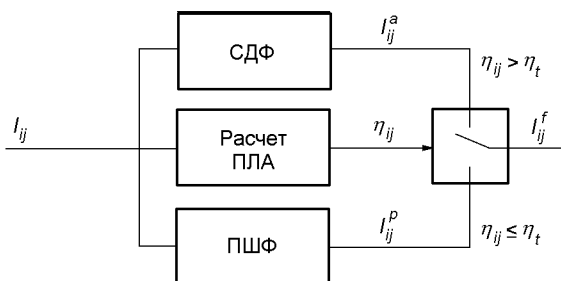


Рис. 1. Блок-схема локально-адаптивного фильтра

санием [3, 8, 24, 31]. В качестве таких критериев обычно используют эффективность подавления флюктуационных помех на однородном участке δ_n , характеризуемую соотношением дисперсий шумов после и до фильтрации, аналогичные критерии δ_e и δ_d для окрестностей границ площадных объектов и деталей соответственно, а также ε — отношение числа выбросов, которые могут быть устранены в результате фильтрации, к общему числу пикселей в апертуре скользящего окна. Быстродействие обычно описывают временными затратами при реализации алгоритма фильтрации на языке Фортран-77 на Workstation Sun [31] при обработке изображений стандартных размеров (256×256). Здесь необходимо отметить, что последние два параметра (ε и быстродействие) для локально-адаптивных фильтров трудно характеризовать, поскольку они зависят от вида тестового изображения, свойств импульсных помех и конкретной реализации алгоритма фильтрации.

Приведем в данной работе описание и анализ свойств алгоритмов вторичной обработки радиоизображений, предложенных нами и представляющихся наиболее эффективными при фильтрации радиоданных, сформированных РБО и РСА. При этом представлены новые сведения о следующих алгоритмах: модифицированном сигма-фильтре [29], локально-адаптивном фильтре на основе двух порядковых статистик и Q -параметра [24, 25], последовательном использовании [13, 26] фильтра Ли [8] и КИХ-медианного гибридного фильтра (модификация 3LN+) [12, 30].

Обобщенную модель изображения запишем в виде

$$I_{ij} = \begin{cases} S_{ij} \mu_{ij} & \text{с вероятностью } 1 - P_{an}, \\ n_{ij}^{imp} & \text{с вероятностью } P_{an}, \end{cases} \quad (1)$$

где S_{ij} — ij -й отсчет сигнальной составляющей с учетом сглаживающего действия функции неопределенности системы формирования изображения, μ_{ij} — множитель, учитывающий воздействие пространственно-коррелированных мультипликативных помех ($\langle \mu_{ij} \rangle = 1$), n_{ij}^{imp} — значение изображения в отсчете, искаженное импульсным шумом. Его модели могут быть различны в зависимости от конкретных условий функционирования СФИ, но наиболее неблагоприятным случаем обычно является «salt-and-pepper» шум, когда значения n_{ij}^{imp} с одинаковой или различной вероятностями принимают максимальное и минимальное значения в диапазоне численного представления изображений (часто 255 и 0 при байтовых массивах данных).

НОВЫЕ ЛОКАЛЬНО-АДАПТИВНЫЕ ФИЛЬТРЫ И ИЛЛЮСТРАЦИЯ ИХ ЭФФЕКТИВНОСТИ

Напомним, что обычный сигма-фильтр [20] реализует для каждого положения скользящего окна невзвешенное усреднение значений отсчетов изображения, принадлежащих 2σ -окрестности значения центрального элемента

$$I_{ij}^s = \frac{1}{N_s} \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L I_{i-k, j-l} \delta_{kl}, \quad N_s = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \delta_{kl}, \quad (2)$$

где

$$\delta_{kl} = \begin{cases} 1, & \text{если } I_{i-k, j-l} \in [I_{ij}(1 - 2\sigma_\mu); I_{ij}(1 + 2\sigma_\mu)], \\ 0, & \text{если } I_{i-k, j-l} \notin [I_{ij}(1 - 2\sigma_\mu); I_{ij}(1 + 2\sigma_\mu)]. \end{cases} \quad (3)$$

Этот эвристический алгоритм хорошо сохраняет границы и малоразмерные объекты, он ориентирован на обработку РБО изображений с нормальным (гауссовским) распределением мультипликативных помех, имеющих относительно малую дисперсию $\sigma_\mu^2 \leq 0.01$ при отсутствии выбросов. Однако он имеет и ряд существенных недостатков, недостаточно полно освещенных в литературе. Во-первых, это недостаточно высокая эффективность подавления мультипликативных помех, причем отличие параметра δ_n от потенциально достижимого возрастает по мере увеличения размеров аперттуры скользящего окна $N = (2K + 1)(2L + 1)$. Так, для пространственно-некоррелированных помех имеем $\delta_n = 0.215$ при $N = 5 \times 5$ ($\sigma_\mu^2 = 0.03$, $\delta_{nmin} = 0.04$) и $\delta_n = 0.182$ при $N = 7 \times 7$ ($\sigma_\mu^2 = 0.03$, $\delta_{nmin} = 0.02$), т. е. увеличение размера скользящего окна почти в два раза (по числу пикселей) приводит к снижению дисперсии остаточных флюктуаций лишь на 15 %. Во-вторых, при обработке однородных участков изображений сигма-фильтром наблюдается смещенность оценки среднего уровня, возрастающая по мере увеличения σ_μ^2 и достигающая величины порядка 1 дБ при $\sigma_\mu^2 = 0.1$. Этот эффект характерен только в случае превалирующего влияния мультипликативных помех; он обусловлен тем, что ширина области, в которой производится усреднение, зависит от I_{ij} и, соответственно, от μ_{ij} . Поэтому для $\mu_{ij} > 1$ ширина области усреднения оказывается больше, чем для $\mu_{ij} < 1$, вследствие чего и проявляется результирующая смещенность оценки среднего уровня на однородном участке.

Еще один недостаток обычного сигма-фильтра заключается в его неспособности устранять выбросы. Алгоритм «не учитывает» выбросы, расположенные не в центральном пикселе скользящего

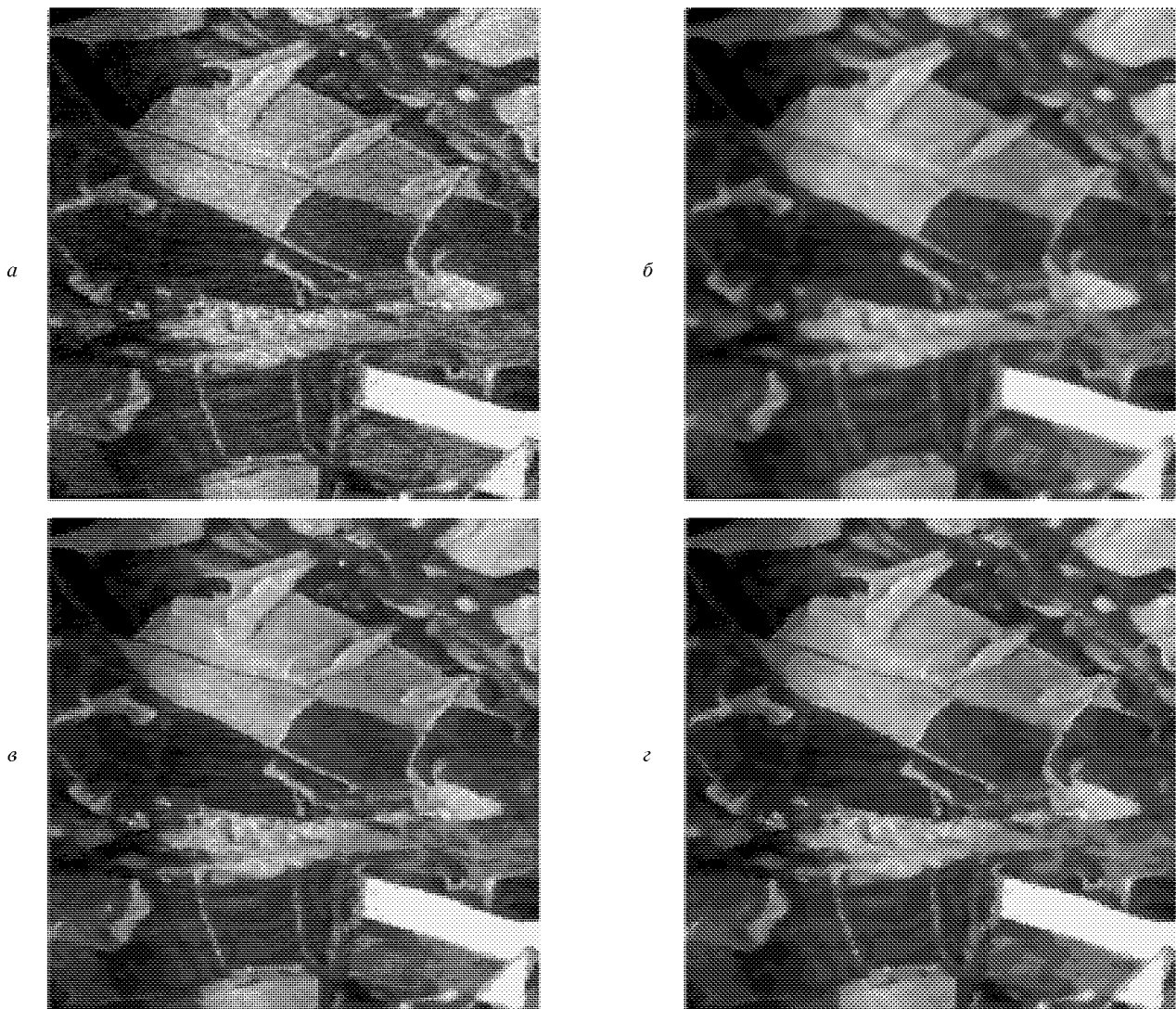


Рис. 2. *a* — исходное изображение, сформированное РБО ($\lambda = 8$ мм); *б* — результат обработки изображения медианным фильтром 5×5 ; *в* — обычным сигма-фильтром 5×5 ; *г* — модифицированным сигма-фильтром 5×5

окна, но в большинстве случаев оставляет без изменений значения пикселей, искаженных импульсным шумом. Поэтому необходимо как-то «детектировать» эти выбросы и обеспечить возможность их устранения, повышения эффективности и робастности сигма-фильтра.

Пути повышения эффективности и обеспечения робастности сигма-фильтра предложены нами в работе [29]; соответствующий алгоритм назван модифицированным сигма-фильтром (МСФ).

Фактически предложенный вариант является нелинейным локально-адаптивным фильтром, основанным на анализе нескольких параметров адаптации: N_S , N_G и N_L , а также положения централь-

ного элемента изображения r_{ij} в ранжированной выборке значений отсчетов, принадлежащих текущему положению скользящего окна. Здесь N_G и N_L — числа значений отсчетов 2σ -окрестности, которые соответственно больше и меньше I_{ij} . Если N_S мало (меньше $0.1-0.15N$), то вероятно, что центральный пиксел соответствует выбросу, малоразмерному объекту или границе. Если при этом r_{ij} приближается к единице или N ($r_{ij} \notin [0.1N; 0.9N]$), то высока вероятность именно первых двух ситуаций. Тогда необходимо использовать алгоритм фильтрации, способный сохранить детали, обладающие свойствами компактности и связности расположения соответствующих пикселей, или устранить

выброс или несколько выбросов. Решить такую задачу позволяют КИХ-медианные гибридные фильтры, которые и рекомендованы к применению в случае, если N_S меньше определенного порога ($0.1—0.15N$). Наилучшим алгоритмом в этом случае является 3LH+ вариант КИХ-медианного гибридного фильтра [12].

В противном случае (при $N_S > 0.1—0.15N$ центральный пиксел скорее всего принадлежит однородному участку или окрестности границы площадных объектов. Для этого случая целесообразно использовать следующий алгоритм.

1. Если $N_G \geq N_L$, то в пределах 2σ -окрестности находят минимальное значение изображения $I_{ij}^{\min} = \min\{I_{i+k,j+l} | \delta_{kl} = 1\}$, формируют новую окрестность $[I_{ij}^{\min}; I_{ij}^{\min}(1 - 2\sigma_\mu)/(1 + 2\sigma_\mu)]$ и для нее проводят усреднение отсчетов выборки с учетом новых значений, попавших в эту окрестность, и нового N'_S .

2. Если $N_G < N_L$, то аналогичным образом находят максимальное значение

$$I_{ij}^{\max} = \max\{I_{i+k,j+l} | \delta_{kl} = 1\},$$

формируют новую окрестность

$$[I_{ij}^{\max}(1 - 2\sigma_\mu)/(1 + 2\sigma_\mu); I_{ij}^{\max}]$$

и проводят усреднение значений отсчетов, ей принадлежащих.

Такая методика позволяет значительно расширить окрестности для пикселов, имеющих $r_{ij} \in [0.1N; 0.9N]$ и добиться в результате значительно более высокой (в 2.5—3.6 раза по сравнению со стандартным сигма-фильтром) эффективности подавления мультипликативных помех на однородных участках при примерно тех же значениях δ_e , характеризующих сохранение границ. В несколько раз уменьшается и смещенность оценок среднего уровня для однородных участков. Полученные для тестовых и реальных данных оценки δ_n лишь в 1.6—2.8 раза (соответственно для апертур 5×5 и 7×7 пикселов) выше, чем эти значения для линейного (усредняющего) фильтра с таким же размером апертуры N , т. е. не хуже (для апертуры 5×5 пикселов), чем для медианного фильтра. При этом предложенный модифицированный сигма-фильтр (МСФ) обладает гораздо лучшей способностью сохранять границы площадных объектов (не обрезает углы) и мелкие детали по сравнению с медианным фильтром, причем по мере увеличения размера скользящего окна для сигма-фильтра это свойство ухудшается медленнее, чем для многих других алгоритмов.

Проиллюстрируем это на конкретных примерах.

На рис. 2, а приведено исходное изображение, сформированное РБО с рабочей длиной волны 8 мм. Очевидно, оно содержит однородные участки, соответствующие сельскохозяйственным угодьям и лесным массивам, и малоразмерные (в том числе протяженные) объекты — лесополосы, дороги. Есть также участки с явно выраженной текстурой — населенный пункт. На рис. 2, б показано то же изображение, обработанное медианным фильтром с размером апертуры скользящего окна 5×5 пикселов. Некоторые информативные детали были «восприняты» им как импульсные помехи и устранены. На рис. 2, в, г приведены изображения, полученные при использовании обычного и модифицированного сигма-фильтров соответственно ($N = 5 \times 5$, $\sigma_\mu^2 = 0.006$). В обоих случаях наблюдается гораздо лучшее сохранение мелких деталей и границ, но МСФ обеспечивает заметно более эффективное подавление мультипликативных помех на однородных участках, что было доказано и для тестовых моделей. Следовательно, для РБО изображений МСФ обладает необходимым компромиссом свойств, что позволяет рекомендовать его к широкому практическому использованию в соответствующих системах.

Перейдем к рассмотрению других алгоритмов, основанных на использовании принципа локальной адаптации, Q -параметра и порядковых статистик. В этом плане возникает несколько вопросов.

1. Сколько и какие порядковые статистики необходимо выбирать для обеспечения необходимой эффективности подавления мультипликативных помех и одновременного сохранения среднего уровня значений изображения на однородном участке?

2. Как вычислять квазиранг или его аналоги, чтобы добиться высокой вероятности правильного обнаружения границ и мелких деталей и при этом обеспечить приемлемую робастность этого параметра по отношению к выбросам?

3. Как реализовать хорошее сохранение границ и малоразмерных объектов при использовании ограниченного числа вычисляемых порядковых статистик, достигая за счет этого высокого быстродействия обработки радиоизмерений.

Эти аспекты достаточно подробно обсуждены в наших работах [22, 24, 25, 28]. Систематизируя эти данные, приведем основные выводы.

1. С точки зрения обеспечения робастности по отношению к импульсным помехам как при реализации сглаживания на однородных участках, так и при вычислении квазиранга и сохранении границ и деталей необходимо ориентироваться на использование порядковых статистик с номерами не меньше $0.15—0.20N$ и не больше $0.80—0.85N$.

2. Среди порядковых статистик, принадлежащих этому интервалу, был проведен поиск значений номеров двух (а для некоторых ситуаций также трех и четырех) порядковых статистик, среднее арифметическое или среднее геометрическое которых позволяет достичь минимальных значений δ_n при сохранении среднего уровня. Показано, что для нормального закона распределения мультипликативных помех желаемый эффект достигается при номерах порядковых статистик $p = 0.25N$, $q = 0.75N$ (рассматривался только случай расчета среднего арифметического $I_{ij}^f = (I_{ij}^{(p)} + I_{ij}^{(q)})/2$) при пространственной некоррелированности отсчетов и $p \approx 0.25N$, $q \approx 0.75N$ при коррелированности значений изображений в соседних пикселах [24]. Полученные значения δ_n в первом случае лишь на 20 % больше, чем для линейного фильтра с той же апертурой, а при коррелированности соседних отсчетов различие еще меньше, причем результаты сравнимы с δ_n для α -урезанного фильтра при $\alpha = 0.15$ — 0.20 . Если же закон распределения является рэлеевским или экспоненциальным, то и значения номеров оптимальных порядковых статистик оказываются несимметричными относительно медианы, имеющей номер $(N + 1)/2$. Так, для рэлеевского распределения при некоррелированности мультипликативных помех имеем $p = 0.36N$, $q = 0.78N$, а при коррелированности — $p \approx 0.25N$, $q \approx 0.78N$. В первом случае $\delta_n = 1.25\delta_{нл}$, во втором $\delta_n \approx 1.1\delta_{нл}$, где $\delta_{нл}$ — эффективность подавления мультипликативных помех линейным фильтром с апертурой N пикселей. Для экспоненциального закона распределения наилучшие результаты при использовании среднеарифметического двух порядковых статистик дают $p = 0.48N$, $q = 0.78N$ при некоррелированных мультипликативных помехах ($\delta_n \approx 1.3\delta_{нл}$) и $p \approx 0.47N$, $q \approx 0.79N$ при коррелированности соседних отсчетов ($\delta_n \approx 1.16\delta_{нл}$). При этом использование гомоморфной обработки (а вычисление среднего арифметического соответствует гомоморфной обработке типа логарифма, усреднению и обратному гомоморфному преобразованию) не приводят к улучшению δ_n при том же числе учитываемых порядковых статистик по сравнению с обычным усреднением. Небольшой выигрыш (снижение) значений δ_n достигим при взвешенном усреднении порядковых статистик, но это несколько усложняет реализацию алгоритма и снижает быстродействие.

3. Возможны два варианта вычисления квазиранга или его аналогов [28]:

$$Q_{ij} = [I_{ij}^{(q)} - I_{ij}^{(p)}] / [I_{ij}^{(q)} + I_{ij}^{(p)}] \quad (4)$$

и

$$Q_{ij} = I_{ij}^{(q)} / I_{ij}^{(p)}. \quad (5)$$

Их свойства практически идентичны, вопрос состоит лишь в выборе порога.

Численный анализ и опыт показывают, что чувствительность этих параметров к перепадам интенсивности (границам) и малоразмерным объектам зависит от многих факторов: закона распределения помех, выбора порога, характерных контрастов объектов и размеров деталей. Для нормального закона распределения помех наилучшая чувствительность к границам имеет место при $p \approx 0.2N$, $q \approx 0.8N$; если детали имеют размеры не меньше $0.2N$ пикселей, то этот вывод также справедлив. Для рэлеевского закона распределения с точки зрения чувствительности Q -параметра к границам и мелким деталям также целесообразно выбирать $p \approx 0.3N$, $q \approx 0.75N$, аналогичные рекомендации справедливы и для экспоненциального закона распределения мультипликативных помех. Следовательно, если для нормального и рэлеевского законов наблюдается практическое совпадение оптимальных значений порядковых статистик с точки зрения как эффективности подавления помех, так и чувствительности Q -параметра к границам и деталям, то для экспоненциального закона все же имеется заметное различие. Поэтому ниже предложены два локально-адаптивных алгоритма, описываемые единым выражением:

$$I_{ij}^f = \begin{cases} I_{ij}^{pas}, & Q_{ij} < Q_t, \\ I_{ij}^{act}, & Q_{ij} \geq Q_t, \end{cases} \quad (6)$$

где I_{ij}^{pas} , I_{ij}^{act} и I_{ij}^f — выходные значения фильтров для пассивных участков, активных фрагментов и итоговое соответственно; Q_t — порог, выбираемый с учетом σ_μ , номеров порядковых статистик в (4), (5), закона распределения помех, приоритета требований к алгоритмам фильтрации.

Для обеспечения простоты и высокого быстродействия алгоритмов (6) с учетом (4) или (5) положим, что используются лишь две или три порядковые статистики. Это позволяет, во-первых, осуществлять их расчет параллельно с помощью специализированных устройств или алгоритмов быстрой сортировки данных [24, 31]. Тогда I_{ij}^{pas} следует формировать в виде

$$I_{ij}^{pas} = (I_{ij}^{(p)} + I_{ij}^{(q)})/2, \quad (7)$$

где p и q выбираются в зависимости от закона распределения, степени пространственной коррелированности отсчетов N , и размеров деталей, которые необходимо сохранить, в соответствии с рекомендациями, представленными выше, таким обра-

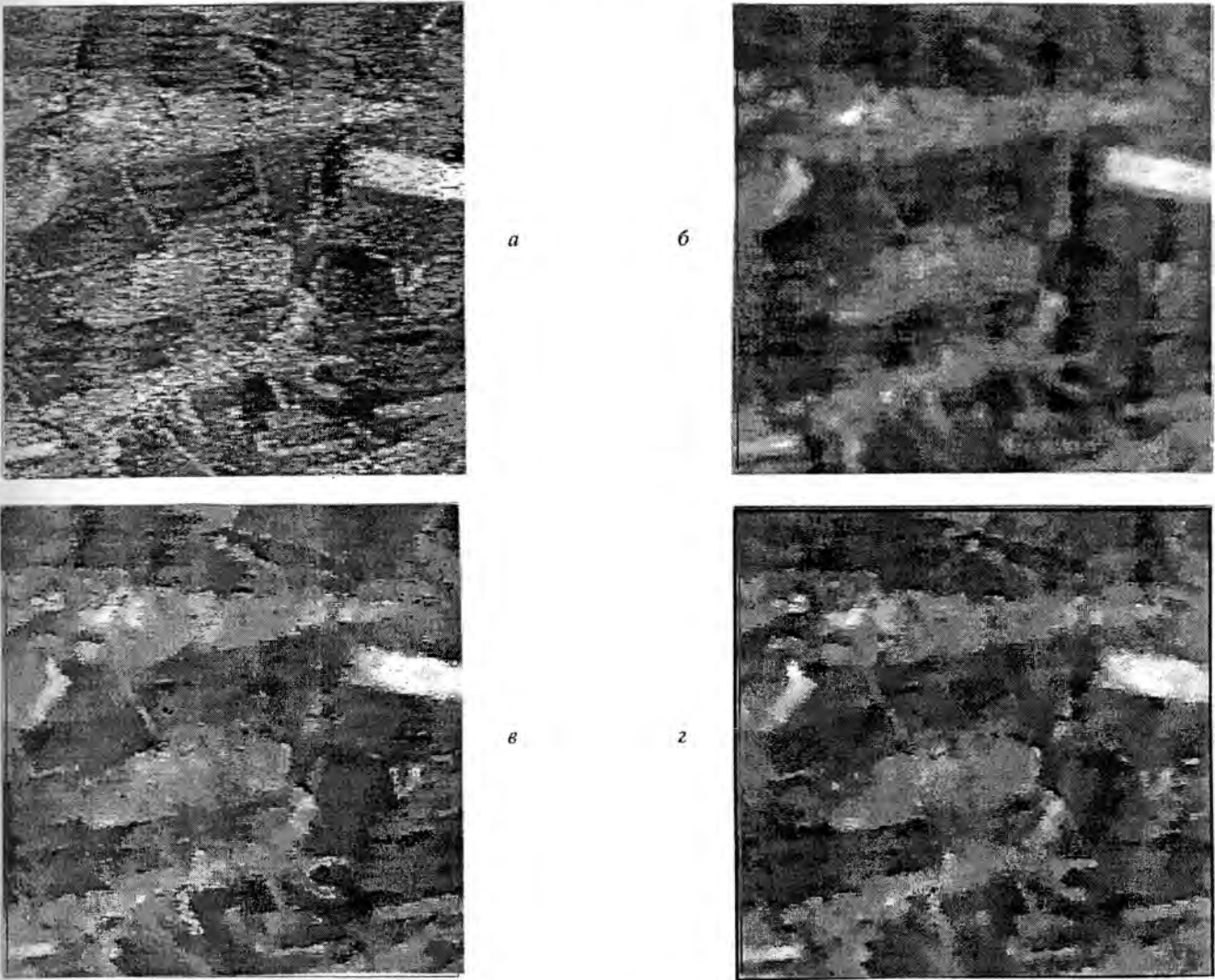


Рис. 3. Исходное изображение, сформированное РБО ($\lambda = 3$ см) (а); результат обработки изображения суммарно-ранговым фильтром 7×7 , $p = 10$, $q = 40$ (б); локально-адаптивным алгоритмом 7×7 , описываемым выражениями (4), (6), (7), (9) (в); результат дополнительной обработки КИХ-медианным гибридным фильтром 5×5 изображения в (г)

зом, чтобы обеспечить приемлемый компромисс свойств локально-адаптивного фильтра. Отличие для случая экспоненциального распределения мультипликативных помех состоит в том, что целесообразно выбирать $p = 0.2N$, $q \approx 0.82N$.

Что касается методики расчета Q_{ij} и выбора порога, то в этом плане для нормального и рэлеевского законов распределения целесообразно использовать те же p и q , а для расчета I_{ij}^{act} применять один из двух алгоритмов:

$$I_{ij}^{act} = \begin{cases} I_{ij}^{(p)}, & \text{если } I_{ij} \leq (I_{ij}^{(p)} + I_{ij}^{(q)})/2, \\ I_{ij}^{(q)}, & \text{если } I_{ij} > (I_{ij}^{(p)} + I_{ij}^{(q)})/2, \end{cases} \quad (8)$$

$$I_{ij}^{act} = \begin{cases} I_{ij}^{(p)}, & \text{если } I_{ij} \leq (3I_{ij}^{(p)} + I_{ij}^{(q)})/4 = I_{ij}^{pas} - D_{ij}/4, \\ I_{ij}^{pas}, & \text{если } I_{ij} \in [I_{ij}^{pas} - D_{ij}/4; I_{ij}^{pas} + D_{ij}/4], \\ I_{ij}^{(q)}, & \text{если } I_{ij} > I_{ij}^{pas} + D_{ij}/4, \end{cases} \quad (9)$$

где $D_{ij} = I_{ij}^{(q)} - I_{ij}^{(p)}$. Очевидно, что при предварительном вычисленных значениях $I_{ij}^{(q)}$ и $I_{ij}^{(p)}$ выполнить операции (7), (8) и (9) очень легко. Алгоритм (8) следует применять, если желательно добиться подчеркивания границ объектов и мелких деталей, а алгоритм (9) — при стремлении обеспечить более эффективное подавление помех. Уменьшение порога Q_t в (6) приводит к улучшению способности локально-адаптивного фильтра сохранять детали и

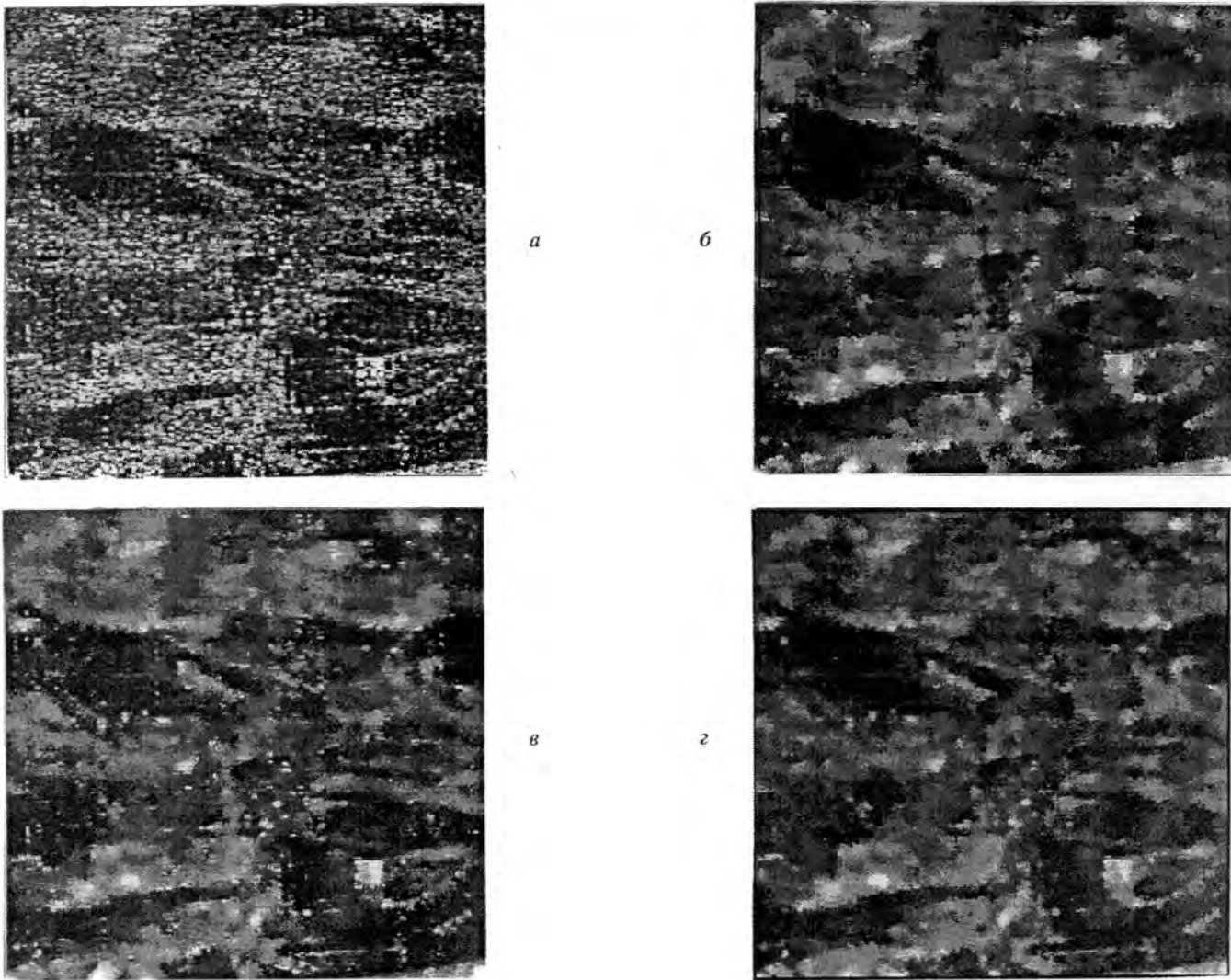


Рис. 4. *а* — исходное изображение, сформированное РСА ($\lambda = 23$ см); *б* — результат обработки изображения локально-адаптивным алгоритмом 7×7 , $p = 17$, $q = 37$, описываемым выражениями (4), (6), (7), (9); *в* — фильтром Ли 7×7 ; *г* — результат дополнительной обработки КИХ-медианным гибридным фильтром 5×5 изображения *в*

границы объектов за счет ухудшения эффективности подавления мультипликативных помех и некоторой потери устойчивости к выбросам.

При сильной зашумленности исходного изображения, характерной для однозглядовых РСА (экспоненциальный закон распределения мультипликативных помех), можно использовать три порядковые статистики $r < p < q$ и рассчитывать три значения параметров Q_{ij} :

$$\begin{aligned} Q_{ij}^t &= I_{ij}^{(q)} / I_{ij}^{(r)}, & Q_{ij}^p &= I_{ij}^{(q)} / I_{ij}^{(p)}, \\ Q_{ij}^n &= I_{ij}^{(p)} / I_{ij}^{(r)}, & r &= (N + 1) / 2, \end{aligned} \quad (10)$$

и считать, что Q_{ij} , используемый в (6), больше порога, если по крайней мере два из параметров Q_{ij}^t , Q_{ij}^p , Q_{ij}^n больше соответствующих Q_{ij}^t , Q_{ij}^p , Q_{ij}^n . Алгоритм вычисления I_{ij}^{act} тогда можно представить в виде

$$I_{ij}^{act} = \begin{cases} I_{ij}^{(p)}, & \text{если } I_{ij} < (I_{ij}^{(p)} + I_{ij}^{(r)}) / 2 \cup Q_{ij}^n > Q_{ij}^n, \\ I_{ij}^{(q)}, & \text{если } I_{ij} > (I_{ij}^{(r)} + I_{ij}^{(q)}) / 2 \cup Q_{ij}^p > Q_{ij}^p, \\ 1.4 I_{ij}^{(r)}, & \text{в остальных случаях.} \end{cases} \quad (11)$$

Такая процедура стремится для локально-активных участков «распознать» окрестности границ и малоразмерные объекты с положительными и отри-

цательными контрастами относительно окружающего фона и подчеркнуть их.

Продemonстрируем эффективность и свойства предложенных алгоритмов для реальных данных. На рис. 3, *a* приведено исходное РБО-изображение, сформированное с самолётного носителя системой с рабочей длиной волны 3 см. Зондируемый участок земной поверхности почти тот же, что и на рис. 2. На изображении имеются импульсные помехи, расположенные компактно, но не более трех искаженных пикселей рядом. Если использовать только суммарно-ранговый фильтр (7) ($p = 10$, $q = 40$, $N = 7 \times 7$ пикселей), то одновременно с достижением хорошего подавления мультипликативных помех на однородных участках и устранением импульсного шума наблюдается сильное размытие границ площадных объектов и мелких деталей (рис. 3, *b*). Использование же локально-адаптивного фильтра, описываемого выражениями (4), (6), (7), (9), приводит к хорошему сохранению границ и мелких деталей (рис. 3, *в*). Специфика полученного изображения также заключается в том, что на однородных участках и в окрестностях границ наблюдается «мелкозернистость» остаточного компонента флюктуационных помех. Поэтому существует возможность дополнительно снизить дисперсию остаточных флюктуационных помех, немного уменьшить изрезанность границ и частично устранить оставшиеся выбросы за счет последовательного применения КИХ-медианного гибридного фильтра к выходному изображению описанного выше локально-адаптивного алгоритма. Результат использования такой процедуры приведен на рис. 3, *г*.

Для РСА-изображения, имеющего рэлеевский закон распределения мультипликативных помех и характеризуемого коррелированностью их значений для соседних отсчетов (рис. 4, *a*) был также использован локально-адаптивный фильтр, описываемый выражениями (4), (6)—(8). Результат обработки показан на рис. 4, *б* ($N = 7 \times 7$, $p = 17$, $q = 37$). Для сравнения на рис. 4, *в* показано выходное изображение после фильтра Ли [2, 3]. Эффективность подавления помех на однородных участках примерно одинаковая, но предложенный алгоритм обеспечивает более четкое подчеркивание границ и деталей, при этом в отличие от фильтра Ли локально-адаптивный алгоритм (4), (6)—(8) обладает робастными свойствами. Наконец, на рис. 4, *г* показан результат дополнительной обработки изображения, приведенного на рис. 4, *в*, КИХ-медианным гибридным фильтром ($N = 5 \times 5$). Очевидно, что при этом удастся избавиться от части недостатков: дополнительно подавить остаточные мультипликативные помехи как на одно-

родных участках, так и в окрестности границ и малоразмерных объектов. Достижимые при этом значения δ_n оказываются почти такими же, как и для линейного усредняющего фильтра с той же апертурой, что и у фильтра Ли или локально-адаптивного алгоритма.

ВЫВОДЫ

Таким образом, показано, что локально-адаптивный подход к фильтрации радиолокационных изображений является эффективным средством вторичной обработки пространственно-нестационарных информационных сигналов, позволяя при приемлемых вычислительных затратах достичь желаемого компромисса между надежностью устранения выбросов, степенью подавления мультипликативных помех при различных законах их распределения и их пространственных корреляционных свойствах, сохранением границ и мелких деталей. Обсуждены особенности применения предложенных алгоритмов для реальных данных, приведены количественные данные, характеризующие свойства рассмотренных фильтров с различных точек зрения и подтверждающие их эффективность.

Автор выражает признательность профессору Калмыкову А. И. (ИРЭ АН Украины) за предоставленные реальные данные и благодарит соавторов совместных работ, указанных в списке литературы, за помощь и полезное обсуждение результатов исследований.

1. Ахметьянов В. Р., Пасмуров А. Я. Обработка радиолокационных изображений в задачах дистанционного зондирования Земли // Зарубеж. радиоэлектроника.—1987.—№ 1.—С. 70.
2. Белокуров А. А. Методы сглаживания спекл-шума на радиолокационных изображениях земной поверхности // Зарубеж. радиоэлектроника.—1990.—№6.—С. 26.
3. Зеленский А. А., Кулемин Г. П., Лукин В. В., Мельник В. П. Локально-адаптивные устойчивые алгоритмы обработки радиоизображений. — Харьков, 1993.—39 с.—(Препринт / ИРЭ НАН Украины; № 93-8).
4. Зеленский А. А., Лукин В. В., Мельник В. П. Адаптивная фильтрация изображений миллиметрового диапазона волн // Использование радиоволн миллиметрового и субмиллиметрового диапазонов: Сб. науч. тр. — Харьков: ИРЭ НАН Украины, 1993.—С. 28—32.
5. Калмыков А. И., Цымбал В. Н., Блинков А. И. и др. Многоцелевая система радиолокационного зондирования природной среды Земли из космоса. Обоснование, выбор параметров и предложения по созданию. — М.: ВИНТИ, 1988.—99 с.
6. Ali S. M., Burge R. E. New automatic techniques for smoothing and segmenting SAR images // Signal Proc.—1988.—14.—P. 335—346.
7. Anukhin I. P., Lukin V. V., Zelensky A. A. Fast data weighting algorithms for non-focused SAR image forming // Proc. Inter.

- Symp. AeroSense'95, SPIE, Orlando, Florida, USA, April 1995.—2487.—P. 404—411.
8. Campbell T. G. Design and implementation of image filters: Thesis for the Degree of Doctor of Technology. — Tampere, 1992.—138 p.
 9. Durand J. M., Gimonet B. J., Perbos J. R. Speckle in SAR images: an evaluation of filtering techniques // *Adv. Space Res.*—1987.—N 11.—P. 301—304.
 10. Goodman G. W. Some fundamental properties of speckle // *J. Opt. Soc. Amer.*—1976.—66, N 11.—P. 1145—1149.
 11. Gorbunenko B. F., Totsky A. V. Statistical investigations of the synthetic aperture images // *Int. J. Remote Sensing*, Sept. 1994.—15, N 9.—P. 1761—1774.
 12. Heinonen P., Neuvo Y. FIR-median hybrid filters // *IEEE Trans.*—1987.—ASSP-35, N 6.—P. 832—838.
 13. Kalmykov A. I., Lukin V. V., Zelensky A. A. Some techniques and algorithms of SAR image enhancement on stages of primary and Secondary Signal Processing // *Proc. EUSAR'96*, Konigswinter, Germany, March 1996.—P. 135—138.
 14. Keydel W. SAR Technique and technology, its present state of the art with respect to user requirements // *Proc. EUSAR'96*, Konigswinter, Germany, 1996.—P. 19—24.
 15. Ko J., Lee J.-H. Center-weighted median filters and their application to image enhancement // *IEEE Trans.*—1991.—CAS-38.—P. 984—993.
 16. Kuan D. T., Sawchuk A. A., Strand T. C., Chavel P. Adaptive restoration of images with speckle // *IEEE Trans.*—1987.—ASSP-35, N 3.—P. 373—383.
 17. Kulemin G. P., Kurekin A. A., Lukin V. V., Zelensky A. A. Soil moisture and erosion degree estimation from multichannel microwave remote sensing data // *Remote sensing for agriculture, forestry and natural resources: Proc. SPIE/EUROPTO Series*, Paris, France, Sept. 1995.—2585.—P. 144—155.
 18. Kulemin G. P., Lukin V. V., Ponomarenko N. N., et al. Influence of phase fluctuations in troposphere on SAR calibration accuracy // *Proc. Second Inter. Airborne Remote Sensing Conf. and Exhibition*, San Francisco, CA, USA, June 1996.—Vol. II.—P. II-434—II-443.
 19. Lee J.-S. Speckle Analysis and smoothing of synthetic Aperture radar images // *Computer Vision, Graphics and Image Processing*—1981.—17.—P. 24—32.
 20. Lee J.-S. Digital Image Smoothing and the Sigma Filter // *Comput. vision, Graphics and Image Proc.*—1983.—24.—P. 255—269.
 21. Lee Y.-H., Fam Adly T. An edge gradient enhancing Adaptive order statistic filter // *IEEE Trans.*, May 1987.—ASSP-35, N 5.—P. 680—695.
 22. Lukin V. V., Kurekin A. A., Melnik V. P., Zelensky A. A. Application of order statistic filtering to multichannel radar Image Proc. // *Proc. of IS@T / SPIE Symposium on Electronic Imaging: Science and Technology*, San Jose, CA, USA, Feb. 1995.—Vol 2424.—P. 302—312.
 23. Lukin V. V., Melnik V. P., Miao Zhenjiang, et al. Expert system for radar Image recognition / *Filtering* // *Proc. MMET'94*. — Kharkov, 1994.—P. 229—232.
 24. Lukin V. V., Melnik V. P., Pogrebniak A. B., et al. Digital adaptive robust algorithms for radar image filtering // *J. Electronic Imaging*—1996.—5(3)—P. 410—421.
 25. Lukin V. V., Melnik V. P., Pogrebniak A. B., Zelensky A. A. Techniques and algorithms of speckle noise reduction for One-Look SAR Images // *Proc. EUSAR'96*, Konigswinter, Germany, March 1996.—P. 167—170.
 26. Lukin V. V., Melnik V. P., Zelensky A. A., et al. Iterative Nonlinear filtering algorithm with Application to SAR and medical image processing // *Proc. IEEE nordic signal Proc. Symp.*, Espoo, Finland, Sept. 1996.—P. 299—302.
 27. Lukin V. V., Miao Zhenjiang, Yuan Baozong. Multifrequency remote sensing radar images processing and analysis // *Proc. IEEE TENCON'93*, Beijing, China, Oct. 1993.—P. 1042—1045.
 28. Lukin V. V., Ponomarenko N. N., Astola J. T., Saarinen K. Algorithms of image nonlinear adaptive filtering using fragment recognition by expert system // *Proc. IS@T/SPIE Symp. electronic imaging: Science and technology*, San Jose, CA, USA. — SPIE, 1996.—Vol. 2662.—P. 179—190.
 29. Lukin V. V., Ponomarenko N. N., Zelensky A. A., et al. Modified sigma filter for processing of images corrupted by multiplicative and impulsive noises // *Proc. EUSIPCO'96*, Trieste, Italy, Sept. 1996.—Vol. III.—P. 1909—1912.
 30. Nieminen A., Heinonen P., Neuvo Y. A New class of detail-preserving filters for image processing // *IEEE Trans.* Jan. 1987.—PAMI-9, N 1.—P. 74—90.
 31. Pitas I., Venetsanopoulos A. N. *Nonlinear digital filters: Principles and applications*. — New York: Kluwer, 1990.—392 p.
 32. Pratt W. K. *Digital image processing*.—Second ed. — New York: John Wiley @ Sons, Inc., 1991.—698 p.
 33. Restrepo A., Bovik A. C. Adaptive trimmed filter for image restoration // *IEEE Trans.*—1988.—ASSP-36, N 8.—P. 1326—1337.
 34. Russo F., Ramponi G. Introducing a fuzzy median filter // *Proc. EUSIPCO'94*, Signal Proc. VII: Theories and Applications, Edinburgh, UK.—1994.—P. 963—966.
 35. Sun T. Design of Order statistic based filters for image processing applications: Thesis for the Degree of Doctor of Technology. — Tampere, 1994.—146 p.
 36. Szekiolda K.-H. *Satellite monitoring of the Earth*. — New York: Wiley, 1989.—326 p.
 37. Taguchi A., Meguro M. Adaptive L-filters based on fuzzy rules // *Proc. IS@T/SPIE Symp. Electronic imaging: Science and Technology*, San Jose, CA, USA, Feb. 1995.—2424.—P. 76—84.
 38. Zelensky A., Kurekin A., Lukin V., Ponomarenko N. Techniques of scene radar image processing and their recognition by expert system // *Signal / Image Processing and Pattern Recognition: Proc. Second All-Ukrainian Inter. Conf.* — Kiev, 1994.—P. 163—167.
 39. Zelensky A. A., Lukin V. V., Melnik V. P., et al. Airborne multichannel remote sensing data processing techniques and software // *Proc. Second Airborne Remote Sensing Con. and Exhibition*, San Francisco, CA, USA, June 1996. — 1996.—Vol. III.—P. III-151—III-159.

GOALS, METHODS, AND ALGORITHMS OF LOCALLY-ADAPTIVE ROBUST FILTERING OF RADAR IMAGES

V. V. Lukin

The goals, methods, and algorithms of robust locally-adaptive filtering of radar images corrupted with multiplicative and impulsive noises are considered. The methods allow efficient noise suppression and spike removal, and at the same time they preserve object edges and fine details. The filter properties are illustrated for actual remote sensing data.