

УДК 621.3:681.34

В.В. ЛУКИН, А.В. НАУМЕНКО, С.С. КРИВЕНКО

*Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е.Жуковского «ХАИ», Украина***АДАПТИВНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ РСА-ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ДЕТЕКТОРОВ ГРАНИЦ**

*Предложен метод адаптивной фильтрации однозглядовых изображений, формируемых радиолокаторами с синтезированной апертурой, с использованием карт локальной активности, полученных с применением искусственной нейросети к изображениям, предварительно обработанным фильтром Ли. Исследованы характеристики ДКП-фильтров с частотно-зависимым комбинированным порогом в зависимости от параметра, управляющего основными свойствами фильтра. Приведен сравнительный анализ предложенного метода адаптивной фильтрации с современными методами фильтрации и показана его эффективность.*

**Ключевые слова:** адаптивная фильтрация, спекл, нейронные сети, совместный анализ локальных параметров

**Введение**

В настоящее время системы дистанционного зондирования находят широкое применение в различных областях, прежде всего, для мониторинга земной поверхности с аэрокосмических носителей. Радиолокаторы с синтезированной апертурой (РСА) занимают одно из лидирующих мест среди подобных систем благодаря ряду достоинств: всепогодности, способности работать в любое время суток, обеспечению достаточно высокого пространственного разрешения получаемых снимков (в однозглядовом режиме) [1, 2]. Однако эти изображения искажены довольно сильными помехами – спекл-шумом, возникающим вследствие интерференции сигналов от множества элементарных отражателей, попавших в элемент разрешения [2].

Для повышения качества таких снимков (изображений) часто используют предварительную фильтрацию [2-6]. При этом необходимо учитывать следующие особенности. Во-первых, спекл-шум проявляется на изображениях как мультипликативная помеха, имеющая в большинстве случаев негауссово распределение, например, распределение Рэля для однозглядовых изображений) [2]. Во-вторых, спекл, как правило, обладает заметной пространственной коррелированностью [2, 7]. Эти факторы существенно усложняют задачу предварительной фильтрации, так как множество существующих методов, если и позволяют достаточно эффективно подавить шум, то их применение одновременно приводит к потере части полезной информации (это происходит, например, при применении медианного или усредняющего фильтров [3, 8]). Поэтому необ-

ходимы алгоритмы фильтрации, позволяющие не только подавить помехи, но и сохранить границы площадных объектов, малоразмерные детали и текстуру на изображениях. Тогда задача эффективной фильтрации может быть решена следующим образом [3]:

1. Обнаружение областей локальной активности изображения.

2. Применение фильтров, эффективно подавляющих шум на однородных участках и более «мягких» алгоритмов сглаживания на локально-неоднородных участках (в окрестностях малоразмерных объектов и границ, а также на текстурах).

Разработке подобных методов посвящено большое количество работ [3]. Эффективность подхода зависит от следующих трех факторов: выбора фильтра для подавления помех на однородных участках, надежности обнаружения локальных неоднородностей и качества сохранения деталей алгоритмом, выбранным для достижения этой цели. Отметим, что многие методы решения этих трех частных задач либо не учитывают характерные особенности спекл-шума, описанные выше, либо имеют недостаточные быстродействие и эффективность.

Полученные недавно результаты позволяют надеяться на дальнейшее улучшение локально-адаптивной фильтрации. В частности, недавно нами был предложен метод фильтрации на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП) с частотно-зависимым порогом [9, 10]. Этот метод позволил существенно повысить эффективность подавления пространственно-коррелированных помех, особенно на однородных участках. Кроме этого, недавно нами был разработан метод детектирования гра-

ниц на основе искусственной нейронной сети, обеспечивший хорошие результаты обнаружения [11, 12] и быстроедействие, учитывая при этом свойства спекл-шума на однозглядовых РСА-изображениях. Предполагается, что применение нейросетевого детектора для получения информации о локальной активности изображения приведет к дополнительному улучшению показателей ДКП-фильтра.

Целью данной статьи является разработка комбинированного метода локально-адаптивной фильтрации однозглядовых РСА-изображений.

## 1. Получение карт границ

Задача обнаружения границ объектов и неоднородностей на изображениях, искаженных спеклом, является сложной вследствие перечисленных выше свойств шума [3, 13, 14]. Для получения контурных препаратов целесообразно применять нейросетевой детектор границ, использующий предварительную обработку изображения с помощью фильтра Ли [15]. Подробное описание алгоритма работы детектора представлено в [12], приведем лишь краткое описание ключевых принципов.

В методе применяется нейросеть прямого распространения [16], обученная «с учителем» на тестовых изображениях методом обратного распространения ошибки. При этом в качестве входных параметров для нейросети применяются не сами элементы изображения, а вектора выходных значений относительно простых (элементарных) обнаружителей границ, работающих в скользящем окне размером 5x5 пикселей. В качестве этих элементарных детекторов границ были отобраны относительная локальная дисперсия (ОЛД) [3], квазиразмах [3], детектор Харриса на основе отношения средних [14] и детектор на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП) [12]. Следует сказать, что данные детекторы границ были выбраны как наиболее эффективные среди множества рассмотренных. Кроме того, входные параметры основываются на различных принципах детектирования границ: ОЛД и квазиразмах используют статистику в пространственной области, детектор Харриса – геометрические свойства, а детектор на основе ДКП – статистику в спектральной области.

Для фрагмента тестового изображения полученная карта границ представлена на рисунке 1.

Отметим, что на реальных РСА-изображениях спекл-шум обладает пространственной коррелированностью, а нейросеть обучалась на тестовых изображениях с некоррелированным спекл-шумом. Поэтому для устранения влияния коррелированности шума для реальных изображений проводилось пред-

варительное прореживание, обработанного фильтром Ли, изображения в два раза для каждой из осей.

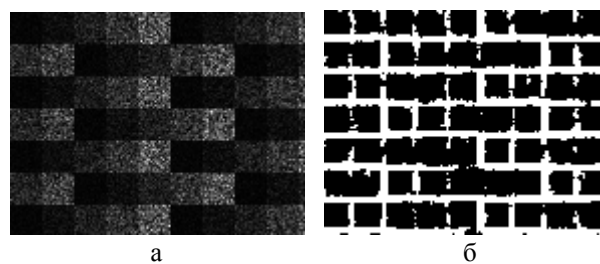


Рис. 1. Фрагмент тестового изображения (а) и карта границ для фрагмента тестового изображения (б)

Алгоритм получения карт границ представлен на рисунке 2.

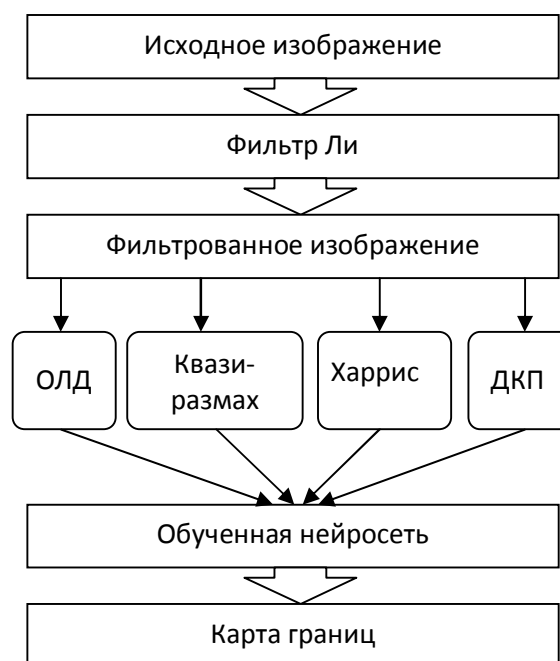


Рис. 2. Алгоритм получения контурных препаратов

После этого к ним применялся нейросетевой детектор и, таким образом, были получены первичные карты локальной активности. После этого полученная бинарная карта преобразуется к исходному масштабу простым умножением ее элементов (значение одного пикселя первичной карты присваивается четырем пикселям квадрата 2x2 элемента). Именно такие карты используются в дальнейшем при локально-адаптивной фильтрации с жестким переключением и анализе ее эффективности.

Приемлемое быстроедействие такого обнаружителя неоднородностей обусловлено следующими аспектами. Во-первых, обучение нейросети выполняется заранее и далее используется уже обученная нейросеть со сравнительно простой структурой. Во-

вторых, все элементарные детекторы просты и обладают высоким быстродействием, причем вычисление значений для каждого элементарного детектора может выполняться параллельно.

## 2. Процедура фильтрации

Как уже было отмечено выше, задача фильтрации РСА-изображений является достаточно сложной ввиду наличия на них спекл-шума. При этом попытки подавления шума зачастую сопровождаются «смазыванием» границ и устранением малоразмерных объектов, т.е. потерей информации на изображении.

Исследования показывают [9], что фильтрация на основе ДКП является одной из самых эффективных по критериям степени шумоподавления и быстродействия. Алгоритм работы подобного ДКП-фильтра можно описать следующим образом. Фильтрация обычно производится в квадратных блоках (например, 8x8 или 16x16 пикселей, что обеспечивает приемлемое быстродействие вследствие возможности использовать быстрые алгоритмы). В каждом блоке выполняется прямое ДКП, применяется пороговая обработка и выполняется обратное ДКП. В результате для всех элементов блока получают первично отфильтрованные значения. Блоки могут выбираться без перекрытия, с частичным перекрытием и с полным перекрытием. Исследования показывают [17] эффективность применения обработки с полным перекрытием блоков. Для каждого пикселя фильтрованные значения, полученные в разных блоках, которым принадлежит данный пиксель, усредняются.

Кроме описанных процедур, предварительно могут применяться вариационно-стабилизирующие преобразования (ВСП) логарифмического типа, предназначенные для использования методов фильтрации, рассчитанных на подавление аддитивного шума. Однако подобные преобразования далеко не всегда позволяют упростить обработку [9], так как полученный аддитивный шум имеет распределение, немного отличающееся от Гауссова [2].

Напомним, что существует несколько способов установки порога в ДКП фильтре, в частности:

1) порог в блоке с верхним левым углом в  $n$ -м пикселе  $T_{nm}(k,l) = \beta \bar{T}_{nm} \sigma_{\mu}$  ( $\beta$  - параметр,  $\sigma_{\mu}$  - СКО мультипликативных помех, где для однозвездчатых РСА-изображений  $\sigma_{\mu}^2 = 0,273$ ,  $k$  и  $l$  - индексы пространственных частот в ДКП-области,  $\bar{T}_{nm}$  - среднее в блоке), то есть не учитывает пространственно-коррелированный характер помех; фильтр применяется без использования ВСП [9];

2) порог, который назван нами комбинированным [9] (эффективность такой обработки для РСА-изображений ранее не анализировалась), определяется выражением

$$D_t(m,n,k,l) = \begin{cases} D(m,n,k,l), & \text{если } |D(m,n,k,l)| \geq \beta \sigma_{\mu} \bar{T}_{nm}^{\text{mean}} \sqrt{W_{kl}}, \\ D^3(m,n,k,l) / (\beta \sigma_{\mu} \bar{T}_{nm}^{\text{mean}} \sqrt{W_{kl}})^2 & \text{иначе} \end{cases} \quad (1)$$

которое учитывает нормированный спектр шума  $W_{kl}$ ,  $k = 1, \dots, 8$ ,  $l = 1, \dots, 8$ , ВСП при фильтрации также не применяется. Использование комбинированного порога (1) приводит к менее заметным артефактам, чем использование при обработке жесткого частотно-зависимого порога  $T_{nm}(k,l) = \beta \sigma_{\mu} \bar{T}_{nm}^{\text{mean}} \sqrt{W_{kl}}$ , рассмотренного ранее в [9]. Ниже нами предполагается, что нормированный ДКП-спектр  $W_{kl}$ ,  $k = 1, \dots, 8$ ,  $l = 1, \dots, 8$  заранее известен или оценен с высокой точностью.

Характеристики любых ДКП-фильтров зависят от выбранного типа порога и значения  $\beta$ . В частности, при использовании ДКП-фильтрации с частотно-зависимым порогом вида (1) рекомендованное значение  $\beta$  обычно лежит в пределах от 4 до 5 [18].

Предлагаемый ниже метод обработки основан на локально-адаптивном подходе и состоит в выборе различных алгоритмов фильтрации (или неодинаковых параметров одного и того же фильтра) для различных областей изображения, определяемых бинарной картой локальной активности. Локально-активные участки изображения детектируются с помощью описанного выше нейросетевого детектора границ. Пример карты локальной активности, полученной с его помощью, показан на рисунке 3,в, где эти участки показаны белым цветом.

На участках, отмеченных детектором как граница или малоразмерный объект, предлагается применять ДКП-фильтрацию, обеспечивающую лучшее сохранение границ и деталей. Конкретные варианты описаны в следующем разделе. В свою очередь, на участках, соответствующих однородным участкам, применяется алгоритм фильтрации, описываемый выражением (1). При этом значение  $\beta$  должно быть достаточно большим, чтобы обеспечивать эффективное подавление помех. Обоснованность таких рекомендаций станет понятна из анализа данных моделирования, приведенных в следующем разделе. Отметим, что для обработки изображений на локально-активных участках возможно применение и других фильтров. Выбор наилучшего из них является задачей на ближайшее будущее.

В качестве показателей эффективности фильтрации использовались следующие метрики: обычная среднеквадратическая ошибка (СКОш)  $MSE_{int}$ , вычисляемая для всего изображения, локальная СКОш  $MSE_{la}$ , определяемая для локально-активных участков, и метрика визуального качества  $MSSIM$  [19], рассчитываемая для всего изображения.

Исследования проводились для тестовых изображений, созданных на основе аэрофотоснимков с такими характеристиками спекла, которые наблюдаются для одного из наилучших современных PCA космического базирования TerraSAR-X [9, 20] (см. пример на рис. 3)

Для оценки эффективности предлагаемого метода были получены данные для нескольких различных алгоритмов фильтрации, а именно: ДКП-фильтра с размером блока  $8 \times 8$ , ДКП-фильтра с размером блока  $16 \times 16$ , фильтра Ли [15], фильтра Фроста [21] с оптимальным для данного случая размером скользящего окна, а также фильтра  $BM3D$  [22] с применением ВСП.

### 3. Анализ результатов

Для получения достоверных результатов моделирования были использованы четыре тестовых PCA-изображения, искусственно искаженных спеклом с распределением Рэлея, что соответствует одновзглядовым амплитудным PCA-изображениям (см. пример на рис. 3,б). Алгоритм моделирования пространственно-коррелированного спекла описан в работе [9].

Результаты начального этапа исследований, полученные для тестового изображения №1 (рис. 3,а и 3,б), представлены на рисунке 4. Хорошо видно, что на выходе фильтра  $BM3D$  (примененного после ВСП логарифмического типа с обратным ВСП и коррекцией среднего после фильтрации) имеют место артефакты (рис. 4,а), хотя границы сохранены хорошо. В свою очередь, фильтр Ли с размером скользящего окна  $7 \times 7$  (рис. 4,б) недостаточно подавляет спекл-шум.

Данные для сравнительного анализа для четырех тестовых изображений приведены в таблицах 1-4. В таблицах 1 и 2 для тестовых изображений № 2 и № 3, которые не анализировались ранее в работе [9], приведены более подробные данные численного моделирования (для разных значений параметров анализируемых алгоритмов фильтрации). Напомним, что желательно получить как можно меньшие значения  $MSE_{int}$  и  $MSE_{la}$  и как можно большее, приближающееся к единице, значение метрики  $MSSIM$ .



а



б



в

Рис. 3. Изображение № 1: а - незашумленное; б - зашумленное; в - карта локальной активности



а



б

Рис. 4. Изображение № 1: а - на выходе фильтра ВМЗД; б - отфильтрованное фильтром Ли со скользящим окном 7x7 пикселей

Анализ данных, приведенных в табл. 1 и 2, показывает следующее. Значения  $\beta$ , при которых наблюдаются минимальные значения рассматриваемых метрик для ДКП-фильтра с блоками 8x8 на основе (1), не совпадают. Для обеспечения минимума метрики  $MSE_{int}$ , которая, прежде всего, характеризует степень подавления помех, необходимо использовать значения  $\beta$  порядка 5,2. Минимальные значения критерия  $MSE_{la}$ , характеризующего способность фильтра сохранять детали, имеют место при  $\beta$  порядка 4,2. Максимальные значения метрики  $MSSIM$ , отвечающей за визуальное качество, наблюдаются при  $\beta$  порядка 4,6. Наилучшим компромиссным вариантом для неадаптивного ДКП-фильтра на основе (11) можно считать установку  $\beta=4,8$ .

Таблица 1  
Сравнительный анализ методов фильтрации,  
изображение № 2

Фильтр, параметры	$MSE_{int}$	$MSE_{la}$	$MSSIM$
ДКП (1), 8x8, $\beta=4,0$	537	715	0,804
ДКП (1), 8x8, $\beta=4,4$	504	698	0,807
ДКП (1), 8x8, $\beta=4,8$	489	701	0,807
ДКП (1), 8x8, $\beta=5,2$	484	717	0,806
ДКП (1), 16x16, $\beta=4,0$	547	755	0,798
ДКП (1), 16x16, $\beta=4,4$	520	766	0,798
ДКП (1), 16x16, $\beta=4,8$	513	796	0,793
Ли, 7x7	598	988	0,767
ВМЗД, ВСП	762	809	0,743
Фроста, 9x9	503	703	0,799
Фроста, 13x13	485	722	0,806
Фроста, 17x17	484	734	0,805
Предложенный метод 1	487	713	0,809
Предложенный метод 2	<b>470</b>	<b>699</b>	<b>0,814</b>

Здесь важен тот момент, что, если рассматривать каждую из метрик отдельно, то положения оптимумов по параметру  $\beta$  для всех тестовых изображений примерно совпадают. Этот факт позволяет рекомендовать, какое значение  $\beta$  использовать при обработке однородных участков (например,  $\beta=5,2$ ), а какое – на неоднородных (например,  $\beta=4,4$ ).

Второй вывод – ДКП-фильтр на основе (1) с обработкой в блоках 16x16 пикселей не приводит к более эффективной обработке по сравнению с обработкой в блоках 8x8 пикселей. Поэтому нецелесообразно использовать такой алгоритм обработки ни отдельно, ни в рамках локально адаптивного подхода для обработки, например, на однородных участках. Отметим, что оптимальное значение  $\beta$  примерно равно 4,4, если стремиться к компромиссу между рассматриваемыми метриками.

Очевидно (см. данные табл. 1-4), что фильтр Ли (согласно результатам исследований наилучший

размер скользящего окна – 7x7 пикселей) заметно уступает по эффективности обоим ДКП-фильтрам с правильно установленными значениями  $\beta$ . Основная причина - невысокая эффективность обработки на локально-неоднородных участках, проявляющаяся в больших значениях  $MSE_{la}$ . Фильтр BM3D с ВСП также недостаточно эффективен, прежде всего, на однородных участках, поскольку не учитывает пространственную коррелированность помех.

Таблица 2  
Сравнительный анализ методов фильтрации,  
изображение № 3

Фильтр, параметры	$MSE_{int}$	$MSE_{la}$	MSSIM
ДКП (1), 8x8, $\beta=4,0$	553	791	0,761
ДКП (1), 8x8, $\beta=4,4$	519	779	0,765
ДКП (1), 8x8, $\beta=4,8$	503	786	0,765
ДКП (1), 8x8, $\beta=5,2$	497	805	0,763
ДКП (1), 16x16, $\beta=4,0$	554	809	0,754
ДКП (1), 16x16, $\beta=4,4$	528	825	0,752
ДКП (1), 16x16, $\beta=4,8$	520	859	0,745
Ли, 7x7	597	1035	0,725
BM3D, ВСП	812	882	0,685
Фроста, 9x9	520	768	0,754
Фроста, 13x13	497	786	0,763
Фроста, 17x17	492	797	0,763
Предложенный метод 1	500	789	0,767
Предложенный метод 2	<b>483</b>	<b>777</b>	<b>0,771</b>

Можно также сравнить данные, полученные для ДКП-фильтров на основе (1), с данными для ДКП-фильтра с жестким частотно-зависимым порогом  $T_{nm}(k,l) = \beta \sigma_{\mu} I_{nm}^{mean} \sqrt{W_{kl}}$ , приведенными в работе [9] (см. вариант 2). Для тестового изображения № 1 при рекомендованном  $\beta = 3,0$  в [9] были получены значения  $MSE_{int}=443$ ,  $MSE_{la}=672$  и  $MSSIM=0,823$ . Таким образом, значения  $MSE_{int}$  и  $MSSIM$  немного лучше, а значения  $MSE_{la}$  совпадают

(см. табл. 3). Для тестового изображения № 4 в [9] были получены  $MSE_{int}=421$ ,  $MSE_{la}=681$  и  $MSSIM=0,769$ , то есть значение  $MSE_{int}$  немного лучше, значение  $MSE_{la}$  немного хуже, а значения  $MSSIM$  совпадают.

Таблица 3  
Сравнительный анализ методов фильтрации,  
изображение № 1

Фильтр, параметры	$MSE_{int}$	$MSE_{la}$	MSSIM
ДКП (1), 8x8, $\beta=4,8$	469	672	0,817
ДКП (1), 16x16, $\beta=4,4$	498	712	0,809
Ли, 7x7	566	843	0,780
BM3D, ВСП	746	872	0,757
Фроста, 13x13	460	670	0,816
Предложенный метод 1	466	680	0,823
Предложенный метод 2	<b>455</b>	<b>655</b>	<b>0,826</b>

Таблица 4  
Сравнительный анализ методов фильтрации,  
изображение № 4

Фильтр, параметры	$MSE_{int}$	$MSE_{la}$	MSSIM
ДКП, 8x8, $\beta=4,8$	441	673	0,771
ДКП, 16x16, $\beta=4,4$	454	721	0,763
Ли, 7x7	513	854	0,736
BM3D, ВСП	761	838	0,688
Фроста, 13x13	430	<b>662</b>	0,769
Предложенный метод 1	438	681	0,772
Предложенный метод 2	<b>420</b>	674	<b>0,775</b>

Следовательно, варианты неадаптивной ДКП-фильтрации – с жестким порогом и комбинированным порогом (1) – обеспечивают примерно одинаковую эффективность обработки.

Весьма интересные результаты были получены для фильтра Фроста. С увеличением размера скользящего окна повышается эффективность подавления

помех на однородных участках, но ухудшается сохранение границ и деталей. При размере скользящего окна  $13 \times 13$  пикселей значения метрик практически такие же, как и для наилучших ДКП-фильтров.

Вопрос заключается в том, что на данный момент не ясно, каким образом учитывать при выборе размера скользящего окна пространственный спектр спекл-шума. Возможно, в будущем удастся дать обоснованные рекомендации по этому поводу. Изображение на выходе фильтра Фроста приведено на рис. 5,а. Очевидно, что достигнут хороший выходной эффект и компромисс свойств.

На основании полученных данных было принято решение рассмотреть два варианта локально-адаптивных ДКП-фильтров. Общий алгоритм их работы описывается выражением:

$$D_t(n, m, k, l) = \begin{cases} D_{la}(n, m, k, l), & \text{если } M(m+3, n+3) = 1; \\ D_t(n, m, k, l) \text{ согл. (1)}, & \text{если } M(m+3, n+3) = 0, \end{cases} \quad (2)$$

где  $M(n, m)$  - значение карты локальной активности в  $nm$ -м пикселе,

$D_{la}(n, m, k, l)$  - значение коэффициента после пороговой обработки, которая используется для локально-активных блоков.

В первом случае (предложенный вариант 1 в табл. 1-4) используется алгоритм:

$$D(m, n, k, l) = D^3(n, m, k, l) / (\beta_1 \sigma_\mu I_{nm}^{\text{med}} \sqrt{W_{kl}})^2,$$

где  $I_{nm}^{\text{med}}$  - медианное значение в  $nm$ -м блоке.

При этом учитывается, что медианное значение в блоке меньше, чем среднее, особенно для окрестностей малоразмерных деталей с положительными контрастами относительно окружающего фона. Исследования, проведенные для всех четырех тестовых изображений, показали, что разумной практической рекомендацией является выбор  $\beta_1 = 5,2$ .

Для второго варианта предлагается рассчитывать порог, как  $T_{nm}(k, l) = \beta_2 I_{nm}^{\text{mean}} \sigma_\mu$  и использовать жесткую пороговую обработку вида

$$D_t(n, m, k, l) = \begin{cases} D(n, m, k, l), & \text{если } |D(n, m, k, l)| \geq \beta_2 \sigma_\mu I_{nm}^{\text{mean}}; \\ 0, & \text{если } |D(n, m, k, l)| < \beta_2 \sigma_\mu I_{nm}^{\text{mean}}. \end{cases} \quad (3)$$

В результате исследований для анализируемых тестовых изображений определено рекомендуемое для этого варианта значение  $\beta_2 = 4,4$ .



а



б



в

Рис. 5. Изображение № 1: а - на выходе фильтра Фроста  $13 \times 13$ ; б - на выходе фильтром ДКП (1) с фиксированным  $\beta = 4,8$ , размер блока  $8 \times 8$ ; в - на выходе предложенного фильтра 2

Отметим, однако, что такая рекомендация справедлива лишь для спекла с рассмотренными в данной работе пространственно-корреляционными характеристиками.

На однородных участках для обоих вариантов предлагается использовать ДКП-фильтр с порогом (1) с размером блока  $8 \times 8$ ,  $\beta = 5,2$ .

Как следует из анализа данных для предложенных вариантов локально-адаптивных фильтров («предложенный метод»), нижние две строки во всех таблицах), они либо превосходят все остальные согласно всем метрикам, либо незначительно уступают какому-то из других фильтров по одной из метрик. Для второго предложенного варианта получены заметно лучшие результаты.

Как видно из сравнения изображений на рис. 5б и 5в, выходное качество для обоих ДКП-фильтров высокое, во втором случае несколько выше четкость контрастных границ и малоразмерных объектов. Вместе с тем, обеспечение более высокой четкости по-прежнему желательно.

### Заключение

Предложен модифицированный метод локально-адаптивной фильтрации однозвездчатых РСА-изображений, основанный на ДКП-фильтрации с частотно-зависимым порогом и использующий нейросетевую обнаружитель границ для детектирования участков локальной активности изображения. Показано, что предложенный метод превосходит многие существующие алгоритмы фильтрации по показателям качества ( $MSE_{in}$ ,  $MSE_{lab}$ ,  $MSSIM$ ). Приведены результаты применения предложенного метода к изображениям с искусственным спекл-шумом, идентичным по характеристикам реальным данным.

### Литература

1. Шовенгердт, Р.А. Дистанционное зондирование. Методы и модели обработки изображений [Текст] / Р.А. Шовенгердт. – Техносфера, 2010. – 560 с.
2. Oliver, C. *Understanding Synthetic Aperture Radar Images* [Text] / C. Oliver, S. Quegan. – SciTech Publishing, 2004. – 486 p.
3. *Local activity indicators: analysis and application to hard-switching adaptive filtering of images* [Text] / V.P. Melnik, V.V. Lukin, A.A. Zelensky, J.T. Astola, P. Kuosmanen. // *Optical Engineering Journal*. - 2001. - Vol. 40, No 8. - P. 1441 - 1445.
4. Touzi, R. *A review of speckle filtering in the context of estimation theory* [Text] / R. Touzi // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. - 2002. - Vol. 40, No. 11. - P. 2392 - 2404.
5. *Digital adaptive robust algorithms for radar image filtering* [Text] / V.V. Lukin, V.P. Melnik, A.B. Pogrebniak, A.A. Zelensky, J.T. Astola, K.P. Saarinen // *Journal of Electronic Imaging*. - July 1996. - Vol.5, No.3. - P. 410-421.
6. Achim, A. *SAR Image Denoising Via Bayesian Wavelet Shrinkage Based on Heavy-Tail Modeling* [Text] / A. Achim, P. Tsakalides, A. Bezerianos // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. - 2003. - Vol. 41, No 8.-P. 1773 - 1784.
7. Solbo, S. *A wavelet domain filter for correlated speckle* [Text] / S. Solbo. T. Eltoft // *Proceedings of EUSIPCO*. - Florence, Italy, 2006. - P. 5 - 9.
8. Bovik, A. *The Effect of Median Filtering on Edge Estimation and Detection* [Text] / A.C. Bovik, T.S. Huang, D.C. Munson // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. - February 1987. - Vol. 9, No 2 - P. 181-194.
9. *Эффективность фильтрации однозвездчатых РСА-изображений при пространственно-коррелированных помехах* [Текст] / С.К. Абрамов, Р.А. Кожемякин, С.С. Кривенко, Н.Н. Пономаренко, В.В. Лукин // *Радиоэлектронные и компьютерные системы*. – 2012. - №3. – С. 18-25.
10. *Efficiency analysis of color image filtering* [Text] / D. Fevrale, V. Lukin, N. Ponomarenko, S. Abramov, K. Egiazarian, J. Astola. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*. – Vol.2011:41, doi:10.1186/1687-6180-2011-41. – 2011. – 19 p.
11. Науменко, А. *Детектирование границ на изображениях с помощью искусственной нейронной сети* [Текст] / А.В. Науменко, В.В. Лукин // *Авиационно-космическая техника и технология* – 2012. – Вып. 2. – С. 101-110.
12. Naumenko, A.V. *Neural Network Based edge detection in Pre-filtered SAR Images* [Text] / A.V. Naumenko, V.V. Lukin, K.O. Egiazarian // *Proceedings of the 5-th World Congress “Aviation in the XXI-st Century”* – 2012. - Vol. 2. - P. 3.7.61-3.7.66.
13. Udomhunsakul, S. *Edge detection in ultrasonic images using gabor filters* [Text] / S. Udomhunsakul // *Proceedings analog and digital techniques in electrical engineering*. – 2004. – Vol. 4. – P. 175 – 178.
14. *SAR image edge detection by ratio-based Harris Method* [Text] / X. Kang, C. Han, Y. Yang, T. Tao // *ICASSP 2006 Proceedings*. – May 2006. - Vol. 2. - P. 837 -840.
15. Lee, J.-S. *Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images* [Text] / J.-S. Lee // *Comp. Vision, Graphics, Image Processing*. - 1981. - Vol. 17. - P. 24 - 32.
16. Bishop, C. *Pattern Recognition and Machine Learning* [Text] / C. Bishop. - Springer Science+Business Media, LLC, 2006. - 738 p.
17. *Image filtering based on discrete cosine transform* [Text] / V.V. Lukin, R. Oktem, N. Ponomarenko, K. Egiazarian // *Telecommunications and Radio Engineering* – 2007. - Vol. 66, No 18. - P. 1685-1701.
18. Lukin, V. *HVS-Metric-Based Performance Analysis Of Image Denoising Algorithms* [Text] / V. Lukin,



N. Ponomarenko, K. Egiazarian // *Proceedings of EUVIP*. – Paris, France. – 2011. – 6 p.

19. Wang, Z. *Multi-scale Structural Similarity for Visual Quality Assessment [Text]* / Z. Wang, E.P. Simoncelli, A.C. Bovik // *Proceedings of the 37th IEEE Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. – Vol.2. – 2003. – P. 1398-1402.

20. *Free TerraSAR-X Data Samples [Електронний ресурс]*. – Режим доступу: <http://www.infoterra.de/free-sample-data>. – 02.09.12 з.

21. *A Model for Radar Images and Its Application to Adaptive Digital Filtering of Multiplicative Noise [Text]* / V. Frost, J. Stiles, K. S. Shanmugan, J. Holtzman // *IEEE Trans. Pattern Anal., Machine Intell.* – 1982. – Vol. 4, No. 2. – P. 157-166.

22. *Image denoising by sparse 3-D Transform-domain collaborative filtering [Text]* / K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, K. Egiazarian / *IEEE Transactions of Image Processing*. – 2007. – №8, Vol.16. – P. 2080-2095.

Поступила в редакцію: 22.11.2012

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф., проф. каф. «Проектирование радиоэлектронных систем летательных аппаратов» В.И. Кортунов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ", г. Харьков.

### АДАПТИВНА ФІЛЬТРАЦІЯ РСА-ЗОБРАЖЕНЬ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ ДЕТЕКТОРІВ ГРАНИЦЬ

*В.В. Лукін, О.В. Науменко, С.С. Кривенко*

Запропоновано метод адаптивної фільтрації однопоглядових зображень, що формуються радіолокаторами із синтезованою апертурою, із застосуванням карт локальної активності, що отримані з використанням штучної нейромережі до зображень, що попередньо оброблені фільтром Лі. Досліджено характеристики ДКП-фільтрів з частотно-залежним комбінованим порогом в залежності від параметру, що керує основними властивостями фільтру. Проведено порівняльний аналіз запропонованого методу адаптивної фільтрації з сучасними методами фільтрації та показана його ефективність.

**Ключові слова:** локально-адаптивна фільтрація, спекл, нейронні мережі, сумісний аналіз локальних параметрів

### SAR-IMAGE ADAPTIVE FILTERING USING NEURAL NETWORK EDGE DETECTORS

*V.V. Lukin, A.V. Naumenko, S.S. Krivenko*

Single-look synthetic aperture radar images adaptive filtering method using edge maps obtained by artificial neural network applied to the Lee filter output is proposed. Characteristics of the DCT-based filter with frequency dependent combined thresholds depending upon parameter that controls the filter main properties are considered. Comparative analysis of the proposed method of adaptive filtering with modern filtering methods is carried out and its efficiency is shown.

**Keywords:** adaptive filtering, neural networks, speckle, joint analysis of local parameters

**Лукін Володимир Васильевич** – д-р техн. наук, проф., проф. каф. «Приема, передачи и обработки сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», г. Харьков, Украина, e-mail: [lukin@ai.kharkov.com](mailto:lukin@ai.kharkov.com).

**Науменко Алексей Васильевич** – студент каф. «Приема, передачи и обработки сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», г. Харьков, Украина, e-mail: [phist@mail.ru](mailto:phist@mail.ru).

**Кривенко Сергей Станиславович** – канд. техн. наук, с.н.с. каф. «Приема, передачи и обработки сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», г. Харьков, Украина, e-mail: [krivenkos@inbox.ru](mailto:krivenkos@inbox.ru).