

## СЕГМЕНТАЦИЯ КОГЕРЕНТНО-ЛОКАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ СО СТАТИСТИЧЕСКИ НЕЗАВИСИМЫМИ ЭЛЕМЕНТАМИ

Б. М. Миронов<sup>1</sup>, А. Н. Малов<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Иркутское высшее военное авиационное инженерное училище (Военный институт), Иркутск, Россия

### Аннотация

Представлены результаты исследования эффективности алгоритмов сегментации на основе модели системы со случайной скачкообразной структурой в применении к когерентно-локационным изображениям со статистически независимыми элементами после сглаживания на них спекл-шума локальными методами пространственной фильтрации. Полученные характеристики позволяют определить ошибку сегментации при заданных параметрах локалатора и подстилающей поверхности, сравнить ошибки при выполнении предварительной фильтрации и без ее выполнения.

**Ключевые слова:** алгоритм, вероятность, изображения, когерентность, накопление, радиолокация, распределение, сглаживание, сегментация, спекл, фильтрация.

### Введение

Как известно, изображение подстилающей поверхности, сформированное когерентным локалатором, характеризуется слабой статистической связью между соседними элементами изображения (ЭИ) вследствие присутствия на нем шума пятнистости, называемого также спекл-шумом. По этой причине при описании когерентно-локационных изображений зачастую применяют модели с независимыми соседними элементами. Плотность вероятности случайной величины  $y$ , описывающей распределение яркости изображения однородного участка (ОУ) подстилающей поверхности, отличается от гауссовского и для локалатора с некогерентным накоплением представляется гамма-распределением [1]:

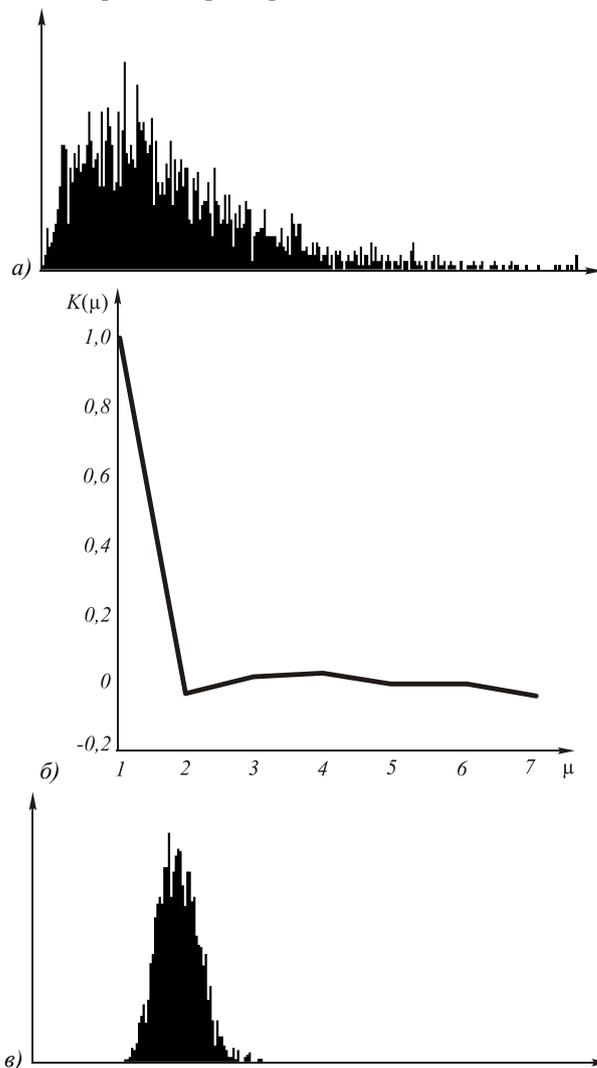
$$p(y) = y^{N-1} \beta^{-N} \exp(-y/\beta) / \Gamma(N), \quad (1)$$

где  $\beta = s/N$ ,  $s$  – значение средней удельной эффективной поверхности рассеяния (СУЭПР) при работе локалатора в радиодиапазоне,  $N$  – число некогерентных накоплений изображений одного и того же участка местности,  $\Gamma(N)$  – гамма-функция.

Спекл-шум имеет существенно мультипликативные свойства, и поэтому зависит от структуры самого изображения и, в частности, от вида подстилающей поверхности. Можно было ожидать, что предварительная фильтрация (со сглаживанием) изображения не приведет к полному исчезновению данных о связности и других параметров отдельных элементов фона – подстилающей поверхности. Кроме этого, следует учесть, что распределение (1) относится к совокупной системе «изображение+шум», тогда как реальное изображение характеризуется нормальным распределением яркостей, что характерно и для некогерентных изображений.

Для сглаживания спекл-шума широко применяют различные методы пространственной фильтрации изображения [2]. Среди них высокой вычислительной эффективностью обладают локальные методы, позволяющие формировать оценки поля незашумленного изображения путем анализа и обработки ограниченных и достаточно малых по размерам фрагментов. Примечательно, что после обра-

ботки изображений локальными фильтрами плотность вероятности случайной величины  $y$  становится близкой к гауссовской [3], а соседние ЭИ становятся коррелированными. В качестве иллюстрации на рис. 1 приведены гистограмма значений синтезированного изображения с распределением (1) и одномерная функция корреляции изображения до и после обработки фильтром Lee [4].



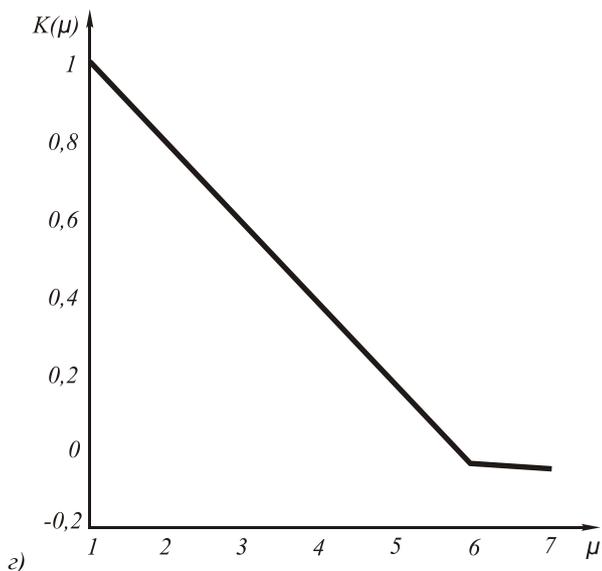


Рис. 1. Гистограмма значений и функция корреляции изображения ОУ до (а,б) и после обработки фильтром Lee (в,г)

Таким образом, фильтрация локальными методами позволяет повысить коррелированность соседних элементов сглаженного изображения и может быть эффективно использована для его последующей сегментации.

Целью данной работы являлось исследование эффективности применения алгоритмов сегментации на основе модели системы со случайной скачкообразной структурой [5] к когерентно-локационным изображениям после сглаживания на них спекл-шума локальными методами пространственной фильтрации.

**Результаты сегментации**

Исследование проводилось методом имитационного моделирования для двух классов подстилающей поверхности аналогично [5]. В качестве модели изображения применялось "шахматное" поле размером 150x150 ЭИ, сформированное в соответствии с (1). Вначале осуществлялось сглаживание спекл-шума локальным фильтром, затем – сегментация различными алгоритмами: однострочными – ОА1, ОА2 и комбинированными однострочными КОА1, КОА2, описанными в [5, 6]. Размер окон обработки фильтров был выбран равным 3x3 ЭИ для уменьшения искажения границ между однородными участками.

Ошибка в определении номера СУЭПР оценивалась величиной  $P_{ош}$ , называемой ошибкой распознавания состояния

$$P_{ош} = \frac{1}{KL} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L z_{l,k},$$

где  $L, K$  – размеры изображения по вертикали и горизонтали,  $z_{l,k}$  – величина, принимающая значение нуль в случае, когда оценка номера СУЭПР  $\theta'_{l,k}$  и номер СУЭПР  $\theta_{l,k}$   $l,k$ -го ЭИ незашумленного изображения совпадают, и равная единице в противном

случае. Усреднение результатов проводилось по 500 реализациям.

На рис. 2 представлены графики зависимости  $P_{ош}$  от разности СУЭПР  $\Delta s$  ОУ (СУЭПР1=1) при обработке изображения однострочными алгоритмами сегментации (результаты для алгоритмов ОА1 и ОА2 получились одинаковыми) для двух значений некогерентных накоплений  $N=4$  и  $N=7$ , а также двух фильтров – Lee и сигма-фильтра [7]. Видно, что при предварительной фильтрации спекл-шума сигма-фильтром ошибка оказалась несколько меньше по сравнению с фильтром Lee. Очевидным результатом является уменьшение ошибки при увеличении числа  $N$ .

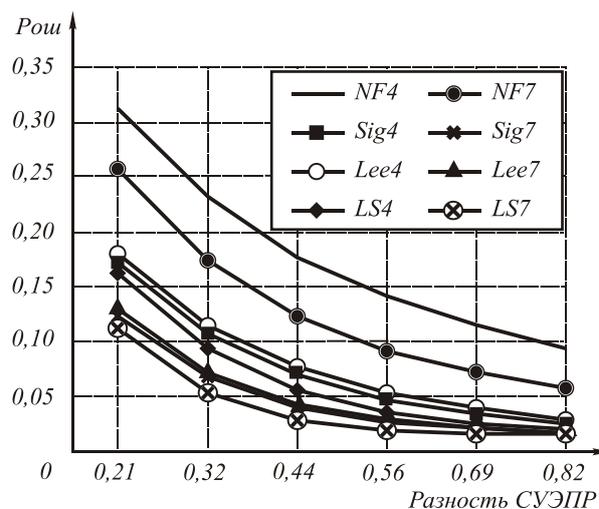


Рис. 2. Зависимость ошибки распознавания состояния от разности СУЭПР для ОА

Аналогичные графики представлены на рис. 3 для алгоритма сегментации КОА1. Из рисунка видно, что усложнение обработки приводит к уменьшению ошибки, особенно при малых значениях  $\Delta s$ . Ошибка продолжает уменьшаться при применении алгоритма сегментации КОА2 (рис. 4).

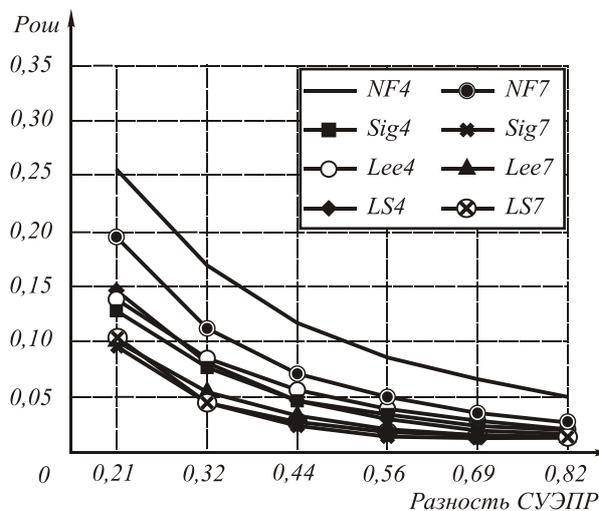


Рис. 3. Зависимость ошибки распознавания состояния от разности СУЭПР для КОА1

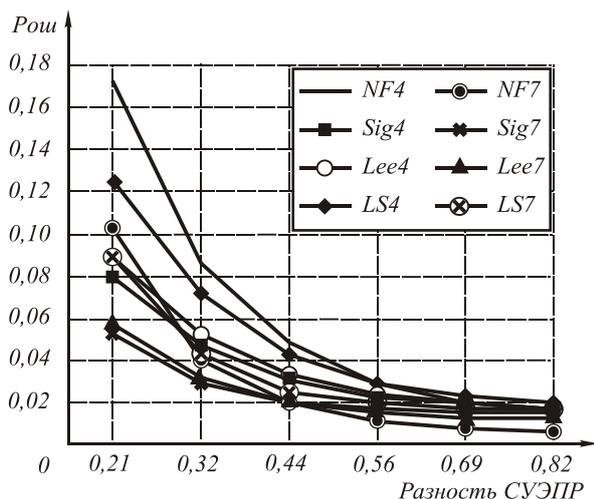


Рис. 4. Зависимость ошибки распознавания состояния от разности СВЭП для KOA2

Из рис. 2-4 видно, что по мере усложнения обработки графики зависимости все быстрее стремятся к определенному минимальному уровню  $P_{ош}$ , отличному от нулевого.

Наличие такого уровня обусловлено тем, что при сглаживании спекл-шума локальными пространственными фильтрами происходит искажение границы ОУ, так как размеры окон обработки фильтров конечны (3x3 ЭИ).

Известно, что с увеличением числа некогерентных накоплений  $N$  распределение (1) стремится к гауссовскому, что используется, например, при астронаблюдениях по методу Лайбери [8]. Поэтому при достаточно больших  $N$  сегментацию изображения можно осуществлять без предварительной фильтрации. В процессе исследования были получены графики зависимости  $P_{ош}$  от  $\Delta s$  для случая отсутствия предварительной фильтрации (NF), представленные на рис. 2-4 для соответствующих алгоритмов сегментации. Из рис. 2,3 видно, что для алгоритмов ОА и КОА1 ошибка распознавания состояния даже при  $N=7$  и больших значениях  $\Delta s$  превышает ошибку при выполнении фильтрации. Для алгоритма КОА2 при  $N=4$  при  $\Delta s=0,69$  ошибки с фильтрацией и без фильтрации становятся равными, при  $N=7$  ошибка без фильтрации становится меньше ошибки с фильтрацией для  $\Delta s$  больше 0,44.

На рис. 5 приведены графики зависимости  $P_{ош}$  от числа  $N$  для анализируемых алгоритмов с фильтрацией сигма-фильтром и без таковой при  $\Delta s = 0,21$ . Видно, что при малых отличиях в отражательной способности ОУ подстилающей поверхности сегментация без фильтрации даже при больших  $N$  приводит к ошибкам, превышающим ошибки при выполнении фильтрации. Тем не менее, возможно применение алгоритма КОА2 без фильтрации при значениях  $N$  порядка 10 с соизмеримыми ошибками.

На рис. 6 приведены те же графики при  $\Delta s = 0,69$ .

Видно, что при данном значении  $\Delta s$  ошибки распознавания для алгоритмов сегментации с фильтрацией

и алгоритма КОА2 без фильтрации соизмеримы при всех значениях  $N$ , а для алгоритма КОА1 без фильтрации ошибки соизмеримы при  $N$  больше 7.

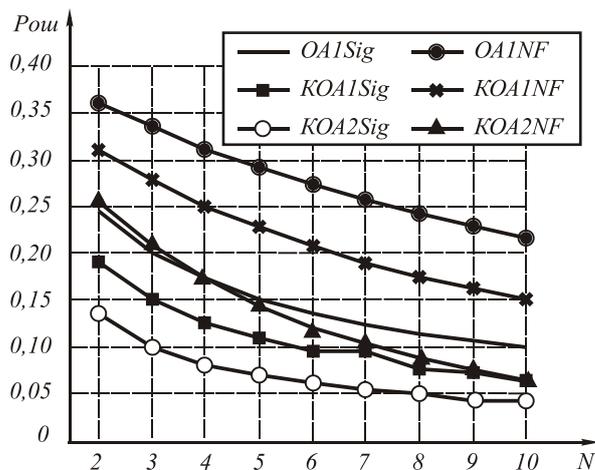


Рис. 5. Зависимость ошибки распознавания состояния от числа некогерентных накоплений  $N$  при  $\Delta s = 0,21$

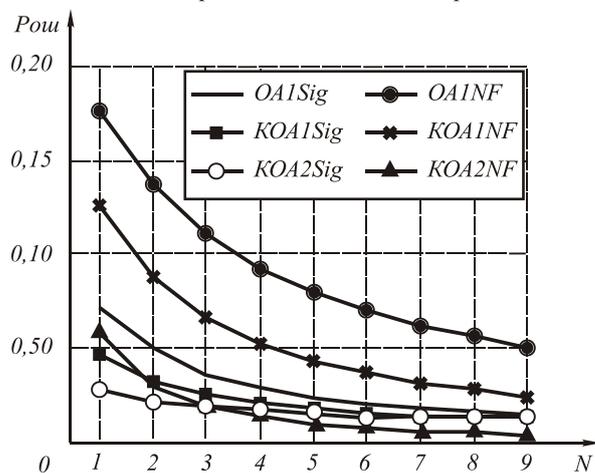


Рис. 6. Зависимость ошибки распознавания состояния от числа некогерентных накоплений  $N$  при  $\Delta s = 0,69$

Необходимо отметить, что характер искажений на обработанном изображении при сегментации с фильтрацией и без фильтрации несколько различен. Искажениям при сегментации изображения с предварительной фильтрацией больше подвержены граничные области ОУ, а при сегментации без фильтрации искажения проявляются по всему изображению.

Таким образом, применение локальных пространственных фильтров для сглаживания спекл-шума на изображении и алгоритмов сегментации на основе модели системы со случайной скачкообразной структурой позволяет выделять на когерентно-локационном изображении ОУ даже при их небольших различиях в отражательных свойствах. Для иллюстрации на рис. 7-10 приведены: тестовое изображение с параметрами  $\Delta s=0,32$  и  $N=4$ , сглаженное фильтром Lee изображение, сегментированное изображение после фильтрации алгоритмом КОА2 и сегментированное изображение без предварительной фильтрации.

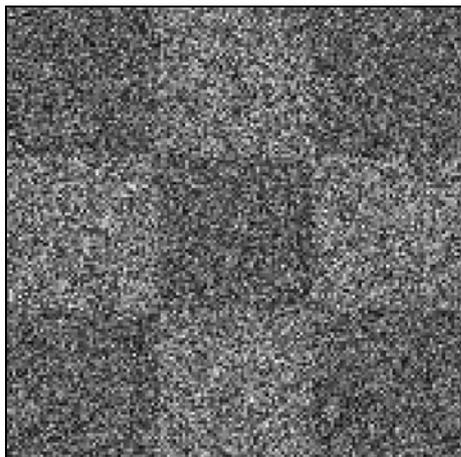


Рис. 7. Тестовое изображение

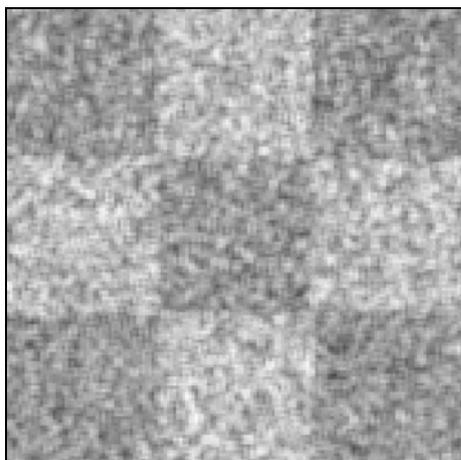


Рис. 8. Изображение, сглаженное фильтром Lee

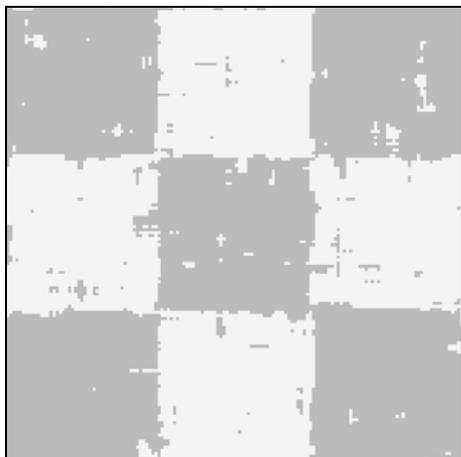


Рис. 9. Сегментированное изображение после фильтрации алгоритмом КОА2

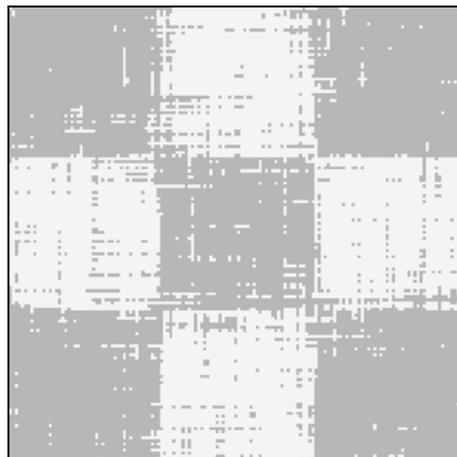


Рис. 10. Сегментированное изображение без предварительной фильтрации

**Многоканальная сегментация**

Повысить эффективность сегментации изображений позволяет совместное использование данных с выходов нескольких сглаживающих фильтров. При этом используется векторная форма записи уравнения сообщения, описывающего построение формирования изображения [5]:

$$\Lambda_{k+1} = \Phi_k^{(i)} \Lambda_k + \xi_k^{(i)}, \tag{2}$$

где  $\Lambda_k$  – вектор фазовых координат системы, компонентами которого являются значения яркостей на выходе сглаживающих фильтров,  $\Phi_k^{(i)}$  – известная матрица, учитывающая корреляционные связи между соседними элементами изображения,  $\{\xi_k^{(i)}, k=0,1,\dots\}$  – последовательность статистически независимых между собой и во времени случайных величин  $\xi_k^{(i)}$ , не зависящих от случайной величины  $\Lambda_k$  в начальный момент времени и описываемых гауссовскими плотностями вероятности  $\xi_k^{(i)} \sim N[\xi_k^{(i)}|0, Q^{(i)}]$ . Процесс смены СУЭПР при переходе от одного ЭИ к другому описывается дискретной марковской последовательностью  $\{\theta_k\}$ , состоящая которой являются номерами СУЭПР  $i (i=1,2,\dots,M)$ . Предположения о статистических свойствах величин, входящих в выражение (2), аналогичны указанным в [5].

Задача состоит в нахождении оптимальной по критерию максимума апостериорной вероятности оценки номера СУЭПР  $j$  по наблюдениям  $\{\Lambda_k\}$  при  $k=0,1,\dots$ .

Выражение для апостериорной вероятности номера СУЭПР  $j$  имеет вид:

$$W_k(\theta_k = j) = \frac{p(\Lambda_k | \Lambda_{k-1}, \theta_k = j) \sum_{i=1}^M \pi(\theta_k = j | \theta_{k-1} = i) W_{k-1}(\theta_{k-1} = i)}{\sum_{\beta=1}^M p(\Lambda_k | \Lambda_{k-1}, \theta_k = \beta) \sum_{i=1}^M \pi(\theta_k = \beta | \theta_{k-1} = i) W_{k-1}(\theta_{k-1} = i)} \quad (j = \overline{1, M}; k = 1, 2, \dots) \tag{3}$$

Здесь  $\pi(\theta_k | \theta_{k-1})$  – переходная вероятность,  $p(\Lambda_k | \Lambda_{k-1}, \theta_k)$  – условная переходная плотность вероятности.

В работе исследовалась эффективность алгоритмов сегментации при использовании двух каналов – с фильтром Lee и сигма-фильтром. На рис. 2-4 пред-

ставлены графики зависимости  $P_{ош}$  от  $\Delta s$  для рассматриваемых алгоритмов (LS). Видно, что осуществление многоканальной сегментации наиболее результативно для однострочных алгоритмов: уменьшение  $P_{ош}$  составило два процента. Для алго-

ритма КОА1 уменьшение  $P_{ош}$  составило менее одного процента, для алгоритма КОА2 многоканальная сегментация не уменьшила ошибки.

#### **Заключение**

Результаты исследования свойств алгоритмов сегментации на основе модели системы со случайной скачкообразной структурой при применении к когерентно-локационным изображениям со статистически независимыми элементами показывают возможность эффективного выделения однородных участков после сглаживания спекл-шума локальными методами пространственной фильтрации. Такое сглаживание является необходимым при малом числе некогерентных накоплений. При большом числе последних сегментация может быть выполнена и без предварительного сглаживания изображения.

Ограничением на указанную обработку изображений является нестрогое требование точности определения границ однородных участков, связанное с конечными размерами сглаживающих фильтров. Полученные характеристики эффективности алгоритмов позволяют определить ошибку сегментации при заданных параметрах локатора и подстилающей поверхности, сравнить ошибки при осуществлении сегментации в случае большого числа некогерентных накоплений, считая яркостное распределение однородных участков гауссовским, с выполнением предварительной фильтрации и без нее.

#### **Литература**

1. Frost, V.S. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise / V.S. Frost [and over] // IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. 1982. – Vol. 4(2). – p. 157-165.
2. Белокуров, А.А. Методы сглаживания спекл-шума на радиолокационных изображениях земной поверхности / А.А. Белокуров // Зарубежная радиоэлектроника, 1990. - № 6. - С. 26-35.
3. Зеленский, А.А. Двухэтапная обработка многоканальных радиолокационных изображений с использованием векторного сигма-фильтра / А.А. Зеленский [и др.] // Успехи современной радиоэлектроники, 2003. - № 11. - С. 55-62.
4. Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images / J.S. Lee // Computer Graphics and Image Processing. – 1981. - Vol. 17, N 1. – P. 24-32.
5. Скрыпник, О.Н. Формирование классификационной карты подстилающей поверхности по изображениям от когерентного локатора / О.Н. Скрыпник [и др.] // Компьютерная оптика, 2006. - № 29. - С. 151-159.
6. Малов, А.Н. Выделение малоразмерных объектов алгоритмами сегментации на основе модели системы со случайной скачкообразной структурой / А.Н. Малов [и др.] // Компьютерная оптика, 2008. - № 32(1). - С. 89-92.
7. Зайцев, В.В. Экспериментальное исследование алгоритмов фильтрации спекл-шума на радиолокационных изображениях / В.В. Зайцев [и др.] // Исследование Земли из космоса, 1994. - № 6. - С. 30-41.
8. Франсон, М. Оптика спеклов. / М. Франсон; пер. с англ. - М.: Мир, 1980. - 171 с.

# COHERENT RADAR IMAGES WITH STATISTICALLY INDEPENDENT ELEMENTS SEGMENTATION

*B.M. Mironov<sup>1</sup>, A.N. Malov<sup>1</sup>*

*Irkutsk Higher Air Force Engineering School (Military Institute), Irkutsk, Russia*

## **Abstract**

Results of research of the segmentation algorithms on the basis of model of system with casual spasmodic structure in application to coherent radar images with statistically independent elements after speckle-noise smoothing on them by means of local spatial filtration methods efficiency are presented. The received characteristics allow estimating a segmentation error at the radar parameters set and a spreading surface, to compare errors at performance of a preliminary filtration and without its performance.

**Key words:** algorithm, probability, images, coherency, accumulation, a radar-location, distribution, smoothing, segmentation, speckle, filtration.

**Citation:** Mironov BM, Malov AN. Coherent radar images with statistically independent elements segmentation. *Computer Optics* 2008; 32(4): 423-7.

## **References**

- [1] Frost VS. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell* 1982; 4(2): 157-165.
- [2] Belokurov AA. Speckle noise smoothing methods on radar images of the Earth's surface [In Russian]. *Zarubezhnaya Radioelektronika (Foreign Radio Engineering)* 1990; 6: 26-35.
- [3] Zelenskiy AA, et al. Two-stage multichannel radar image processing using vector sigma filter [In Russian]. *Telecommunications and Radio Engineering* 2003; 11: 55-62.
- [4] Lee JS. Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images. *Computer Graphics and Image Processing* 1981; 17(1): 24-32.
- [5] Skripnik ON, Lezhankin BV, Malov AN, Mironov BM, Galliev CF. Formation of spreading surface classification map on coherent radar images [In Russian]. *Computer Optics* 2006; 29: 151-159.
- [6] Malov AN, Mironov BM, Kuznetsov VA. Extraction of small-size objects by segmentation algorithms using a model of the system with abruptly changing random structure [In Russian]. *Computer Optics* 2008; 32(1): 89-92.
- [7] Zaitsev VV, Troshkin DV. Experimental study of speckle-noise filtering algorithms for radar images. *Earth Observation and Remote Sensing*. 1995;12:831-846.
- [8] Franson M. *Speckle optics* [Russian translation]. Moscow: "Mir" Publisher 1980; 171 p.