

СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ КЛАСТЕРНЫМ МЕТОДОМ И АЛГОРИТМОМ СЛУЧАЙНЫХ СКАЧКОВ: СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ

Борис Михайлович Миронов (старший научный сотрудник, e-mail: b_mironov@mail.ru),

Александр Николаевич Малов (профессор, e-mail: cohol2007@yandex.ru)

Иркутское высшее военное авиационное инженерное училище (Военный институт)

Аннотация

Представлены результаты сравнительного исследования эффективности алгоритмов сегментации на основе модели системы со случайной скачкообразной структурой и алгоритма кластерного анализа путем имитационного моделирования изображений с коррелированными и независимыми элементами. Установлено, что при сегментации изображений алгоритмами на основе модели системы со случайной скачкообразной структурой внутренние области изображений одного класса обрабатываются со значительно меньшим количеством ошибок по сравнению с алгоритмом последовательной кластеризации. Приведен пример обработки реального изображения.

Ключевые слова: алгоритм, вероятность, изображение, граница, кластеризация, распределение, сглаживание, сегментация, имитация, моделирование.

Введение

Одним из часто применяемых в приложениях методов сегментации изображений является кластерный анализ (смотри, например, [1, 2]), причисляемый иногда к пороговой сегментации [3]. Обработка изображения при использовании данного метода заключается в разделении всех элементов изображения (ЭИ) на группы (кластеры) элементов, в чем-то схожих между собой (по яркости, текстуре и т.п.). Процедура кластеризации основывается на оптимизации какого-нибудь показателя качества, например, на критерии минимума суммы квадратов ошибки:

$$\varepsilon = \sum_{k=1}^K \sum_{x \in S_k} \|\mathbf{x}_k - \mathbf{c}_k\|^2, \quad (1)$$

где \mathbf{x}_k – вектор значений признаков, K – число кластеров, S_k – множество объектов (элементов изображения), относящихся к k -му кластеру, \mathbf{c}_k – вектор средних значений для класса k . Процесс обработки изображения в данном случае представляет собой итерационное нахождение центров кластеров и разбиение изображения на кластеры до тех пор, пока величина ε не перестанет уменьшаться.

Существует множество алгоритмов, реализующих задачу кластеризации: алгоритм быстрого выделения кластеров, итерационный алгоритм последовательной кластеризации и т.д. [4]. В зависимости от используемого алгоритма необходимо задание различных априорных данных, например, итерационный алгоритм последовательной кластеризации требует задания числа кластеров и значений их центров.

Сегментация изображений эффективно выполняется алгоритмами на основе модели системы со случайной скачкообразной структурой (ССС), описанными в [5,6]. Система в i -й структуре, а в рассматриваемом случае – изображение в i -м классе, описывается уравнением:

$$\lambda_{k+1} = \Phi_k^{(i)} \lambda_k + \xi_k^{(i)}, \quad (2)$$

где λ_k – вектор значений признаков, $\Phi_k^{(i)}$ – известная матрица, $\{\xi_k^{(i)}\}$ – последовательность статистически независимых случайных величин с известными плотностями вероятности, $(i = 1, M, k = 0, 1, \dots)$. Процесс смены классов описывается дискретной марковской последовательностью $\{\theta_k\}$, состояния которой являются номерами классов i . Случайные величины $\{\lambda_k, \theta_k\}$ образуют смешанную марковскую последовательность с известными начальными и переходными плотностями вероятности. Задача состоит в оценивании номера i по наблюдениям $\{\lambda_k\}$.

При решении поставленной задачи априорные данные помимо числа выделяемых на изображении классов и средних для каждого класса включают сведения о коррелированности ЭИ и вероятностях перехода элементов из одного класса в другой. Использование этой дополнительной степени свободы для «подстройки» работы алгоритма с определенным классом изображений дает основание предположить, что сегментация изображений алгоритмами на основе модели СССР будет более эффективной.

Целью настоящей работы является сравнение эффективности сегментации изображений алгоритмами на основе модели системы СССР и кластерного анализа путем имитационного моделирования.

1. Результаты имитационного моделирования сегментации изображений

Исследование проводилось для двух классов изображений: первый класс был представлен однородным фоном, второй класс – совокупностью кругов разного диаметра. Кромки кругов формировались изрезанными для облегчения визуализации результатов сегментации. Статистические характеристики изображений выбирались различными. В первом случае элементы изображения были коррелированными и формировались в соответствии с моделью делимого случайного поля с гауссовским

распределением. Во втором случае независимые ЭИ формировались в соответствии с гамма- распределением, выбор которого был обусловлен его широким использованием в приложениях. На рис. 1а, б приведены – исходное незашумленное изображение и пример зашумленного изображения для первого случая. Обработка изображений осуществлялась различными алгоритмами сегментации на основе модели системы ССС: однострочными ОА1, ОА2, комбинированными однострочными КОА1, КОА2 и итерационным алгоритмом последовательной кластеризации КЛ [4].

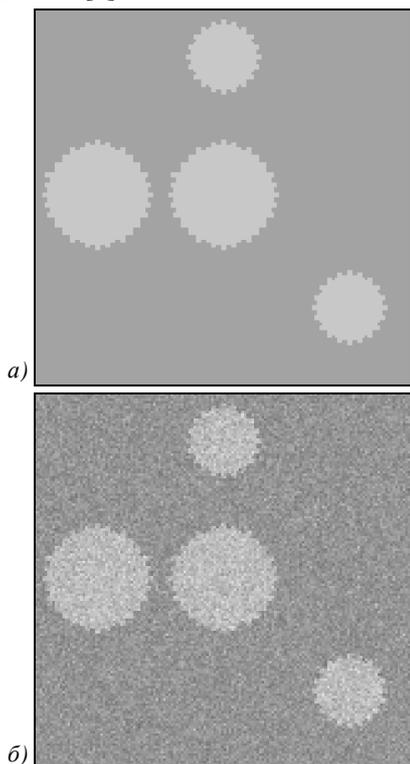


Рис. 1. Исходное незашумленное изображение (а) и пример зашумленного изображения с гауссовским распределением (б)

Ошибка в определении номера класса оценивалась величиной $P_{\text{ош}}$, называемой ошибкой распознавания состояния:

$$P_{\text{ош}} = \frac{1}{LK} \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^K z_{l,k}, \quad (3)$$

где L, K – размеры изображения по вертикали и горизонтали, $z_{l,k}$ – величина, принимающая значение нуль в случае, когда оценка номера класса $\hat{\theta}_{l,k}$ и номер класса $\theta_{l,k}$ 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 $P_{\text{ош}}$ от разности средних для модели гауссовского разделимого случайного поля. Параметры моделей определялись следующим образом: коэффициенты корреляции по строке и столбцу изображений обоих классов принимались равными в обозначениях [5,6]

$\rho_{x,y}^{(1,2)} = 0,1$; дисперсия σ_{λ}^2 случайной величины, описывающей яркость на изображении, равнялась двум.

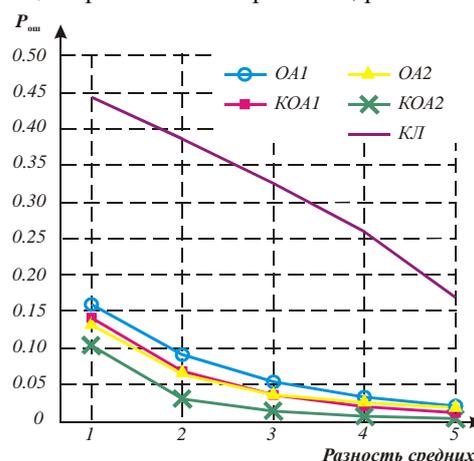
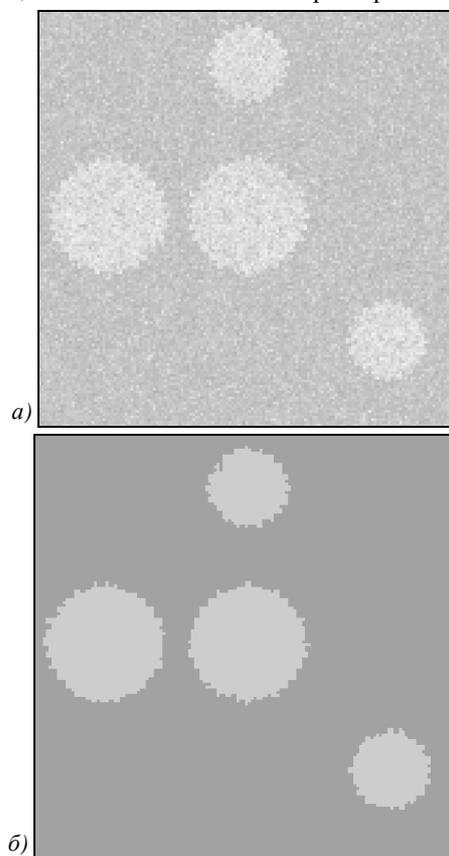


Рис. 2. Зависимость ошибки распознавания состояния от разности средних для исходных изображений с гауссовским распределением

На рис. 3а-в показаны исходное изображение и результаты его обработки алгоритмами КОА2 и КЛ при разности средних, равной пяти. Из рисунков видно, что ошибка распознавания для алгоритмов сегментации на основе модели системы ССС много меньше по сравнению с алгоритмом КЛ за счет безошибочной передачи внутренних областей изображений одного класса. Границы между изображениями разных классов передаются алгоритмами сегментации на основе модели системы ССС достаточно отчетливо, несколько сглаживаясь при обработке.



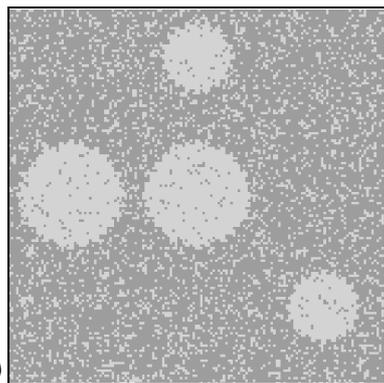


Рис. 3. Исходное изображение с гауссовским распределением (а), результаты его сегментации алгоритмом KOA2 (б) и алгоритмом КЛ (в)

На рис. 4а, б представлены графики зависимости $P_{\text{ош}}$ от разности средних для изображений с независимыми элементами и гамма-распределением при двух значениях параметра формы N , равных четырем и семи.

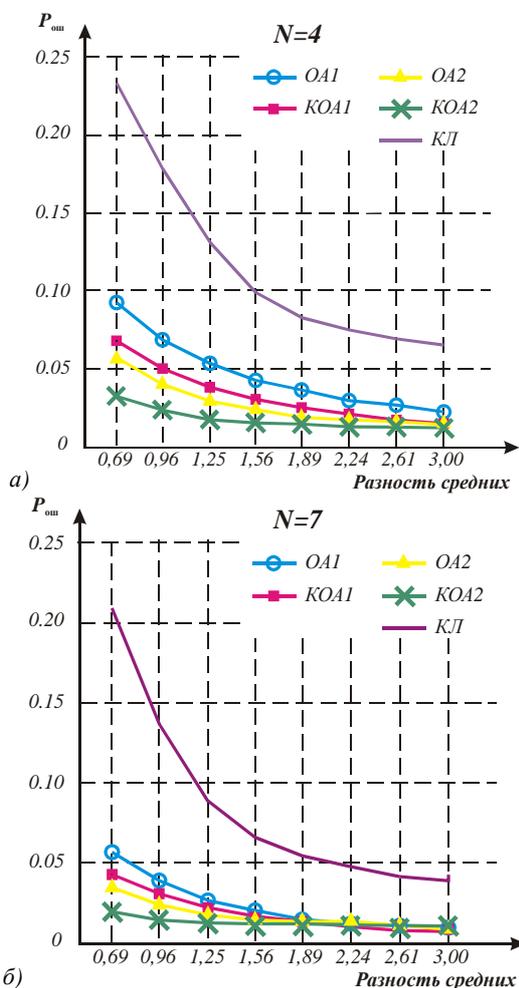


Рис. 4. Зависимость ошибки распознавания состояния от разности средних для исходных изображений с гамма-распределением при $N=4$ (а) и $N=7$ (б)

Необходимо отметить, что алгоритмы сегментации на основе модели системы ССС предназначены для обработки массивов с коррелированными элементами. Поэтому независимость соседних ЭИ для

упомянутых алгоритмов является фактором, затрудняющим их работу. Тем не менее, данное обстоятельство было учтено: при обработке исходных изображений предполагалась слабая корреляционная связь между ЭИ – значения коэффициентов корреляции по строке и столбцу изображений были приняты малыми $\rho_{x,y}^{(1,2)}=0,1$.

На рис. 5а-в показаны исходное изображение и результаты его обработки алгоритмами KOA2 и КЛ при разности средних, равной 1,89, и $N=4$.

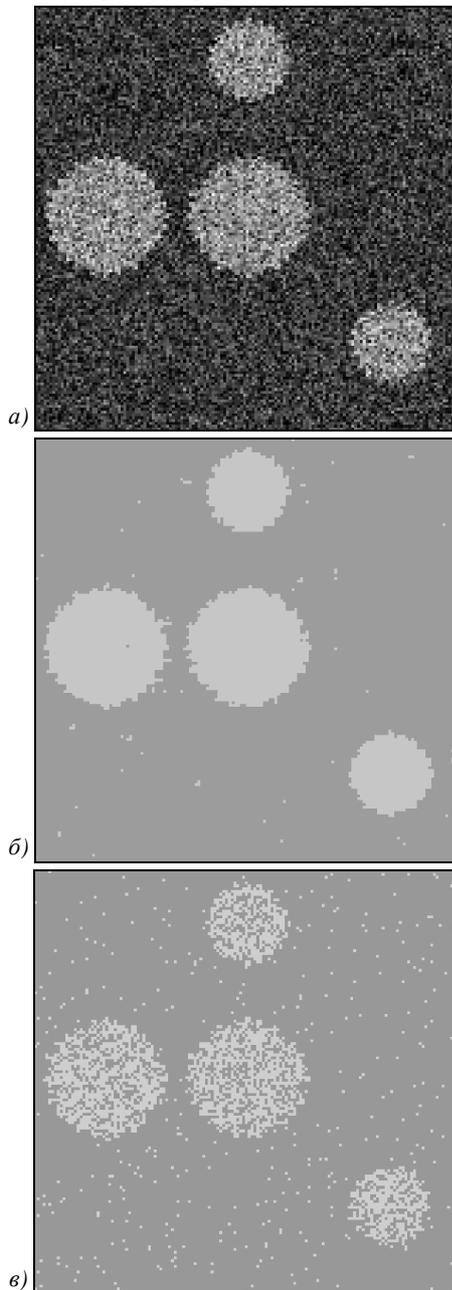


Рис. 5. Исходное изображение с гамма-распределением (а), результаты его сегментации алгоритмом KOA2 (б) и алгоритмом КЛ (в)

Из рисунков видно, что алгоритмы сегментации на основе модели системы ССС показывают высокую эффективность, несмотря на независимость элементов исходного изображения. Ошибка распозна-

вания для них, аналогично предыдущему случаю, много меньше по сравнению с алгоритмом КЛ. Внутренние области изображений одного класса передаются без искажений в отличие от обработки алгоритмом КЛ. При увеличении значения параметра N ошибка распознавания уменьшается. Границы между изображениями разных классов передаются с искажениями как алгоритмами сегментации на основе модели системы ССС, так и алгоритмом КЛ.

Известно, что при логарифмировании случайной величины с гамма-распределением закон ее распределения становится близким к гауссовскому [7]. Это соответствует условиям применения алгоритмов сегментации на основе модели системы ССС. Поэтому были проведены исследования алгоритмов после выполнения операции логарифмирования ЭИ. Графики, аналогичные вышеприведенным, но с учетом выполнения операции логарифмирования, приведены на рис. 6а, б.

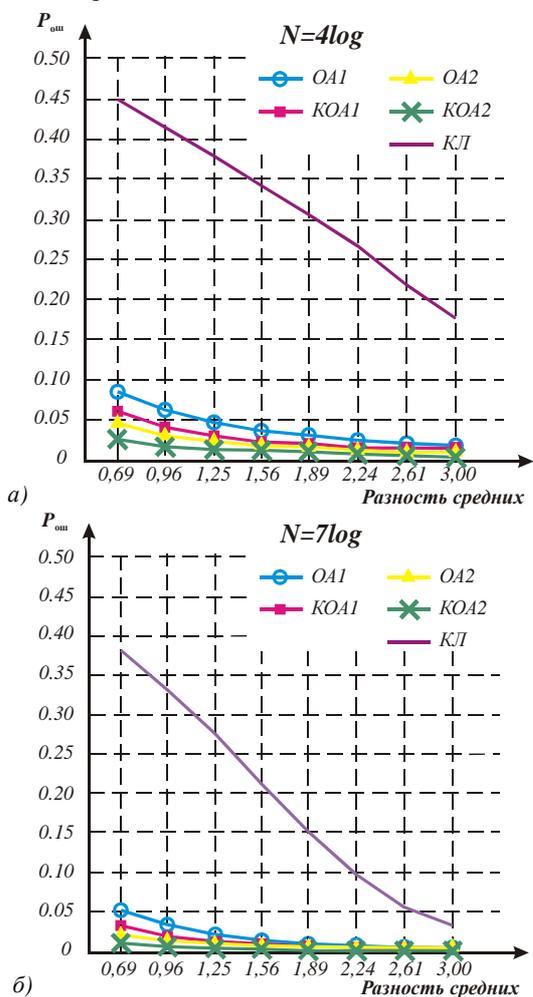


Рис. 6. Зависимость ошибки распознавания состояния от разности средних для исходных изображений с гамма-распределением после логарифмирования при $N=4$ (а) и $N=7$ (б)

На рис. 7 показаны результаты обработки исходного изображения (рис. 5а) алгоритмами KOA2 и КЛ.

Из рис. 6 и 7 видно, что выполнение операции логарифмирования перед обработкой приводит к

увеличению ошибки распознавания состояния для алгоритма КЛ и ее уменьшению для алгоритма KOA2. Этот вывод подтверждают результаты сегментации реального изображения.

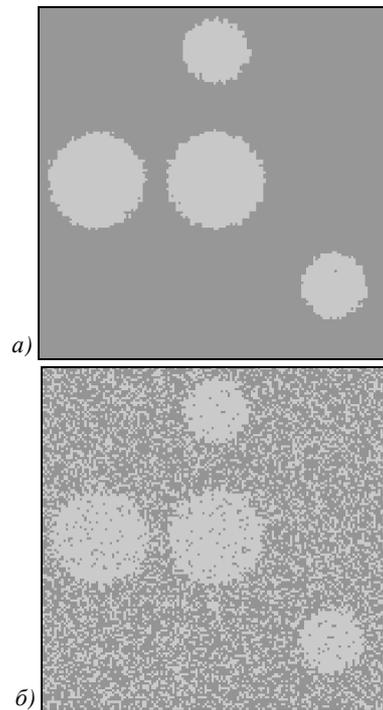
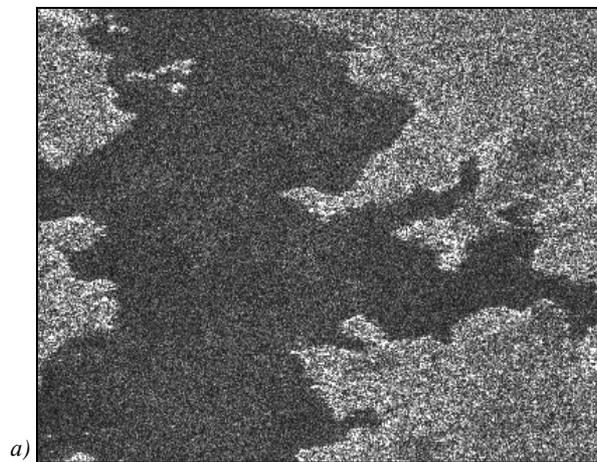


Рис. 7. Результаты сегментации исходного изображения с гамма-распределением после его логарифмирования алгоритмом KOA2 (а) и алгоритмом КЛ (б)

Для визуального сравнения выполнения операции сегментации рассмотренными алгоритмами ниже приведен пример обработки реального изображения участка местности, полученного когерентным локатором (рис. 8а). Участок местности представлен двумя классами, описание которых близко к гамма-распределению со следующими параметрами: средние $m^{(1)} = 76$, $m^{(2)} = 129$; средне-квадратические отклонения $\sigma^{(1)} = 8$; $\sigma^{(2)} = 16$. На рис. 8б приведен результат обработки изображения алгоритмом KOA2 при выполнении предварительного логарифмирования, а на рис. 8в – алгоритмом КЛ без предварительного логарифмирования.



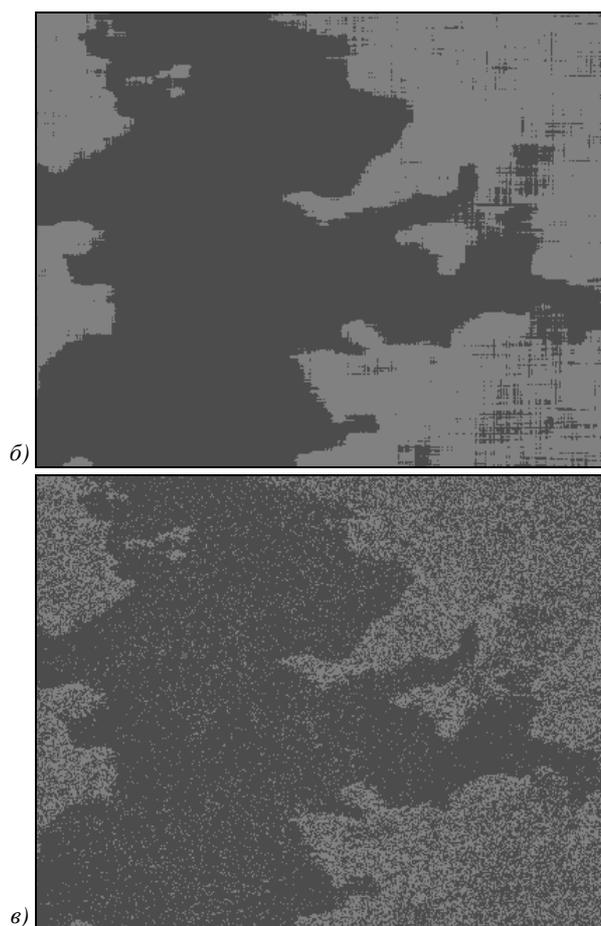


Рис. 8. Результаты сегментации реального изображения (а) после логарифмирования алгоритмом KOA2 (б) и без логарифмирования алгоритмом КЛ (в)

Заключение

В работе приведены результаты сравнения эффективности сегментации изображений алгоритмами на основе модели ССС и кластерного анализа путем имитационного моделирования изображений с коррелированными и независимыми элементами.

Учет при обработке изображений алгоритмами на основе модели системы ССС дополнительных данных о степени коррелированности элементов изображения и вероятностях перехода элементов из одного класса в другой обуславливает в общем случае их более высокую эффективность по сравнению с алгоритмом КЛ. Исследования показали, что при сегментации изображений алгоритмами на основе модели системы ССС внутренние области изображений одного класса обрабатываются со значительно меньшим количеством ошибок по сравнению с алгоритмом КЛ, в то же время границы между изображениями разных классов сглаживаются, хотя выделяются достаточно отчетливо. Полученные характеристики эффективности алгоритмов могут быть использованы при обосновании их применения в приложениях.

Литература

1. **Kasapoglu, N.G.** Segmentation and Classification of SAR Data with Co-Occurrence Matrix for Texture Features / N.G. Kasapoglu, I. Papila, S. Kent, B. Yazgan // Proc. EUSAR 2002, Cologne, Germany. – 2002. – P. 717-720.
2. **Fang, S.** Classification of SAR images Based on Simplified Segmentation / S. Fang, H. Wen, M. Shiyi // Proc. EUSAR 2002, Cologne, Germany. – 2002. – P. 705-708.
3. **Кашкин, В.Б.** Дистанционное зондирование Земли из космоса. Цифровая обработка изображений / В.Б. Кашкин, А.И. Сухинин – М.: Логос, 2001. – 264 с.
4. **Лабутина, И.А.** Дешифрирование аэрокосмических снимков / И.А. Лабутина – М.: Аспект Пресс, 2004. – 184 с.
5. **Скрыпник, О.Н.** Формирование классификационной карты подстилающей поверхности по изображениям от когерентного локатора / О.Н. Скрыпник, Б.В. Лежанкин, А.Н. Малов, Б.М. Миронов, С.Ф. Галиев // Компьютерная оптика. – 2006. – № 29. – С. 151-159. – ISSN 0134 – 2452.
6. **Малов, А.Н.** Выделение малоразмерных объектов алгоритмами сегментации на основе модели системы со случайной скачкообразной структурой / А. Н. Малов, Б.М. Миронов, В.А. Кузнецов // Компьютерная оптика. – 2008. – Т. 32, № 1. – С. 89-92. – ISSN 0134 – 2452.
7. **Мансуров, В.В.** Статистические характеристики радиолокационного изображения после гомоморфного преобразования / В.В. Мансуров, Б.М. Миронов // Известия высших учебных заведений. Радиоэлектроника. – 1990. – № 1. – С. 85-86. – ISSN 0021-3470.

References

1. **Kasapoglu, N.G.** Segmentation and Classification of SAR Data with Co-Occurrence Matrix for Texture Features / N.G. Kasapoglu, I. Papila, S. Kent, B. Yazgan // Proc. EUSAR 2002, Cologne, Germany. – 2002. – P. 717-720.
2. **Fang, S.** Classification of SAR images Based on Simplified Segmentation / S. Fang, H. Wen, M. Shiyi // Proc. EUSAR 2002, Cologne, Germany. – 2002. – P. 705-708.
3. **Kashkin, V.B.** Earth remote sensing from space. Digital image processing / V.B. Kashkin, A.I. Suhinin – Moscow: Logos, 2001. – 264 p. – (in Russian).
4. **Labutina, I.A.** Interpretation of aerospace images / I.A. Labutina – Moscow: Aspect Press, 2004. – 184 p. – (in Russian).
5. **Skripnik, O.N.** Formation of spreading surface classification map on coherent radar images / O.N. Skripnik, B.V. Legankin, A.N. Malov, B.M. Mironov, S.F. Galiev // Computer optics. – 2006. – Vol. 29. – P. 151-159. – ISSN 0134 – 2452. – (in Russian).
6. **Malov, A.N.** Extraction of small-size objects by segmentation algorithms using the model of the system with abruptly changing random structure / A. N. Malov, B.M. Mironov, V.A. Kuznetsov // Computer optics. – 2008. – V. 32. N 1. – P. 89-92. – ISSN 0134 – 2452. – (in Russian).
7. **Mansurov, V.V.** Statistic characteristics of radar images after homomorphic transformation / V.V. Mansurov, B.M. Mironov // Radioelectronics. – 1990. – N 1. – P. 85-86. – ISSN 0021-3470. – (in Russian).

**IMAGE SEGMENTATION BY CLUSTERS METHOD AND CASUAL SPASMODIC STRUCTURE
ALGORITHM: THE COMPARATIVE ANALYSIS**

*Boris Mihailovich Mironov (senior scientific employee, e-mail: b_mironov@mail.ru),
Alexander Nikolaevich Malov (professor, e-mail: cohol2007@yandex.ru)
Irkutsk Higher Air Force Engineering School (Military Institute)*

Abstract

The comparative analysis results of the segmentation algorithm on the basis of model of system with casual spasmodic structure and cluster algorithm by imitating modelling of images with the correlated and independent elements. It is established, that at image segmentation by algorithms on the basis of system with casual spasmodic structure model image internal areas are processed with much smaller error values in comparison one with consecutive clusterization algorithm.

Key words: algorithm, probability, images, border, clusterization, distribution, smoothing, segmentation, imitation, modeling.

Поступила в редакцию 03.09.2009 г.