

## АВТОМАТИЧЕСКОЕ ОБНАРУЖЕНИЕ РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ОБЪЕКТОВ НА КОГЕРЕНТНО-ЛОКАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ С УЧЕТОМ АПРИОРНЫХ ДАННЫХ

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

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

### Аннотация

Рассматривается один из этапов анализа когерентно-локационных изображений - автоматическое обнаружение интересных объектов. Для снижения уровня ложных тревог предлагается выполнять совместную обработку изображений, полученных сегментацией и расчетом поля локальных контрастов исходного изображения с учетом априорных данных. Методом имитационного моделирования получены характеристики обнаружения разработанного алгоритма, позволяющие определить значения параметров его эффективного применения.

**Ключевые слова:** радиолокационное изображение, распределенные объекты, локальные центры отражения, сегментация, автоматическое обнаружение.

### Введение

Высокая разрешающая способность современных когерентных локаторов обуславливает переход большинства объектов наблюдения из разряда малоразмерных в разряд пространственно-протяженных или распределенных [1]. Данное обстоятельство приходится учитывать при анализе формируемых локатором изображений подстилающей поверхности, включающем этапы автоматического обнаружения объектов-кандидатов, фильтрации ложных объектов по определенному набору признаков, распознавания объектов и определения их свойств [2].

Задача первого этапа – обнаружение объектов-кандидатов – может быть эффективно решена путем применения детектора-обнаружителя [2]. Работа детектора основана на измерении локальных контрастов между объектами и окружающим фоном для всего анализируемого изображения. Выходной сигнал детектора для каждого элемента изображения (ЭИ) с координатами  $(i, j)$  определяется следующим выражением

$$LC(i, j) = \frac{1}{N_1} \sum_{k, n \in A} r_1(i+k, j+n) / \left( \frac{1}{N_2 - N_1} \right) \times \left( \sum_{k, n \in B} r_1(i+k, j+n) - \sum_{k, n \in A} r_1(i+k, j+n) \right), \quad (1)$$

где  $N_1$  и  $N_2$  – количество элементов в локальных областях  $A$  и  $B$  соответственно,  $r_1(i, j)$  – амплитуда сигнала изображения.

Таким образом, в данном детекторе анализируются локальные области  $A$  и  $B$ , представленные на рис. 1 ( $A \notin B$ ), и вычисляется средний сигнал по каждой из них. Изображение, полученное в результате обработки в соответствии с выражением (1), называют полем локальных контрастов (ПЛК).

Пример когерентно-локационного (в данном случае – радиолокационного (РЛ)) изображения стоянки самолетов и результаты расчета ПЛК представлены на рис. 2. Рис. 2 (б) показывает, что типовые объекты (самолеты) создают значительные величины локальных контрастов, позволяющие использовать их для автоматического обнаружения. При этом применяют пороговую обработку [2].

При выполнении процедуры автоматического обнаружения объектов возникает проблема высокого

уровня ложных тревог, обусловленного, во-первых, относительно низким отношением эффективной поверхности рассеяния (ЭПР) объектов и окружающего фона, и, во-вторых, наличием ярких естественных и искусственных объектов, подчас превышающих по интенсивности сигналы, отраженные интересующими объектами. В работе [2] для уменьшения числа ложных объектов, выделенных детектором локальных контрастов, предлагается выбирать размер внутренней области  $A$  соответствующим размерам обнаруживаемых объектов. Тем не менее уровень ложных тревог остается высоким, и требуются специальные дополнительные меры для его снижения.

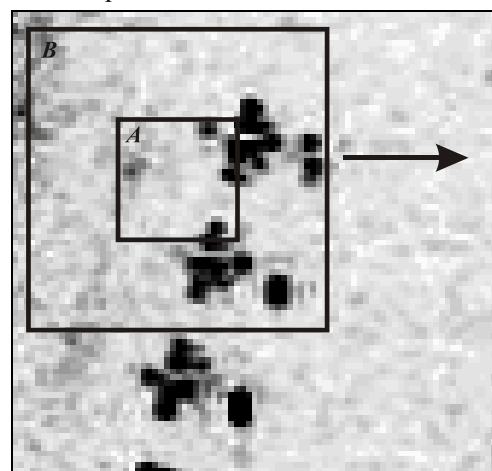


Рис. 1. Области локальных контрастов

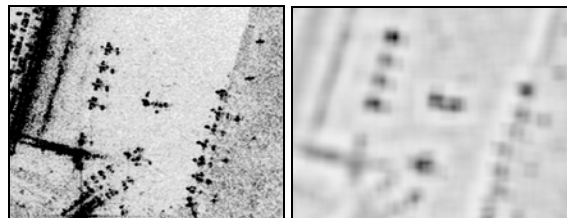


Рис. 2. Результаты расчета ПЛК:  
а) исходное изображение;

б) ПЛК, полученное при размере локальной области  $A$ , соответствующем размеру обнаруживаемых объектов

Целью данной работы является снижение уровня ложных тревог при автоматическом обнаружении объектов с учетом априорных данных о структуре их изображений.

**1. Анализ структуры изображения**

Анализ когерентно-локационных изображений типовых распределенных объектов (РО) показывает, что они являются неоднородными [3]. Отдельные наиболее яркие области на изображении РО соответствуют локальным центрам отражения (ЛЦО) объекта, которые характеризуются наибольшими значениями ЭПР. Положение областей ЛЦО на изображении, их площадь и максимумы амплитуды нестабильны вследствие как локальных искажений траектории носителя локатора, так и изменения взаимного расположения отражающих поверхностей. Помимо этого имеет место зависимость и от ракурса визирования. Наряду с ЛЦО на изображении РО представлены и другие области, соответствующие прочим составным частям объекта, с менее высоким уровнем яркости, определяемым их ЭПР. При рассмотрении изображения РО в квадратном или прямоугольном окне, часто используемом для анализа, изображение включает часть фона и может включать область тени от объекта.

Разбор изображений РО дает основание полагать, что число областей, выделяемых в пределах анализируемого окна, является ограниченным. По своим статистическим свойствам такие области относятся к однородным и могут быть сгруппированы в конечное число классов со своими параметрами (средним, среднеквадратическим отклонением (СКО) и т.д.). В простейшем случае возможно наличие трех классов: класса ЛЦО, класса фона и промежуточного класса.

Определим параметры указанных классов на примере изображения, представленного на рис. 3 (а). Это изображение самолета Ил-62 размером 40x40 ЭИ с пространственным разрешением 1,5 м. Сначала определим параметры классов, соответствующих однородным областям, которые могут быть выделены на составных частях самолета и фоне. Для этого воспользуемся изображением силуэта самолета с пронумерованными составными частями на рис. 3 (б).

В таблице 1 приведены данные о составных частях самолета и фона в окне анализа с указанием количества ЭИ  $S$ , среднего  $m$  и СКО  $\sigma$ , а также соответствующие данные  $S^{(i)}$ ,  $m^{(i)}$  и  $\sigma^{(i)}$  об

однородных областях при выделении на изображении трех указанных выше классов. Видно, что каждая составная часть самолета содержит однородные области всех трех классов. Так, составная часть 1 представлена 51 ЭИ со средним  $m=78,1$  и СКО  $\sigma=57,4$  и тремя однородными областями; однородная область класса ЛЦО состоит из 7 ЭИ со средним  $m^{(3)}=191,7$  и СКО  $\sigma^{(3)}=20,1$ ; однородная область промежуточного класса – из 26 ЭИ с  $m^{(2)}=82,1$ ,  $\sigma^{(2)}=30,8$  и однородная область класса фона – из 18 ЭИ с  $m^{(1)}=28,1$ ,  $\sigma^{(1)}=11,9$ . На основе данных о параметрах классов однородных областей вычислены параметры выделенных классов по изображению в целом. Значения параметров класса ЛЦО определяются по однородным областям класса ЛЦО составных частей самолета и составляют:  $m^{(3)}=196,5$ ,  $\sigma^{(3)}=19,1$ , параметры промежуточного класса – по однородным областям промежуточного класса на фоне:  $m^{(2)}=91,1$ ,  $\sigma^{(2)}=32,3$ , параметры класса фона – по однородным областям класса фона на фоне:  $m^{(1)}=33,1$ ,  $\sigma^{(1)}=9,9$ .

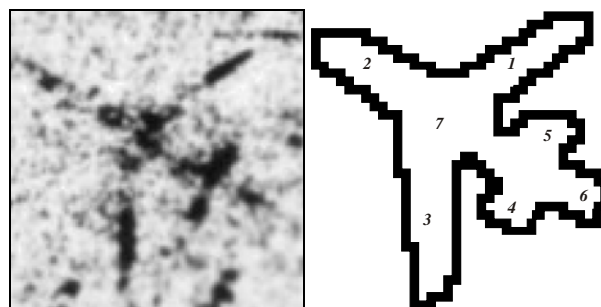


Рис. 3. Составные части объекта:  
а) РЛ-изображение самолета Ил-62;  
б) силуэт самолета с пронумерованными составными частями

Наряду с параметрами, полученные данные дают возможность определить процентный состав ЭИ, отнесенных к каждому классу, в пределах окна анализа (процентное соотношение классов). В таблице 2 приведено процентное соотношение классов изображения, представленного на рис. 3 (а).

Таблица 1. Данные о параметрах однородных областей частей самолета Ил-62 и фона на когерентно-локационном изображении

№	Составные части самолета	S, ЭИ	m	σ	Однородная область класса ЛЦО			Однородная область промеж. класса			Однородная область класса фона		
					S <sup>(3)</sup>	m <sup>(3)</sup>	σ <sup>(3)</sup>	S <sup>(2)</sup>	m <sup>(2)</sup>	σ <sup>(2)</sup>	S <sup>(1)</sup>	m <sup>(1)</sup>	σ <sup>(1)</sup>
1.	Правая консоль крыла	51	78,1	57,4	7	191,7	20,1	26	82,1	30,8	18	28,1	11,9
2.	Носовая часть	52	64,2	44,2	2	191,5	23,3	29	82,6	29,6	21	26,5	11,0
3.	Левая консоль крыла	82	98,9	59,8	16	200,1	17,7	50	86,7	31,9	16	35,9	7,5
4.	Левые двигатели	24	113,6	64,5	6	203,8	19,9	14	95,6	38,5	4	41,3	4,5
5.	Правые двигатели	25	132,8	67,3	9	208,1	22,5	14	98,7	36,1	2	32,5	16,3
6.	Хвостовая часть	35	96,0	47,9	6	183,7	7,1	24	89,5	26,7	5	37,2	8,6
7.	Центральная часть	123	125,0	60,1	39	196,6	22,8	72	102,2	32,4	2	29,8	9,2
8.	Фон	1208	35,6	25,2	10	183,7	16,0	384	86,0	28,4	814	28,2	9,3

Таблица 2. Соотношение классов изображения самолета Ил-62

№	Объекты изображения	S, ЭИ	Класс ЛЦО	Промежут. класс	Класс фона
			$S^{(3)}$	$S^{(2)}$	$S^{(1)}$
1.	Самолет	392	85	229	78
2.	Фон	1208	10	384	814
Соотношение классов, %			5,9	38,3	55,8

Процентное соотношение классов на изображении объекта может быть использовано при решении задачи повышения эффективности его обнаружения. Так, для РО типа «самолет» на изображении с пространственным разрешением (1...1,5) м при определенных значениях ракурса наблюдения были выявлены следующие усредненные процентные соотношения классов: состав ЭИ класса ЛЦО (5...12)%, промежуточного класса (10...50)% и класса фона (85...38)% от общего количества ЭИ в окне обработки.

Таким образом, параметры классов изображения и процентное соотношение классов на изображении объекта представляют априорные данные, используемые при обработке.

В данной работе для выделения однородных областей на изображении РО, принадлежащих определенным классам, предлагается выполнять сегментацию на основе модели системы со случайной скачкообразной структурой [4].

## 2. Этапы автоматического обнаружения

Основные этапы автоматического обнаружения объектов на РЛ-изображении представлены на рис. 4.

На первом этапе обнаружения одновременно выполняются детектирование ЛЦО и сегментация изображения.

При расчете ПЛК размер внутренней области А выбираем равным размеру ЛЦО интересующих объектов.

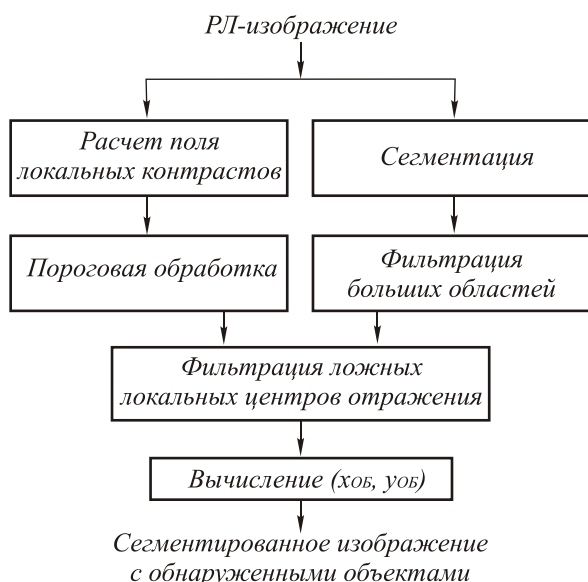


Рис. 4. Этапы автоматического обнаружения объектов

Это обусловлено тем, что, во-первых, ЛЦО имеют высокий контраст и, во-вторых, их размеры являются достаточно стабильной характеристикой

объектов наблюдения. Исследование характеристик обнаружения детектора ЛЦО показало, что при малых размерах центров (от 4x4 ЭИ) и отношениях сигнал/шум не менее 1,13 вероятность правильного обнаружения составляет не менее 0,8 [5]. Таким образом, детектор обеспечивает гарантированное обнаружение ЛЦО интересующих объектов при высоком уровне ложных тревог.

Для выделения на изображении областей класса ЛЦО применяем сегментацию на основе модели системы со случайной скачкообразной структурой. Результаты исследования возможности выделения малоразмерных областей показали наиболее высокую эффективность алгоритмов сегментации со сглаживанием достаточной статистики при обработке изображения по строке и столбцу [4].

Наряду с ЛЦО интересующих объектов при сегментации выделяются и другие области, соответствующие естественным и искусственным объектам с соизмеримыми ЛЦО значениями ЭПР. Размеры этих областей обычно больше размеров обнаруживаемых объектов. Для их фильтрации подсчитывается число ЭИ каждой области класса ЛЦО. Если это число превышает число ЭИ, соответствующее размеру интересующего объекта, то все элементы этой области переводятся в промежуточный класс.

Фильтрация обнаруженных детектором ложных ЛЦО выполняется путем анализа окрестностей элементов на сегментированном изображении, местоположение которых соответствует выделенным пороговой обработкой отметкам на ПЛК. Если в рассматриваемой окрестности отсутствуют элементы, принадлежащие к классу ЛЦО, или их количество мало, то принимается решение о том, что данная отметка является ложной. Минимальное количество элементов класса ЛЦО, необходимое для принятия решения о наличии ЛЦО интересующего объекта, определяется на основе ранее выявленного процентного соотношения классов изображения (см. выше). Таким образом, в результате совместной обработки сегментированного изображения и ПЛК отфильтровываются ложные ЛЦО. При этом на сегментированном изображении остаются ЛЦО обнаруживаемых объектов.

Для определения координат объектов необходимо для каждого из них объединить соответствующее скопление обнаруженных и неотфильтрованных ЛЦО в группы. При этом размер области группировки определяется размером объекта  $R$ . Для этого был разработан и реализован алгоритм поиска и группировки ЛЦО. Схема поиска и группировки представлена на рис. 5.

Все присутствующие на изображении ЛЦО имеют отметки об обнаружении с изначальным значением «1».

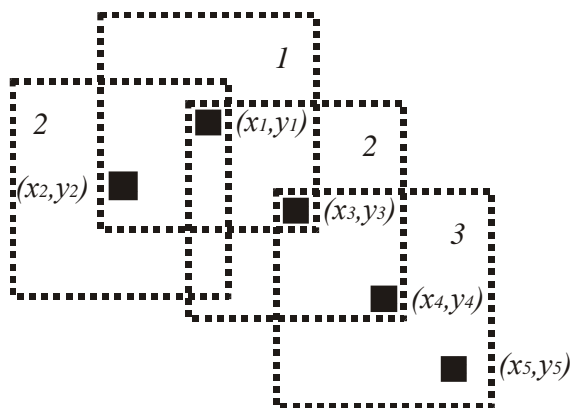


Рис. 5. Схема поиска и группировки ЛЦО

Поиск ЛЦО осуществляется последовательно слева направо и сверху вниз. При обнаружении на изображении «первой» ненулевой отметки ЛЦО с координатами  $(x_1, y_1)$  вокруг нее производится поиск ненулевых отметок ЛЦО в квадрате размером R. Такую процедуру поиска отметок вокруг каждого ЛЦО назовем итерацией. В случае отсутствия отметок принимается решение о единичном ЛЦО, и, следовательно, об отсутствии интересующего объекта. Если же в области анализа найден один или несколько ЛЦО, то вокруг каждого из них также производится поиск отметок. После выполнения каждой итерации координаты обнаруженных отметок ЛЦО записываются в отдельный массив с одновременным их «обнулением» на изображении. Запись координат ЛЦО отдельного объекта в массив заканчивается, когда в результате последовательных итераций не найдено ни одной ненулевой отметки ЛЦО. При этом в массив заносится метка об окончании поиска координат ЛЦО текущего объекта, и алгоритм поиска переходит к поиску очередной «первой» отметки ЛЦО следующего объекта. Поиск и группировка ЛЦО заканчивается по окончании ненулевых отметок ЛЦО, представляемых для анализа. После этого в массиве координат ЛЦО вычисляются координаты каждого объекта  $(x_{OB}, y_{OB})$  согласно выражениям

$$x_{OB} = \frac{1}{M} \times \sum_{i=1}^M x_i \tag{2}$$

$$y_{OB} = \frac{1}{M} \times \sum_{i=1}^M y_i, \tag{3}$$

где M – количество ЛЦО, принадлежащих объекту.

### 3. Результаты имитационного моделирования и обработки реального изображения

Для оценки эффективности разработанного алгоритма автоматического обнаружения была проведена серия экспериментов методом статистического моделирования на ЭВМ. Фрагмент незашумленного тестового изображения приведен на рис. 6.

На изображении содержатся следующие объекты: объекты типа «самолет», ложные объекты и фон. Изображение самолета представлено тремя классами: классом ЛЦО, промежуточным классом

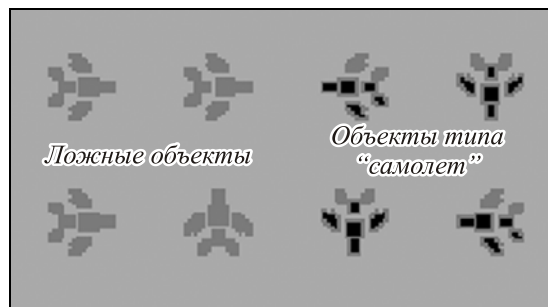


Рис. 6. Фрагмент незашумленного тестового изображения

(классом других составных частей самолета с меньшим значением ЭПР) и классом фона. Процентное соотношение классов на изображении самолета соответствует приведенному выше. Ложные объекты представлены двумя классами: промежуточным классом и классом фона. Фон представлен одним классом – классом фона. Все объекты на изображении относятся к РО, для их представления применялась модель гауссовского марковского разделимого случайного поля. Использование гауссовского распределения является оправданным в предположении, что изображение предварительно обрабатывалось для снижения шума пятнистости, например, фильтром Lee [6]. Размер тестового изображения 380x380 ЭИ. На изображении расположено 32 самолета и 32 ложных объекта. Исследования проводились при изменении среднего значения как класса ЛЦО, так и промежуточного класса. Параметры классов были приняты следующими: класса фона –  $m^{(1)}=30, \sigma^{(1)}=10$ ; промежуточного класса –  $m^{(2)}=40...170, \sigma^{(2)}=30$ ; класса ЛЦО –  $m^{(3)}=100...170, \sigma^{(3)}=30$ .

В результате исследования были получены зависимости вероятностей правильного обнаружения и ложной тревоги от разности средних класса ЛЦО и промежуточного класса, показанные на рис. 7 и 8. Для сравнения на этих же рисунках представлены вероятностные характеристики детектора обнаружителя (1).

Отметим, что при разности средних  $m^{(3)}-m^{(2)}=0$  задача фильтрации ложных объектов теряет смысл, так как интересующие объекты и ложные объекты не отличаются друг от друга.

Очевидным результатом обработки тестового изображения предложенным алгоритмом является значительное снижение уровня ложных тревог. Из анализа графиков на рис. 7 и 8 можно сделать вывод, что автоматическое обнаружение с учетом априорных данных эффективно при разности между средними класса ЛЦО и промежуточного класса  $m^{(3)}-m^{(2)} \geq 50$  (отношение сигнал/шум  $\geq 1,4$ ), при этом вероятность ложных тревог составляет менее 0,1, а вероятность правильного обнаружения не снижается.



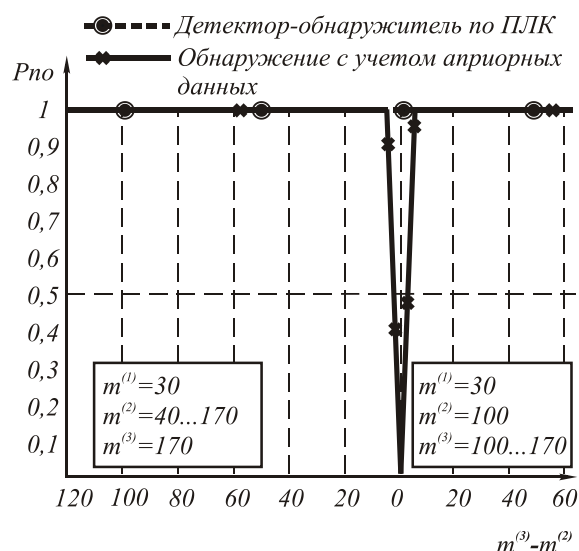


Рис. 7. Зависимость вероятности правильного обнаружения от разности средних класса ЛЦО и промежуточного класса

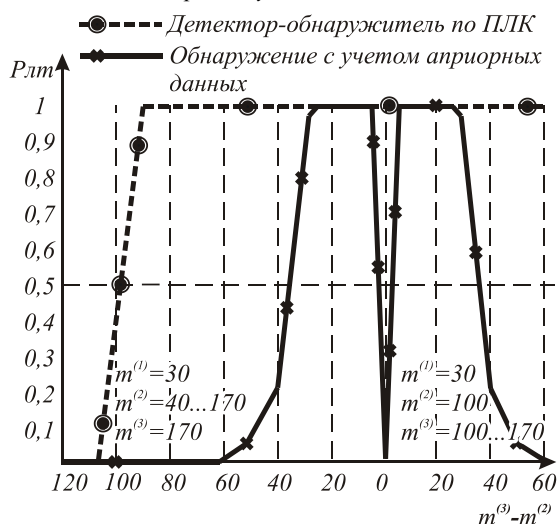


Рис. 8. Зависимость вероятности ложной тревоги от разности средних класса ЛЦО и промежуточного класса

Эффективность разработанного алгоритма автоматического обнаружения иллюстрируется результатами обработки реального РЛ-изображения стоянки авиационной техники на аэродроме размером 256x256 ЭИ, представленного на рис. 9 (а). Особенности данного изображения являются наличие на нем наряду с интересующими объектами и других объектов – естественного и искусственного происхождения, а также более крупные размеры интересующих объектов (около 20x20 ЭИ).

На рис. 9 (б) приведено сегментированное изображение с тремя классами, соответствующими ЛЦО, промежуточному классу и фону. На рис. 9 (в) представлен результат фильтрации больших областей. На рис. 9 (г) – поле локальных контрастов после пороговой обработки.

На рис. 9 (д) – результат фильтрации ложных ЛЦО, на рис. 9 (е) – результат группировки ЛЦО. Из сравнения рис. 9 (г, д) следует, что большая часть ложных ЛЦО (около 80%) отсеялась. Присутствие 7 ложных объектов на обработанном изображении (см. рис. 9 (е)) объясняется наличием на исходном изображении искусственных объектов, близких по ЭПР и размерам к интересующим объектам, их фильтрация – задача следующего этапа обработки – распознавания.

### Заключение

Таким образом, автоматическое обнаружение объектов с учетом априорных данных при совместной обработке изображений, полученных сегментацией и расчетом поля локальных контрастов исходного когерентно-локационного изображения, позволяет существенно уменьшать уровень ложных тревог без снижения вероятности правильного обнаружения.

### Литература

1. Статистическая теория радиолокации протяженных целей / Р.В. Островитянов, Ф.А. Басалов // -М.: Радио и связь. -1982.
2. Исследование методов автоматического обнаружения объектов на РЛ-изображениях / М.Ю. Достовалов, А.С. Лифанов, Т.Г. Мусинянц // Исследование Земли из космоса. -2005. -№6. -С. 14-27.
3. Система автоматизированного распознавания объектов на основе исследования радиолокационных портретов по изображениям РСА «Компакт-100» / М.Ю. Достовалов, [и другие] // Исследование Земли из космоса. -2005. -№1. -С. 51-66.
4. 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.
5. Комбинированное обнаружение объектов на изображениях когерентных локаторов / В.А. Кузнецов, Б.М. Миронов // Электронные средства и системы управления. Опыт инновационного развития: Доклады Междунар. научн.-практ. конф. (31 окт. – 3 ноябр. 2007 г.). Томск: В-Спектр. -2007. В 2 ч. -Ч. 2. -С. 56-59.
6. Двухэтапная обработка многоканальных радиолокационных изображений с использованием векторного сигма-фильтра / А.А. Зеленский [и другие] // Успехи современной радиоэлектроники. -2003. -№11. -С. 55-62.

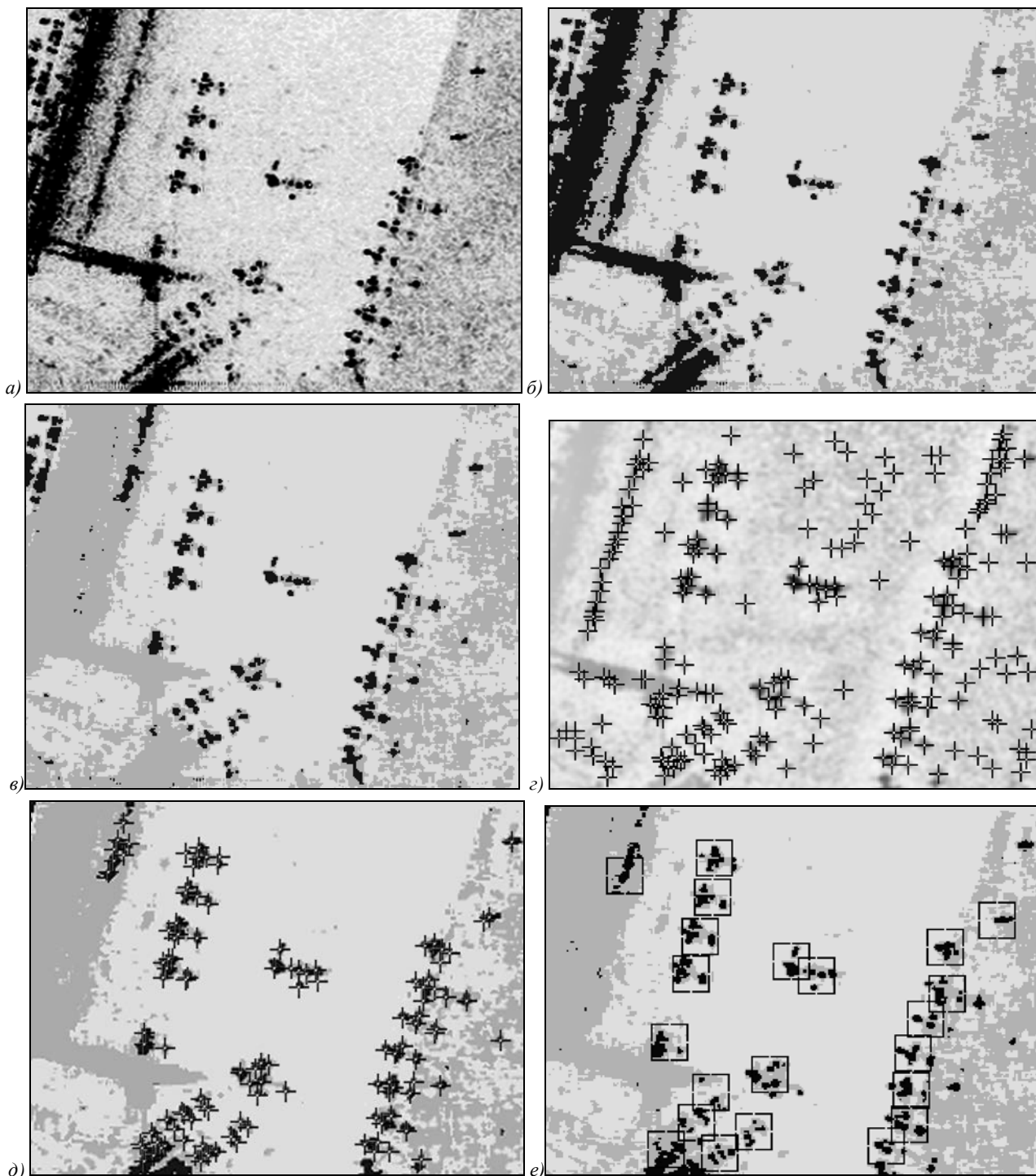


Рис. 9. Пример применения автоматического обнаружения объектов на РЛ-изображении с учетом априорных данных:  
 а) исходное РЛ-изображение; б) сегментированное изображение; в) результат фильтрации больших областей;  
 г) объекты, обнаруженные детектором по ПЛК; д) результат фильтрации ложных ЛЦО; е) результат группировки ЛЦО

# AUTOMATIC DISTRIBUTED OBJECTS DETECTION ON COHERENTLY-RADAR IMAGES TAKING INTO ACCOUNT *A PRIORY* DATA

B.V. Mironov<sup>1</sup>, A.N. Malov<sup>1</sup>, V.A. Kuznetcov<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Irkutsk Higher Air Force Engineering School (Military Institute), Irkutsk, Russia

## *Abstract*

One of coherent radar images analysis stages— an interesting objects automatic detection - is considered. For false alarms level decrease is offered to carry out mutual processing of the images received by segmentation and calculation of a field of local contrasts of the initial image taking into account *a priory* data. By the imitating modeling method are received the developed detection algorithm characteristics, which allow to define parameter values for its effective application.

**Key words:** radar image, distributed objects, local reflection centers, segmentation, automatic detection.

**Citation:** Mironov BV, Malov AN, Kuznetcov VA. Automatic distributed objects detection on coherently-radar images taking into account *a priory* data. Computer Optics 2008; 32(4): 417-22.

## *References*

- [1] Ostrovityanov RV, Basalov FA. Statistical theory of extended objectives radar [In Russian]. Moscow: "Radio i svyaz' " Publisher; 1982.
- [2] Dostovalov MYu, Lifanov AS, Musiyants TG. Automatic target detection methods using radar images [In Russian]. Izvestiya. Atmospheric and Oceanic Physics. Earth Observation and Remote Sensing 2005; 6: 14-27.
- [3] Dostovalov MYul. Automatic target detection system using "Compact-100" synthetic aperture radar portraits [In Russian]. Izvestiya. Atmospheric and Oceanic Physics. Earth Observation and Remote Sensing 2005; 1: 51-66.
- [4] 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.
- [5] Kuznetsov VA, Mironov BM. Combined target detection on coherent radar images [In Russian]. Proceedings of the International Scientific Conference on Electronic Devices and Control Systems (October 31 – November 3, 2007). Tomsk: "V-Spektr" Publisher 2007; 2(2): 56-59.
- [6] Zelenskiy AA, Lukin VV, Kurekin AA, Astola Ya. Two-stage multichannel radar image processing using vector sigma filter [In Russian]. Telecommunications and Radio Engineering 2003; 11: 55-62.