

УДК 621.391.268

В.М. Артемьев, А.О. Наумов, Л.Л. Кохан

КЛАСТЕРИЗАЦИЯ И СЕЛЕКЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ВОЗДУШНЫХ ОБЪЕКТОВ В ОБЗОРНЫХ ОПТИКО-ЭЛЕКТРОННЫХ СИСТЕМАХ

Для обзорных оптико-электронных систем (ОЭС) решается задача кластеризации элементов изображения с последующей селекцией кластеров по принадлежности к изображениям воздушных объектов. Для ее решения используются пороговые критерии на основе геометрических и яркостных признаков. Предлагаются способы выбора уровней порогов.

Введение

В наземных комплексах наблюдения и управления движением воздушных объектов используются пассивные обзорные ОЭС видимого и инфракрасного диапазонов. В них применяются фотоприемники с линейными датчиками, осуществляющими сканирование наблюдаемого пространства с периодами 0,5–3,5 с [1, 2]. Получаемые при этом панорамные изображения имеют размерность порядка 10^3 элементов по вертикали и до нескольких десятков тысяч по горизонтали, на которых может находиться большое число воздушных объектов и помех. Их источниками в основном являются шумы на выходе фотоприемника, изображения облачного фона и местных предметов. Поскольку последние могут быть скомпенсированы в процессе настройки и калибровки системы, в дальнейшем они не рассматриваются.

Панорамные изображения разбиваются на ряд кадров, обрабатываемых последовательно в течение периода сканирования. Обработка состоит из этапов фильтрации, обнаружения, кластеризации с селекцией выделенных кластеров, а также построения траекторий движения объектов на этапе сопровождения. Первые два этапа обработки рассматривались в работах [3, 4] и заключались в локальном обнаружении отдельных элементов изображения, предположительно принадлежащих объектам. Однако подобное обнаружение еще не является окончательным результатом, так как нет объединения обнаруженных точек по принадлежности к конкретным объектам. Для объединения необходимо выполнить операцию кластеризации, в результате которой все обнаруженные элементы группируются в отдельные изображения, которые могут представлять собой собственно объекты, помеховые составляющие или объекты, смешанные с помехами. После кластеризации следует операция выделения кластеров с изображениями объектов, называемая селекцией.

Для осуществления операций кластеризации и селекции используются признаки изображений объектов и помех, например геометрические, яркостные, кинематические и траекторные. Высокое качество выполнения указанных операций возможно только при использовании большого числа признаков при обработке изображений каждого кадра в отдельности (внутрикадровой обработке) или последовательности кадров (межкадровой обработке). При внутрикадровой обработке осуществляют операции кластеризации и первичной селекции с использованием геометрических и яркостных признаков, а в процессе межкадровой обработки на этапе сопровождения производят окончательную селекцию по кинематическим и траекторным признакам.

Задача исследования состояла в рассмотрении методики внутрикадровой кластеризации и селекции изображений объектов применительно к ОЭС обзора воздушного пространства с учетом ее функционирования в реальном масштабе времени. В основу методики положены пороговые критерии сегментации [7] и предложены способы выбора уровней порогов.

1. Кластеризация

Методы объединения элементов изображения в группы, обладающие сходными признаками, рассматривались во многих работах, в частности [5–8]. Следует отметить, что они плохо поддаются формализации и это затрудняет получение аналитических оценок качества кластеризации и селекции. Их результативность приходится оценивать путем обработки конечного

числа изображений, принятых в качестве тестовых. Вариант подобного изображения показан на рис. 1, *a*, где на неоднородном облачном фоне имеются изображения четырех объектов на различных дальностях.

На рис. 1, *б* дано бинарное изображение кадра после этапов фильтрации и локального обнаружения. Здесь видны группы элементов, соответствующие изображениям границ объектов и облаков, вследствие того, что фильтр обладает свойствами пространственного дифференцирования [4].

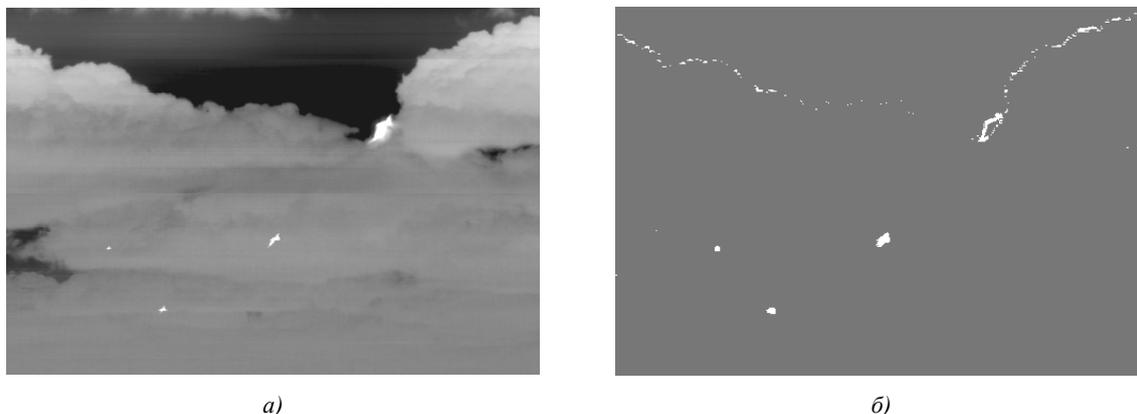


Рис. 1. Изображения четырех объектов на различных дальностях при неоднородном фоне:
a) исходное; *б*) результат поэлементного обнаружения

Применительно к изображениям кластеров целесообразно использовать признаки на основе расстояний между элементами изображения и различий в их яркостях. В первом случае используются бинарные изображения, во втором – эти же элементы с присвоенными им яркостями исходного изображения. В качестве таких признаков для элементов изображения с индексами k и l могут использоваться сумма модулей разности координат d_{kl} и модуль разности яркостей e_{kl} :

$$d_{kl} = |r_{1k} - r_{1l}| + |r_{2k} - r_{2l}|; \quad (1)$$

$$e_{kl} = |e_k - e_l|, \quad (2)$$

где r_1, r_2 – координаты положения элементов на изображении кадра в декартовой системе; e – величина яркости. Наиболее удобными в вычислительном отношении являются пороговые критерии кластеризации в виде неравенств

$$d_{kl} < d_0; \quad (3)$$

$$e_{kl} < e_0, \quad (4)$$

где d_0, e_0 – уровни порогов. Важно отметить, что расстояния между элементами бинарного изображения объекта, как правило, значительно меньше расстояний между самими объектами, на этом различии и основана кластеризация по расстоянию (3). Кластеризация по признаку разности яркостей (4) основана на учете близости яркостей элементов на изображении одного и того же объекта. Этот критерий имеет лишь вспомогательное значение и используется в совокупности с критерием расстояний.

Алгоритм кластеризации состоит в первоначальном выборе одного из обнаруженных элементов и последующем нахождении признаков (1) и (2). При выполнении условий (3), (4) элементы относятся к одному кластеру. После формирования точек первого кластера процедура повторяется со всеми оставшимися элементами.

Центральным моментом в использовании пороговых критериев являются способы выбора уровней порогов. Ввиду широкого разнообразия структур и параметров изображений ис-

пользование статистического подхода в определении уровней порогов нецелесообразно. Желательно их нахождение непосредственно по изображению текущего кадра. Информация о распределении значений расстояний и модулей разностей яркостей содержится в соответствующих гистограммах [5]. На рис. 2 показаны нормированные по площади гистограммы для изображений, данных на рис. 1. Гистограмма расстояний p_d получена по бинарному изображению на рис. 1, б, а разности яркости p_e – для тех же элементов с присвоением им яркостей исходного изображения на рис. 1, а.

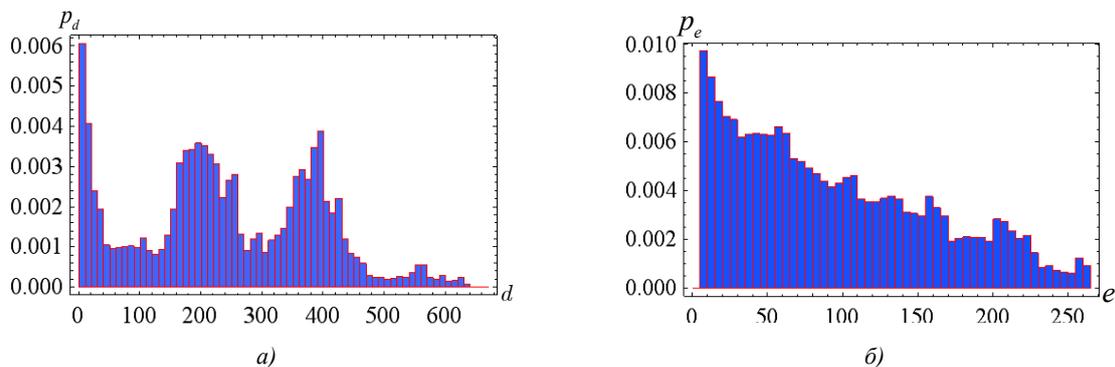


Рис. 2. Гистограммы для изображений на рис. 1:

а) расстояний между бинарными элементами; б) модулей разностей яркостей для этих же элементов

Осуществить выбор порогов по этим гистограммам не представляется возможным, поскольку нет четких границ для выделения малых расстояний и модулей разностей яркостей элементов изображений, принадлежащих объектам. Предлагается новая схема построения гистограмм, отличная от использованной выше, задача которой состоит в повышении наглядности данных о малых значениях признаков объектов.

Схема получения исходных данных для таких гистограмм выглядит следующим образом. Первоначально выбирается произвольный обнаруженный элемент k и находится ближайший к нему элемент l . Для них определяются величины d_{kl} и e_{kl} . Затем для элемента l вновь находится ближайший из оставшихся и определяются расстояние и разность яркости между ними. Процедура повторяется вплоть до учета последнего элемента. По полученным значениям признаков строятся нормированные гистограммы распределения расстояний p_d и разностей яркостей p_e для ближайших элементов (рис. 3).

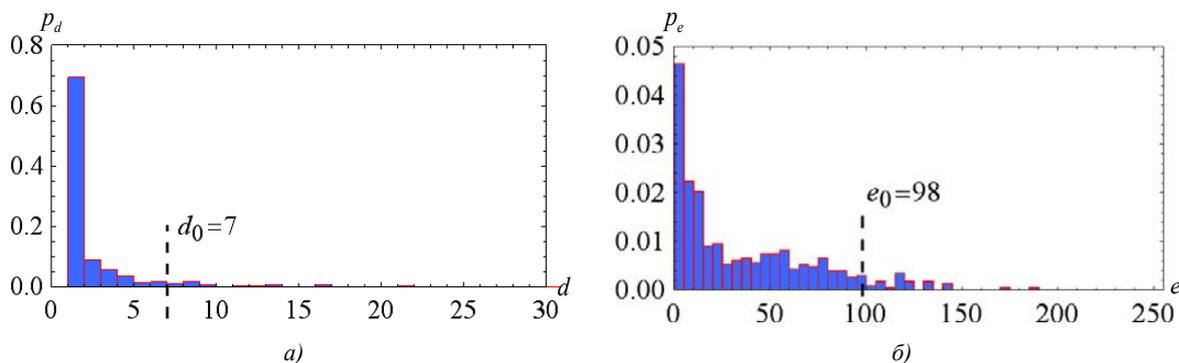


Рис. 3. Гистограммы для изображений на рис. 1:

а) кратчайших расстояний; б) модулей разностей яркостей для тех же элементов

Сравнение рис. 2 и 3 показывает, что гистограммы кратчайших расстояний выделяют распределение признаков объектов и снижают уровни распределения взаимных признаков между ними, что и позволяет выбирать пороги кластеризации. Один из способов нахождения порогов состоит в задании «вероятности» попадания точки в рассматриваемый кластер. Так для

уровня «вероятности» 0,95 по рис. 3, а находится порог $d_0 = 7$ для критерия расстояния и порог $e_0 = 98$ для критерия модуля разности яркости (рис. 3, б).

При первоначальном числе элементов бинарного изображения на рис. 1, б, равном 465, кластеризация по критерию (3) приводит к образованию 25 кластеров, а по двум критериям одновременно – 28. В первом случае это говорит о том, что некоторые элементы, расположенные близко друг к другу, но различающиеся по яркости, были объединены в один кластер. Например, на рис. 4, а показан кластер, включающий изображение четвертого объекта на рис. 1, б и близкое к нему изображение границы облака, полученное при использовании лишь критерия (3). При использовании одновременно двух критериев это изображение разделяется на два кластера (рис. 4, б).

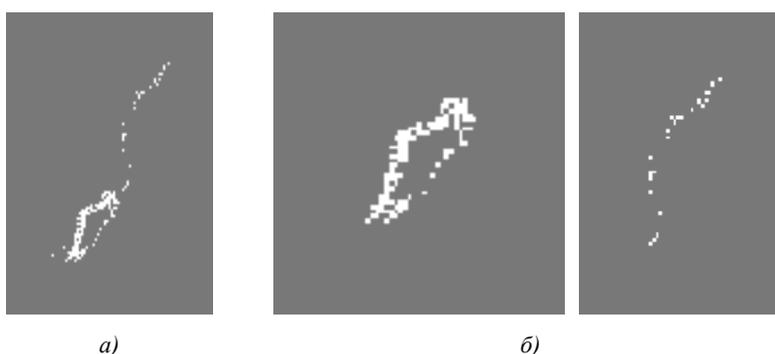


Рис. 4. Результаты кластеризации:
а) по критерию расстояния; б) по критериям расстояния и яркости одновременно

Увеличение размерности критерия дает более полную детализацию изображения, что требует больших вычислительных затрат на их обработку. Изображения остальных трех объектов на рис. 1, б, расположенных приблизительно на однородном фоне, и в том и в другом случаях отображаются отдельными кластерами.

2. Селекция кластеров

После образования кластеров следует выделить те из них, которые соответствуют изображениям объектов. Эта операция называется селекцией и осуществляется на основе признаков [9], характерных для изображений объектов.

При внутрикадровой селекции наибольшей информативностью обладают геометрические признаки изображений объектов, которые можно определять по бинарным изображениям кластеров. Они подразделяются на моментные [10] и контурные [11]. Первые связаны с координатами положения элементов кластера, а вторые – с геометрическими свойствами контура изображения. В процессе внутрикадровой обработки в реальном масштабе времени целесообразно использовать моментные признаки, поскольку контурные требуют значительно больших вычислительных затрат. Моментные признаки кластеров на бинарных изображениях находятся путем вычисления моментных характеристик координат элементов в системах координат кадра или собственной системе, связанной с изображением кластера.

Считаем, что после этапа кластеризации имеется список из Q кластеров. Каждая строка q ($q = 1, 2, \dots, Q$) этого списка содержит всю информацию об элементах кластера, в том числе и их количестве n_q . Сумма $\sum_{q=1}^Q n_q = N$ определяет количество элементов в изображении кадра после локального обнаружения. Геометрические координаты элементов q -го кластера вдоль координатных осей кадра r_1 и r_2 обозначим через (r_{1l}, r_{2l}) , где $l = 1, 2, \dots, n_q$ – l -й элемент q -го кластера.

Прежде всего определяются координаты центра кластера как средневзвешенные значения координат элементов по формулам

$$r_{1q} = \frac{1}{n_q} \sum_{l_q=1}^{n_q} r_{1l_q}; \quad r_{2q} = \frac{1}{n_q} \sum_{l_q=1}^{n_q} r_{2l_q}. \quad (5)$$

Эти величины задают начало системы координат, связанной с изображением. Приведем моментные характеристики в системе координат кадра, используемые в дальнейшем.

Моменты второго порядка относительно центра кластера имеют вид

$$m_{11q} = \frac{1}{n_q} \sum_{l_q=1}^{n_q} (r_{1l_q} - r_{1q})^2; \quad m_{22q} = \frac{1}{n_q} \sum_{l_q=1}^{n_q} (r_{2l_q} - r_{2q})^2. \quad (6)$$

С их помощью можно определять размеры кластера вдоль координатных осей кадра относительно центра кластера:

$$d_{1q} = \alpha \sqrt{m_{11q}}; \quad d_{2q} = \alpha \sqrt{m_{22q}}. \quad (7)$$

Здесь коэффициент пропорциональности α выбирается в пределах $\alpha = 4 \div 6$. Величины d_{1q} и d_{2q} позволяют сформировать прямоугольное окно, внутри которого расположен кластер.

Взаимные моменты второго порядка относительно центра координат кластера находятся следующим образом:

$$m_{12q} = \frac{1}{n_q} \sum_{l_q=1}^{n_q} (r_{1l_q} - r_{1q})(r_{2l_q} - r_{2q}). \quad (8)$$

Эти величины используются для нахождения угла наклона ϑ_q собственной оси изображения, проходящей через центр кластера [10]:

$$\operatorname{tg} 2\vartheta_q = \frac{2m_{12q}}{m_{22q} - m_{11q}}. \quad (9)$$

Она направлена вдоль наибольшего размера кластера и является горизонтальной осью собственной системы координат. Вертикальная ось перпендикулярна собственной оси и проходит через точку центра кластера.

Моментные характеристики k -го порядка в собственной системе координат кластера находятся по формулам

$$\zeta_{1k,q} = \frac{1}{n_q} \sum_{l_q=1}^{n_q} \rho_{1l_q}^k; \quad \zeta_{2k,q} = \frac{1}{n_q} \sum_{l_q=1}^{n_q} \rho_{2l_q}^k, \quad k = 2, 3, \dots, \quad (10)$$

где ρ_{il_q} , $i = 1, 2$, – координаты l_q -го бинарного элемента изображения в собственной системе координат q -го кластера, которые находятся из выражений

$$\begin{aligned} \rho_{1l_q} &= (r_{1l_q} - r_{1q}) \cos \vartheta_q + (r_{2l_q} - r_{2q}) \sin \vartheta_q; \\ \rho_{2l_q} &= -(r_{1l_q} - r_{1q}) \sin \vartheta_q + (r_{2l_q} - r_{2q}) \cos \vartheta_q. \end{aligned} \quad (11)$$

На основе моментов второго порядка ($k = 2$) определяются размеры кластеров g_{1q} и g_{2q} вдоль его собственных осей по формулам [10]

$$g_{1q} = \alpha \sqrt{\zeta_{12q}} ; g_{2q} = \alpha \sqrt{\zeta_{22q}} . \quad (12)$$

Эти величины принимаются за размеры осей эллипса, аппроксимирующего кластер.

На основе собственных моментных характеристик определяются признаки изображения и соответствующие им критерии селекции. Существует большое число моментных признаков [9] и пороговых критериев селекции на их основе. В настоящей работе рассматриваются следующие признаки: удлинение, эксцесс и среднее расстояние между элементами изображения в кластере. В дальнейшем для сокращения записей индекс « q » опускается.

Критерий удлинения определяется признаком, связанным с отношением наибольшей длины оси эллипса, аппроксимирующего изображение кластера, к наименьшей. Для этого используется формула (12), и в случае $g_1 > g_2$ величина удлинения находится из выражения

$$\varepsilon_y = \frac{g_1}{g_2} . \quad (13)$$

Как правило, удлинение изображений границ облаков на бинарном изображении больше удлинения изображений объектов, что и позволяет выбрать пороговое значение μ_y . Критерий удлинения задается неравенствами

$$\begin{cases} \varepsilon_y \leq \mu_y - \text{объект;} \\ \varepsilon_y > \mu_y - \text{помеха.} \end{cases} \quad (14)$$

Критерий эксцесса относительно главной оси кластера определяется признаком, связанным с отношением четвертого момента ($k = 4$) координат элементов изображения к квадрату второго:

$$\varepsilon_3 = \frac{\zeta_{14}}{\zeta_{12}^2} . \quad (15)$$

В силу того что фильтр обладает пространственными дифференцирующими свойствами и изображение объекта относительно главной оси имеет две достаточно близко расположенные границы, эксцесс его изображения меньше, чем эксцесс изображения границ облаков. В результате критерий эксцесса имеет вид

$$\begin{cases} \varepsilon_3 \leq \mu_3 - \text{объект;} \\ \varepsilon_3 > \mu_3 - \text{помеха,} \end{cases} \quad (16)$$

где μ_3 – пороговое значение.

Критерий средних расстояний вытекает из того факта, что изображения объектов имеют четко выраженные границы, в то время как у облаков они сглажены. В результате пространственного дифференцирования плотность обнаруженных элементов на изображениях объекта должна быть выше, чем у облаков. Данный признак отражает величину среднего расстояния между элементами изображения и находится по формуле

$$\varepsilon_p = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{l=k+1}^n d_{kl} , \quad (17)$$

где d_{kl} – расстояние между k -м и l -м элементами кластера, определенное на этапе кластеризации. Поскольку средние расстояния у кластеров изображений объектов в основном меньше, чем у кластеров облаков, критерий будет иметь следующую форму записи:

$$\begin{cases} \varepsilon_p \leq \mu_p - \text{объект;} \\ \varepsilon_p > \mu_p - \text{помеха,} \end{cases} \quad (18)$$

где μ_p – уровень порога.

Могут быть введены и другие типы более сложных признаков и критериев, однако их нахождение связано с большими вычислительными затратами, что затрудняет их использование в реальном масштабе времени.

Следует заметить, что предложенные признаки и критерии селекции эффективны лишь при достаточно большом числе n элементов изображения кластера, поэтому предварительно выделяют малоразмерные изображения. В данной работе малоразмерными полагаем кластеры с числом элементов пять и меньше. В этом случае выборочные оценки с числом $n = 6$ и больше будут давать дисперсии ошибок порядка 15 % от дисперсий точных значений величин признаков. Данные кластеры могут соответствовать как изображениям объектов на больших расстояниях, так и изображениям помех, в том числе выбросам шумов.

На первом шаге селекции определяется число элементов в кластерах, а затем малоразмерные изображения группируются в отдельный блок и направляются на этап межкадровой обработки с селекцией по кинематическим и траекторным признакам. Возникает вопрос о критерии отбора малоразмерных кластеров. Из статистики известно, что дисперсия разности между точным и средневыборочным значениями независимых случайных величин обратно пропорциональна объему выборки n [12].

В качестве примера для рис. 1, б в табл. 1 приведено количество элементов n в каждом из 28 кластеров при одновременном использовании критериев кластеризации (3) и (4). Для этих данных малоразмерными являются 17 кластеров с числом элементов меньше шести. Данный блок направляется на следующий этап селекции. Для оставшихся 11 кластеров определяются признаки удлинения, эксцесса и средних расстояний в соответствии с формулами (13), (15) и (17) (табл. 2).

Таблица 1

Количество элементов изображения в кластерах

q	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
n	30	1	1	18	19	2	6	23	33	2	3	2	2	2
q	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28
n	1	81	2	1	2	2	$\frac{12}{6}$	28	3	1	60	12	1	1

Таблица 2

Признаки кластеров

q	1	4	5	7	8	9	16	21	22	25	26
n	30	18	19	6	23	33	81	126	28	60	12
ε_y	37,2	65,8	1,5	24,4	23,4	2,3	4,5	9,9	23,1	60,4	46,9
ε_s	3,1	1,7	2,1	2,3	3,4	2,	2,1	1,7	1,9	2,2	2,5
ε_p	21,2	13,4	3,	5,7	8,	4,2	7,3	16,3	25,3	27,6	10,1

Для осуществления селекции по приведенным выше данным необходимо определить уровни соответствующих порогов. Следует иметь в виду, что пропуск кластера с изображением

объекта значительно хуже ложной селекции, так как она может быть скорректирована на следующем этапе обработки. При наличии тестовых изображений выбор порога можно осуществлять следующим способом. Для всех изображений объектов находятся признаки ε и среди них определяются те, которые имеют максимальное значение ε_{\max} . Уровни порогов μ выбираются из условия $\mu > \varepsilon_{\max}$, что гарантирует селекцию всех кластеров с объектами для тестовых изображений. С целью уменьшения числа ложных селекций используется известное правило принятия решений на основе выполнения условия $\lambda = r/m$, где r – число положительных исходов критериальной оценки, m – общее число признаков.

Применим данный способ для селекции изображений объектов на рис. 1. В табл. 2 они находятся под номерами $q = 5, 9, 16, 21$ и для них максимальные значения признаков $\varepsilon_{y_{\max}} = 9, 9, \varepsilon_{\varepsilon_{\max}} = 2,1, \varepsilon_{p_{\max}} = 16,3$. Оценим влияние уровней порогов на результаты селекции, задавая значения $\mu/\varepsilon_{\max} = 0,7; 0,9; 1,1; 1,3; 1,5$. Результаты селекции приведены в табл. 3, где в числителе показано число выделенных кластеров с изображениями объектов, а в знаменателе – число ложных селекций для значений $\lambda = 2/3$ и $3/3$.

Таблица 3

Результаты селекции при различных уровнях порогов

μ/ε_{\max}	0,7	0,9	1,1	1,3	1,5
$\lambda = 2/3$	3/0	4/0	4/1	4/2	4/4
$\lambda = 3/3$	0/0	0/0	4/0	4/0	4/0

Очевидно, что при уровнях порогов $\mu/\varepsilon_{\max} > 1$ все изображения объектов относятся к прошедшим селекцию. При меньших уровнях наблюдаются пропуски объектов, а при больших появляются объекты, относящиеся к фону. Для правила принятия решения $\lambda = 3/3$ результаты лучше, однако для уровней порогов $\mu/\varepsilon_{\max} < 1$ число пропусков изображений объектов может быть больше, чем для правила $\lambda = 2/3$.

Все кластеры, прошедшие внутрикадровую селекцию, совместно с блоком малоразмерных кластеров поступают на дальнейшую селекцию при межкадровой обработке на этапе сопровождения.

Заключение

В оптико-электронных системах обзора воздушного пространства после этапа локального обнаружения возникает задача группировки элементов изображения кадра по их принадлежности к воздушным объектам или помехам. В статье рассмотрен вариант решения задачи кластеризации элементов с селекцией кластеров по их принадлежности к изображениям объектов. В основе методики лежат пороговые критерии на основе геометрических и яркостных признаков принадлежности. При решении задачи кластеризации в качестве признаков использованы расстояния между элементами изображения и модули разностей их яркостей. Предложена процедура выбора уровня порога на основе данных лишь текущего кадра.

Для селекции кластеров с изображениями объектов применяются моментные признаки. Выбор порога селекции предложено осуществлять путем использования тестовых изображений с объектами и фоном применительно к рассматриваемому классу ОЭС. Работоспособность методики продемонстрирована на примере обработки реального изображения. Показано, что внутрикадровая кластеризация и селекция не позволяют полностью выделить изображения объектов за счет наличия малоразмерных кластеров и пропуска изображений объектов, поэтому требуется дополнительная селекция на следующем этапе межкадровой обработки – сопровождения. В этом случае целесообразно рассмотреть возможности использования кинематических и траекторных признаков движения объектов.

Список литературы

1. Тарасов, В.В. Инфракрасные системы «смотрящего типа» / В.В. Тарасов, Ю.Г. Якушенок. – М. : Логос, 2004. – 444 с.
2. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление / Б.А. Алпатов [и др.]. – М. : Радиотехника, 2008. – 176 с.
3. Артемьев, В.М. Обнаружение точечных объектов на изображениях в условиях неопределенности / В.М. Артемьев, А.О. Наумов, Л.Л. Кохан // Информатика. – 2010. – № 2. – С. 15–24.
4. Артемьев, В.М. Обнаружение объектов конечных размеров на изображениях в условиях неопределенности / В.М. Артемьев, А.О. Наумов, Л.Л. Кохан // Информатика. – 2010. – № 4. – С. 5–14.
5. Мандель, И.Д. Кластерный анализ / И.Д. Мандель. – М. : Финансы и статистика, 1988. – 176 с.
6. Haralik, K.M. Image segmentation techniques / K.M. Haralik, L.G. Shapiro // *Comp. Vision, Graphics and Image Processing*. – 1985. – Vol. 29 (1). – P. 100–132.
7. Бакут, П.А. Сегментация изображений: методы пороговой обработки / П.А. Бакут, Г.С. Колмогоров, И.Э. Ворновицкий // *Зарубежная радиоэлектроника*. – 1987. – № 10. – С. 6–24.
8. Бакут, П.А. Сегментация изображений: методы выделения границ областей / П.А. Бакут, Г.С. Колмогоров, И.Э. Ворновицкий // *Зарубежная радиоэлектроника*. – 1987. – № 10. – С. 25–47.
9. Новейшие методы обработки изображений / А.А. Потапова [и др.] ; под общ. ред. А.А. Потаповой. – М. : Физматлит, 2008. – 496 с.
10. Методы компьютерной обработки изображений / под ред. В.А. Сойфера. – М. : Физматлит, 2003. – 784 с.
11. Введение в контурный анализ: приложения к обработке изображений и сигналов / под ред. Я.А. Фурмана. – М. : Физматлит, 2003. – 592 с.
12. Андерсон, Т. Статистический анализ временных рядов / Т. Андерсон. – М. : Мир, 1976. – 754 с.

Поступила 15.12.11

*Институт прикладной физики
НАН Беларуси,
Минск, Академическая, 16
e-mail: naumov@iaph.bas-net.by*

V.M. Artemiev, A.O. Naumov, L.L. Kokhan

**CLUSTERING AND SELECTION OF IMAGES OF AIR OBJECTS
IN OPTRONICS MONITORING SYSTEMS**

The problem of image pixels clustering and further selection of the air objects clusters in the optronics monitoring systems is considered. The thresholding criteria are exploited based on the geometrical and image intensity features of the objects. Techniques for obtaining threshold levels are suggested.