

УДК 004.932.4

*Б.А. Алпатов, П.В. Бабаян*

## **ВЫДЕЛЕНИЕ ДВИЖУЩИХСЯ ОБЪЕКТОВ В ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ НАЛИЧИИ ГЕОМЕТРИЧЕСКИХ ИСКАЖЕНИЙ**

*Предлагается алгоритм автоматического выделения движущихся объектов при мультиспектральном наблюдении. При разработке алгоритма использовались математические модели изображений, учитывающие геометрические преобразования, вызванные движением датчика изображений, и случайные геометрические деформации, вызванные неоднородностями атмосферы.*

**Введение.** Одними из актуальных задач обработки и анализа последовательностей изображений являются обнаружение и сопровождение движущихся и неподвижных объектов. Примерами характерных объектов могут служить самолёты, вертолёты, автотранспорт, суда, космические аппараты. Особый интерес представляет проблема создания систем обнаружения и сопровождения объектов, работающих в реальном масштабе времени. Разработка таких систем может быть полезна для решения таких задач, как картография, поиск и спасение в чрезвычайных ситуациях, контроль наземного и воздушного движения, предотвращение аварийных ситуаций на транспорте.

В большинстве работ по рассматриваемой тематике предполагается, что используемый видеодатчик формирует изображения лишь в одном спектральном диапазоне. Использование односпектральных датчиков изображений часто оказывается достаточным для решения широкого класса задач обнаружения и выделения объектов. Однако повышение требований к точности и надёжности автоматического обнаружения и сопровождения объектов заставляет искать новые решения как в сфере разработки алгоритмического обеспечения для анализа видеопоследовательностей, так и в сфере применения датчиков изображений новых типов.

Одним из путей существенного улучшения характеристик современных систем обнаружения и сопровождения объектов является применение мультиспектральных датчиков изображений. Конструктивно мультиспектральный датчик изображений может быть выполнен как совокупность юстированных односпектральных датчиков (например, инфракрасного и телевизионного датчиков), работающих одновременно, ли-

бо как единое устройство. Используемый диапазон волн может включать видимое излучение (400-700 нм), ультрафиолетовые лучи (250-400 нм), инфракрасные лучи (700-1500 нм). Мультиспектральные последовательности изображений обладают гораздо большей информационной насыщенностью, чем обычные односпектральные видеопоследовательности, что открывает возможности для создания надёжных систем обнаружения, выделения и оценки параметров объектов, способных работать на больших дальностях, в любое время суток и в условиях слабой видимости.

Некоторые общие концепции, применяемые при решении задач обнаружения и сопровождения объектов по данным видеонаблюдений, представлены в [1]. Как правило, системы обнаружения и сопровождения объектов реализуют обработку информации на нескольких иерархических уровнях, таких как восстановление изображений, выделение объектов, оценка параметров сегментов, слежение за объектами, оценка параметров объектов, обнаружение объектов, распознавание объектов и сопровождение объектов. Настоящая работа посвящена задаче, решаемой на иерархическом уровне **выделения объектов**. Выделение объектов состоит в принятии решения о наличии объекта для каждой точки изображения. Таким образом, исходными данными для алгоритма выделения объектов являются изображения наблюдаемой сцены, а результатами работы такого алгоритма являются бинарные изображения, единичные элементы которых соответствуют точкам, классифицированным как точки объекта. Элементы бинарных изображений, имеющие нулевую яркость, классифицированы алгоритмом как принадлежащие фону.

Известно достаточно большое количество подходов к решению задачи выделения объектов на мультиспектральных изображениях. Некоторые авторы предлагают решить задачу выделения объектов независимо в каждом спектральном диапазоне, а затем объединить полученные результаты [2,3]. Вариацией этого подхода является объединение результатов выделения объектов с использованием аппарата нечёткой логики [4]. В других публикациях описываются методы на основе отбора спектральных диапазонов, обеспечивающих наиболее успешное решение задачи выделения объектов [5,6]. В работе [5] предлагается использовать один из спектральных диапазонов в качестве основного источника информации для выделения объектов, в то время как другие спектральные диапазоны участвуют в процедуре адаптации параметров алгоритма. Однако наиболее популярным является подход, при котором обработка спектральных диапазонов происходит одновременно. Основные методики, применяемые в данном случае, являются развитием и обобщением методик, используемых при выделении объектов на односпектральных изображениях. Это метод К-средних [7], линейно-дискриминантные методы [8,9], методы на основе линейной фильтрации [10].

Одним из недостатков, присущих большинству из рассмотренных выше методик выделения объектов при мультиспектральном наблюдении, является то, что при их разработке не учитывались искажающие эффекты, вызванные геометрическими преобразованиями изображений. Эти искажающие эффекты могут быть вызваны, с одной стороны, движением датчика изображений при его размещении на подвижном носителе и, с другой стороны, неоднородностями атмосферы, приводящими к случайным геометрическим деформациям изображений. Следует отметить, что метод, представленный в [10], обладает способностью корректировать субпиксельные деформации изображения, однако этот подход ориентирован, в основном, на обработку изображений от датчиков инфракрасных изображений.

Влияние геометрических преобразований на результат выделения объектов оказывается наиболее ощутимым, когда датчик изображения располагается на борту движущегося объекта: самолёта, вертолёта или автомобиля.

В данной работе ставится задача разработки алгоритма выделения объектов для бортовой системы обнаружения и сопровождения объектов. При этом в математической модели формирования изображений учитываются искажающие эффекты, вызванные геометрическими деформациями

изображения, что позволяет добиться достаточно хорошего качества выделения объектов.

**Постановка задачи.** Перед тем как начать описание математической модели наблюдаемых изображений, отметим одну особенность, присущую бортовым системам обнаружения и сопровождения объектов. Как правило, в таких системах этапами, предшествующими выделению движущихся объектов, являются оценивание параметров геометрических преобразований, вызванных движением датчика изображений, и коррекция этих преобразований. Некоторые методы оценивания параметров геометрических преобразований представлены в [11] и в дальнейшем рассматриваться не будут. Однако точность оценивания параметров геометрических преобразований имеет некоторое конечное значение, что найдёт своё отражение в математических моделях.

Пусть видеонаблюдение производится в двух спектральных диапазонах, таким образом, датчик изображений формирует два изображения, соответствующих различным спектральным диапазонам. Зафиксируем точку с координатами  $(x_0, y_0)$  и обозначим  $l_1$  и  $l_2$  яркости первого и второго наблюдаемых изображений в этой точке. Предположим, что известны изображения фона в окрестности точки  $(x_0, y_0)$  в обоих спектральных диапазонах. Обозначим изображения фона  $g_1(x, y)$  и  $g_2(x, y)$ . Формирование яркостей  $l_1$  и  $l_2$  может быть описано моделью заслона:

$$l_1 = g_1(x_0 - z_{x1}, y_0 - z_{y1})(1-r) + h_1r + \xi_1, \quad (1)$$

$$l_2 = g_2(x_0 - z_{x2}, y_0 - z_{y2})(1-r) + h_2r + \xi_2, \quad (2)$$

где  $r$  – бинарный параметр, единичное значение которого соответствует наличию объекта в точке  $(x_0, y_0)$ ;  $h_1$  и  $h_2$  – яркости объекта в точке  $(x_0, y_0)$  для первого и второго спектральных диапазонов;  $\xi_1$  и  $\xi_2$  – составляющие аддитивного шума; величины  $z_{x1}$ ,  $z_{y1}$ ,  $z_{x2}$ ,  $z_{y2}$  описывают случайные деформации изображения в соответствующих спектральных диапазонах.

Предполагается, что яркости объекта в различных спектральных диапазонах неизвестны, некоррелированы и распределены по равномерному закону:  $h_1 \sim R(c_{\min}, c_{\max})$ ,  $h_2 \sim R(c_{\min}, c_{\max})$ , где  $c_{\min}$ ,  $c_{\max}$  – минимально и максимально возможные яркости точек на изображении.

Составляющие аддитивного шума  $\xi_1$  и  $\xi_2$  являются некоррелированными случайными величинами с гауссовой плотностью распределе-

ния и нулевым средним. Дисперсии этих величин известны и будут обозначаться  $\sigma_{\xi_1}^2, \sigma_{\xi_2}^2$ , причём  $\sigma_{\xi_i}(x, y) \ll c_{\max} - c_{\min}, i = 1, 2$ .

Гауссовы случайные величины с нулевым средним  $z_{x1}, z_{y1}, z_{x2}, z_{y2}$  описывают геометрические деформации изображений. Эти случайные величины имеют известные дисперсии  $D(z_{x1}) = D(z_{y1}) = \sigma_{z1}^2, D(z_{x2}) = D(z_{y2}) = \sigma_{z2}^2$  и коэффициенты корреляции:

$$k(z_{x1}, z_{y1}) = k(z_{x2}, z_{y2}) = 0, \\ k(z_{x1}, z_{x2}) = k(z_{y1}, z_{y2}) = k_{z12}.$$

Горизонтальные и вертикальные составляющие деформаций считаются некоррелированными. В то же время необходимо учитывать корреляцию пар величин  $z_{x1}, z_{x2}$  и  $z_{y1}, z_{y2}$ . Корреляция этих пар случайных величин объясняется двумя обстоятельствами. Во-первых, поскольку характер случайных деформаций изображений, вызванных атмосферными неоднородностями, зависит от спектрального диапазона электромагнитных волн, то степень взаимосвязи деформаций двух изображений, относящихся к различным спектральным диапазонам, будет тем выше, чем ближе эти спектральные диапазоны. Во-вторых, в результате коррекции геометрических преобразований, вызванных движением датчика, ошибки коррекции вносятся в оба наблюдаемых изображения.

Таким образом, известны:  $g_1(x, y), g_2(x, y), l_1, l_2, \sigma_{z1}^2, \sigma_{z2}^2, \sigma_{\xi_1}^2, \sigma_{\xi_2}^2, k_{z12}$ . Необходимо в точке  $(x_0, y_0)$  принять решение о наличии объекта, то есть найти  $\hat{r}$ , которая является оценкой для  $r$ . Критерий качества выделения объектов задаётся в форме критерия Неймана-Пирсона:

$$P(\hat{r} = 1 / r = 0) \leq p_-, \\ P(\hat{r} = 1 / r = 1) = p_+ \rightarrow \max, \quad (3)$$

где  $p_-$  – заданное значение вероятности ложного выделения,  $p_+$  – вероятность правильного выделения, которая должна быть максимизирована путём оптимального выбора параметров алгоритма выделения объектов.

**Решение задачи.** В соответствии с положениями теории статистических решений оптимальное решающее правило для поставленной задачи определяется выражением:

$$u^*(l_1, l_2) = \begin{cases} 1, & \text{если } \Lambda(l_1, l_2) > \Lambda_0, \\ 0 & \text{в противном случае,} \end{cases} \quad (4)$$

где  $u^*(l_1, l_2)$  – результат принятия решения, единичное значение которого соответствует на-

личию объекта в точке  $(x_0, y_0)$ ,  $\Lambda(l_1, l_2)$  – отношение правдоподобия:

$$\Lambda(l_1, l_2) = \frac{p(l_1, l_2 / r = 1)}{p(l_1, l_2 / r = 0)}, \quad (5)$$

$\Lambda_0$  – пороговое отношение правдоподобия,  $p(l_1, l_2 / r = 1), p(l_1, l_2 / r = 0)$  – условные плотности распределения яркостей наблюдаемых изображений при наличии и отсутствии объекта соответственно. При использовании критерия Неймана-Пирсона  $\Lambda_0$  вычисляется из условия:

$$\int_{\Lambda(l_1, l_2) > \Lambda_0} p(l_1, l_2 / r = 0) dl_1 dl_2 = p_-. \quad (6)$$

Определим условное распределение  $p(l_1, l_2 / r = 1)$ . При  $r = 1$  из (1) и (2) следует, что совместная плотность распределения яркостей  $l_1$  и  $l_2$  является композицией независимых распределений  $p(h_1, h_2)$  и  $p(\xi_1, \xi_2)$ :

$$p(l_1, l_2 / r = 1) = p(h_1, h_2) * p(\xi_1, \xi_2), \quad (7)$$

где  $*$  – символ свёртки. Поскольку  $\sigma_{\xi_i}(x, y) \ll c_{\max} - c_{\min}, i = 1, 2$ , то в дальнейшем пренебрежем влиянием шума на плотность  $p(l_1, l_2 / r = 1)$  и будем считать, что

$$p(l_1, l_2 / r = 1) = p(h_1, h_2) = \begin{cases} \frac{1}{(c_{\max} - c_{\min})^2}, & \text{если } c_{\max} \leq h_1 \leq c_{\min} \\ & \text{и } c_{\max} \leq h_2 \leq c_{\min}; \\ 0 & \text{иначе.} \end{cases} \quad (8)$$

Теперь оценим распределение  $p(l_1, l_2 / r = 0)$ . Применяя теоремы о композиции распределений и используя разложение Тейлора функций  $g_i(x, y)$  в окрестности точки  $(x_0, y_0)$ :

$$g_i(x_0 - z_{xi}, y_0 - z_{yi}) \approx \\ \approx g_i(x_0, y_0) - \frac{\partial g_i(x_0, y_0)}{\partial x} z_{xi} - \frac{\partial g_i(x_0, y_0)}{\partial y} z_{yi},$$

получаем, что плотность  $p(l_1, l_2 / r = 0)$  близка к нормальной со следующими математическими ожиданиями, дисперсиями и ковариацией:

$$E(l_i / r = 0) = g_i(x_0, y_0), \quad i = 1, 2, \\ D(l_i / r = 0) = \nabla^2 g_i(x_0, y_0) \sigma_{z_i}^2 + \sigma_{\xi_i}^2, \quad i = 1, 2, \\ K(l_1, l_2 / r = 0) = \quad (9)$$

$= (\nabla g_1(x_0, y_0), \nabla g_2(x_0, y_0)) k_{z12} \sigma_{z1} \sigma_{z2}$ , где  $\nabla$  – оператор градиента,  $(\nabla g_1(x_0, y_0), \nabla g_2(x_0, y_0))$  – скалярное произведение градиентов.

Подставляя найденную условную плотность вероятности  $p(l_1, l_2 / r = 1)$  в отношение правдо-

подобия (5), используя (4) и (6), можно получить следующее правило принятия решения о наличии объекта в точке  $(x_0, y_0)$ :

$$u^*(l_1, l_2) = \begin{cases} 1, & \text{если } p(l_1, l_2 / r = 0) < \Lambda', \\ 0 & \text{в противном случае,} \end{cases} \quad (10)$$

где порог  $\Lambda'$  определяется из соотношения:

$$\int_{p(l_1, l_2 / r = 0) < \Lambda'} p(l_1, l_2 / r = 0) dl = p_-. \quad (11)$$

Из (10), (11) следует правило классификации точек изображения на точки объекта и фона: принимается решение о наличии объекта, если точка с координатами  $(l_1, l_2)$  не попадает в эллипс рассеивания для плотности  $p(l_1, l_2 / r = 0)$ , соответствующий заданной вероятности ложной тревоги  $p_-$ . При этом центр эллипса рассеивания находится в точке  $(g_1(x_0, y_0), g_2(x_0, y_0))$ .

Для проверки попадания вектора  $(l_1, l_2)$  в эллипс рассеивания целесообразно преобразовать систему случайных величин  $(l_1, l_2)$  к каноническому виду. Такое преобразование выполняется в соответствии со следующими выражениями:

$$\begin{aligned} d_1 &= \\ &= (l_1 - g_1(x_0, y_0)) \cos \alpha + (l_2 - g_2(x_0, y_0)) \sin \alpha, \\ d_2 &= \\ &= -(l_1 - g_1(x_0, y_0)) \sin \alpha + (l_2 - g_2(x_0, y_0)) \cos \alpha, \end{aligned} \quad (12)$$

где  $(d_1, d_2)$  – каноническая система величин, а угол  $\alpha$  определяется из соотношения

$$\alpha = \frac{1}{2} \operatorname{arctg} \frac{2K(l_1, l_2 / r = 0)}{D(l_1 / r = 0) - D(l_2 / r = 0)}. \quad (13)$$

Дисперсии случайных величин  $d_1, d_2$  определяются соотношениями:

$$\begin{aligned} D(d_1 / r = 0) &= D(l_1 / r = 0) \cos^2 \alpha + \\ &+ D(l_2 / r = 0) \sin^2 \alpha + \\ &+ 2K(l_1, l_2 / r = 0) \sin \alpha \cos \alpha, \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} D(d_2 / r = 0) &= D(l_1 / r = 0) \sin^2 \alpha + \\ &+ D(l_2 / r = 0) \cos^2 \alpha - \\ &- 2K(l_1, l_2 / r = 0) \sin \alpha \cos \alpha. \end{aligned} \quad (15)$$

Условие попадания вектора  $(l_1, l_2)$  в эллипс рассеивания, соответствующий вероятности ложного выделения  $p_-$ , имеет вид

$$\frac{d_1^2}{D(d_1 / r = 0)} + \frac{d_2^2}{D(d_2 / r = 0)} \leq t(p_-)^2, \quad (16)$$

где  $t(p_-)$  – параметр, который связан с вероятностью ложного выделения соотношением:

$$t = \sqrt{-2 \ln(1 - p_-)}.$$

Таким образом, предлагаемый алгоритм выделения объектов на мультиспектральных изображениях состоит в поточечной обработке изображений, при этом для каждой точки с координатами  $(x_0, y_0)$  выполняются следующие операции.

1. Вычисление градиентов  $\nabla g_1(x_0, y_0)$  и  $\nabla g_2(x_0, y_0)$ .
2. Вычисление дисперсий и ковариации величин  $l_1$  и  $l_2$  в соответствии с (9).
3. Приведение системы случайных величин  $(l_1, l_2)$  к каноническому виду в соответствии с выражениями (13), (14).
4. Вычисление дисперсий канонической системы величин  $(d_1, d_2)$ .
5. Проверка неравенства (16). В случае его выполнения принимается решение о наличии объекта в точке  $(x_0, y_0)$ , в противном случае принимается решение о том, что в точке  $(x_0, y_0)$  – фон.

Заметим, что при неизвестных фоновых изображениях  $g_1(x, y)$ ,  $g_2(x, y)$  и дисперсии аддитивного шума для их оценки можно использовать подходы, предложенные в [12]. В целом предлагаемый подход является обобщением подхода, представленного в [13], и сводится к нему при использовании в обработке лишь одного спектрального диапазона.

**Результаты испытаний.** Для экспериментальных исследований был выбран двухспектральный видеосюжет, снятый датчиками видимого и инфракрасного диапазонов. Продолжительность сюжетов – 50 кадров (2 секунды). Кадры видеосюжетов были геометрически искажены вследствие турбулентности атмосферы. Предварительно была выполнена юстировка видеосюжетов с применением методик, изложенных в [14]. Основа сюжетной составляющей – движущийся автомобиль на фоне пересеченной местности. Отношение сигнал/шум составляло около 10. Размер каждого кадра видеосюжетов – 300x300. Геометрические искажения изображений, вызванные движением датчиков, были смоделированы на ЭВМ и соответствовали круговым движениям оптических датчиков. Максимальное смещение изображения относительно первого кадра составляло около 60 пикселей. Примеры наблюдаемых изображений, сформированных датчиками видимого и инфракрасного диапазонов, приведены на рисунках 1 и 2.

Количественными параметрами, характеризующими качество выделения объектов, были частота правильного выделения и частота лож-

ного выделения. Для вычисления количественных параметров использовались три выбранных кадра видеосюжетов. Эталонные данные были сформированы вручную с помощью графического редактора для каждого из кадров, по которым проводилась количественная оценка. Эталонные данные представляют собой бинарные изображения, единичные пиксели которых соответствуют наличию объекта, а нулевые – наличию фона в данной точке.



Рисунок 1 – Изображение объекта в инфракрасном диапазоне



Рисунок 2 – Изображение объекта в видимом диапазоне

В процессе исследований были построены характеристики выделения для различных величин  $\sigma_{z1}$ ,  $\sigma_{z2}$ ,  $k_{z12}$ . Характеристика выделения – это зависимость частоты правильного выделения от частоты ложного выделения при изменении параметров алгоритма. Для того чтобы построить кривую характеристики выделения, варьировался параметр  $t$  и при каждом его значении вычислялись частота правильного выделения  $\hat{p}_+$  и частота ложного выделения  $\hat{p}_-$ . Частота пра-

вильного выделения – это отношение числа точек, правильно отнесённых к объекту, к общему количеству точек объекта. Частота ложного выделения – это отношение количества точек, неверно отнесённых к объекту, к общему количеству точек изображения, не принадлежащих объекту.

На рисунке 3 приведены характеристики выделения, полученные при различных используемых спектральных диапазонах наблюдения. При вычислении частот правильного и ложного выделения производилось усреднение результатов по всем обрабатываемым кадрам. Выделение объектов при использовании односпектральных видеопоследовательностей производилось в соответствии с алгоритмом, представленным в [13]. Результаты выделения объектов при различных используемых спектральных диапазонах наблюдения представлены на рисунках 4-6.

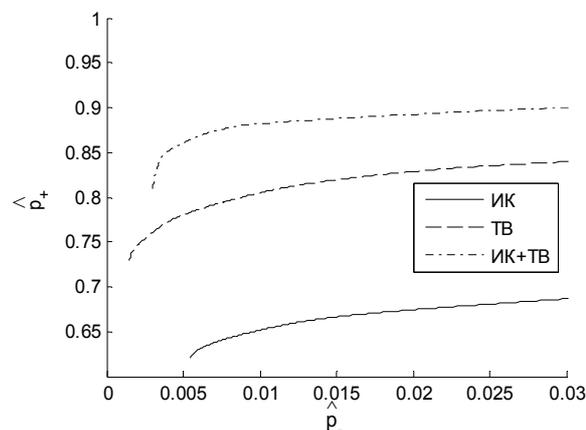


Рисунок 3 – Характеристики выделения при различных используемых спектральных диапазонах наблюдения. ИК – только инфракрасный диапазон. ТВ – только видимый диапазон. ИК+ТВ – совместное использование спектральных диапазонов

Анализ графиков и рисунков позволяет сделать вывод о том, что при использовании двух спектральных диапазонов удаётся значительно повысить качество выделения объектов по сравнению с алгоритмами, использующими один спектральный диапазон наблюдения. Например, при частоте ложного выделения, равной 0,01, частота правильного выделения повышается с 0,65 (при использовании только ИК – видеопоследовательности) и 0,8 (при использовании только ТВ – видеопоследовательности) до 0,87.

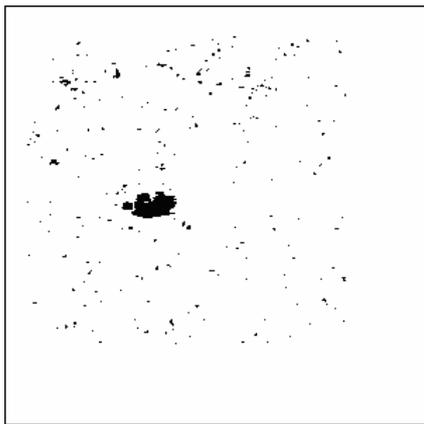


Рисунок 4 – Выделение объекта при обработке ИК – видеопоследовательности

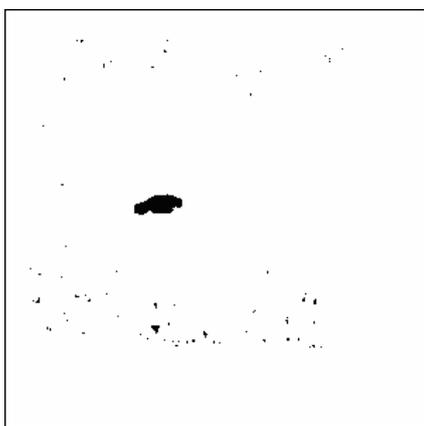


Рисунок 5 – Выделение объекта при обработке ТВ – видеопоследовательности

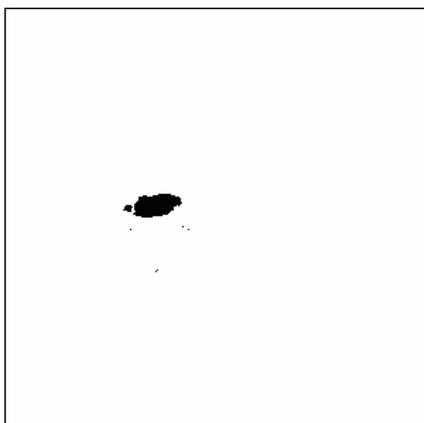


Рисунок 6 – Выделение объекта при совместной обработке ТВ – и ИК – видеопоследовательностей

**Выводы.** Эффективное решение задач обнаружения и выделения движущихся объектов в бортовых видеоинформационных системах невозможно без учёта эффектов, связанных с геометрическими искажениями. В настоящей работе предложен достаточно эффективный алгоритм выделения объектов при мультиспектральном наблюдении, который позволяет значительно повысить качество выделения объектов за

счёт совместного использования мультиспектральной информации и учёта случайных геометрических деформаций.

Результаты исследований могут быть использованы при разработке и совершенствовании бортовых систем обработки и анализа изображений. Исследования выполнены при поддержке гранта Президента РФ № МК-2815.2007.9.

#### Библиографический список

1. Алпатов Б.А., Бабаян П.В. Методы обработки и анализа изображений в бортовых системах обнаружения и сопровождения объектов // Цифровая обработка сигналов. – 2006. – №2. – С. 45-51.

2. D. Borghys, P. Verlinde, C. Perneel, and M. Achery, Long range target detection in a cluttered environment using multi-sensor image sequences // Proceedings on Signal Processing, Sensor Fusion and Target Recognition IV - SPIE, 20-25 April 1997.

3. Борисенко В.И., Златопольский А.А., Мучник И.Б. Сегментация изображения (состояние проблемы) // Автоматика и телемеханика. – 1987. – №7. – С. 3-56.

4. Jun Shen, Motion detection in color image sequence and shadow elimination // Proc. of SPIE. Vol. 5308, Visual Communications and Image Processing 2004, January 2004, pp. 731-740.

5. Laurent Nolibe, Julien Borgnino, Marc Ducoulombier, Michel Artaud, Adaptive multispectral detection of small targets using spatial and spectral convergence factor // Proc. of SPIE. Vol. 2759, Signal and Data Processing of Small Targets 1996, pp. 111-120.

6. Vidya Manian, Luis O. Jimenez, Land cover and benthic habitat classification using texture features from hyperspectral and multispectral images // Journal of Electronic Imaging 16(2), 023011 (Apr–Jun 2007), pp. 1-12.

7. Arthur Robert Weeks, G. Eric Hague, Color segmentation in the HSI color space using the K-means algorithm // Proc. of SPIE. Vol. 3026, Nonlinear Image Processing, 1997, pp. 143-154.

8. Neal R. Harvey, James Theiler, Focus-on-Attention Strategies for Finding Discrete Objects in Multispectral Imagery // Proc. of SPIE. Vol. 5546, Imaging Spectrometry X, 2004, pp. 179-189.

9. David Casasent, Xue-Wen Chen, Mine and vehicle detection in hyperspectral image data: waveband selection // Proc. of SPIE. Vol. 5094, Automatic Target Recognition XIII, 2003, pp. 228-241.

10. Athanasios Aridgides, Manuel F. Fernandez, D. Randolph, David D. Ferris, Adaptive 4-D IR clutter suppression filtering technique // Proc. of SPIE. Vol. 1481, Signal and Data Processing of Small Targets, 1991, pp. 110-116.

11. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Стротов В.В. Анализ точностных характеристик методов слежения за фоновым изображением для бортовой видеоинформационной системы // Вестник Рязанской государственной радиотехнической академии, Рязань. 2007. – №. 20. – С. 3 – 10.

12. Алпатов Б.А., Бохан К.А. Алгоритм автоматического обнаружения, выделения и оценки динамических объектов, возникающих в последовательности телевизионных кадров // Цифровая обработка сигналов и её применение: тез. докл. 3-й междунар. науч. конф. – М.: МЦНТИ, 2000. – С. 105-109.

13. Алпатов Б.А., Бабаян П.В. Выделение движущихся объектов в условиях геометрических иска-

жений изображения // Цифровая обработка сигналов. – 2004. – №4. – С. 9-14.

14. Бабаян П.В. Оценивание параметров проективного преобразования по опорным элементам в задаче электронной юстировки двухспектральных видеопоследовательностей // Вестник Рязанской государственной радиотехнической академии. Рязань. 2003. – №12 – С. 27-31.