УЛК 004.932

## ОБНАРУЖЕНИЕ И РАСПОЗНАВАНИЕ ВОЗДУШНЫХ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ СОВМЕСТНОЙ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ, ФОРМИРУЕМЫХ В РАЗЛИЧНЫХ СПЕКТРАЛЬНЫХ КАНАЛАХ

Муравьев В.С., к.т.н., доцент каф. Автоматики и информационных технологий в управлении (АИТУ) Рязанского государственного радиотехнического университета (РГРТУ), e-mail: aitu@rsreu.ru; Смирнов С.А., к.т.н., доцент каф. АИТУ РГРТУ, e-mail: aitu@rsreu.ru; Стротов В.В., к.т.н., доцент каф. АИТУ РГРТУ, e-mail: aitu@rsreu.ru.

# AERIAL OBJECT DETECTION AND RECOGNITION BASED ON MULTISPECTRAL IMAGE FUSION AND PROCESSING

### Muraviev M.S., Smirnov S.A., Strotov V.V.

In this work the approach for aerial object detection, position estimation and recognition based on multispectral image fusion and processing is proposed. Object detection and position estimation is based on image spatial filtering. This approach is expanded on multispectral imaging. The object recognition algorithm is based on outer contour descriptor matching. The source data for the recognition algorithm is a set of binary images that produced by object detection algorithm. The results on the experimental examinations are given. The experimental examinations are performed using a set of natural multispectral video sequences.

**Key words:** aerial object detection, object position estimation, object recognition, outer contour descriptor, multispectral image processing.

**Ключевые слова:** обнаружение воздушных объектов, измерение координат объекта, распознавание, дескриптор внешнего контура, мультиспектральное наблюдение.

### Введение

Основными задачами, решаемыми современными системами технического зрения (СТЗ), содержащими один или несколько датчиков изображений и устройство обработки информации, являются задачи обнаружения, измерения координат и распознавания объектов. Ранее для решения этих задач использовался комплекс методов и алгоритмов, ориентированных

на применение датчика, работающего в одном спектральном диапазоне. Возможности подходов, связанные с анализом информации от одного видеодатчика, во многом приблизились к своему пределу, поэтому естественным является стремление использовать несколько датчиков изображений, работающих в разных спектральных диапазонах. В качестве объектов интереса в работе выступают летательные аппараты, наблюдаемые на фоне ясного или облачного неба.

Для решения задач обнаружения, измерения координат и распознавания объектов широкое распространение получили системы, получающие информацию от монохроматических датчиков видимого и инфракрасного диапазонов. Применение двух датчиков, наблюдающих в разных спектральных диапазонах, позволяет снизить зависимость СТЗ от недостатков датчиков, работающих в одном спектральном диапазоне. При этом использование мультиспектральных датчиков неизбежно приводит к увеличению объема исходных данных и влечет за собой необходимость объединения информа-

Рассмотрен подход к обнаружению с последующим измерением координат и распознаванием воздушных объектов на основе совместной обработки изображений, формируемых в различных спектральных каналах. Обнаружение и измерение координат объектов базируется на пространственной фильтрации изображений и является обобщением известного алгоритма на случай мультиспектрального наблюдения. Предлагаемый подход также ориентирован на распознавание воздушных объектов на основе описания изображения объекта с помощью дескрипторов внешнего контура. Исходными данными для алгоритма распознавания являются бинарные изображения, формируемые алгоритмом обнаружения. Представлены результаты экспериментальных исследований, выполненные с использованием натурных видеосюжетов.

ции для извлечения более полезных сведений об объекте интереса.

Объединение информации может осуществляться на трех уровнях обработки изображений: комплексирование изображений, объединение признаков и объединение решений [1, 2]. При комплексировании объединённое изображение используется для дальнейшей обработки с использованием традиционных подходов к анализу изображений. Для комплексирования могут использоваться подходы на основе преобразования главных компонент [3, 4], вейвлет-преобразования [5], марковских моделей [6] и т.д. На втором уровне обработки осуществляется объединение признаков, полученных в каждом спектральном диапазоне, после чего решаются задачи обнаружения и распознавания объектов. Объединение информации может осуществляться на основе подходов, базирующихся на байесовской теории обнаружения, теории Демпстера – Шафера, теории нечетких множеств, теории искусственных нейронных сетей [7]. На третьем уровне обработки анализ

изображений выполняется независимо в каждом спектральном канале с последующим объединением результатов. Основные методики, применяемые в данном случае, являются развитием и обобщением методик, используемых при обнаружении и распознавании объектов при моноспектральном наблюдении [8,9].

Анализ отечественной и иностранной литературы показывает, что наиболее перспективными направлениями являются комплексирование информации на втором и третьем уровнях обработки изображений. В данной работе рассматривается подход к объединению информации от нескольких датчиков на этапе обнаружения объектов. Для обнаружения и измерения координат воздушного объекта при мультиспектральном наблюдении предлагается использовать алгоритм, полученный при учете модели наблюдения и ряда ограничений, вытекающих из предположений о характере фоноцелевой обстановки. Описываемый подход является дальнейшим развитием идей, изложенных в [10, 11]. После обнаружения объекта, формирования бинарной маски, задающей положение точек объекта, и измерения параметров полученного бинарного сегмента, решается задача распознавания. Для распознавания предлагается использовать подход на основе описания изображения объекта с помощью дескрипторов внешнего контура [12].

Алгоритм обнаружения и измерения координат воздушного объекта. Пусть наблюдение за объектом производится в видимом и инфракрасном спектральных диапазонах. Датчики съюстированы по углам зрения и имеют одинаковое разрешение  $N_x$  по горизонтали и  $N_y$  по вертикали, а информация поступает с одинаковой частотой и синхронизирована по времени. На каждом кадре наблюдаемое изображение в первом канале будет описываться функцией яркости  $l_1(i,j)$ , а во втором канале — функцией яркости  $l_2(i,j)$ . При решении задачи обнаружения требуется сделать выбор между гипотезой  $X_1$  — объект присутствует в кадре, и альтернативой  $X_0$  — объект отсутствует.

При использовании одного датчика изображений в [10, 14] была предложена пространственная модель наблюдения воздушных объектов, которая может быть расширена на случай мультиспектрального наблюдения. Будем считать, что формирование изображений происходит независимо в разных каналах наблюдения. Запишем модель формирования мультиспектрального изображения:

$$\begin{split} &l_{q}(i,j) = h_{q}(i,j)r(i,j) + \\ &+ g_{q}(i,j)(1-r(i,j)) + \xi_{q}(i,j), \, q = 1,2, \\ &(i,j) \in R, \, R = \{(i,j) : i = \overline{0,N_{x}-1}, \, j = \overline{0,N_{y}-1}\} \,, \end{split} \tag{1}$$

где функции  $h_q(i,j), \quad g_q(i,j), \quad \xi_q(i,j)$  — задают соответственно эталонное изображение объекта, фона и шумовой процесс в q-м спектральном канале; r(i,j) — индикаторная функция, значения которой равны 1 в точках, принадлежащий объекту, и 0 в противном слу-

чае. Значения шумового процесса  $\xi_q(i,j)$  некоррелированы по пространственным координатам и подчиняются нормальному распределению с нулевым средним и дисперсией  $\sigma_a^2$ .

При наблюдении удаленного объекта на фоне неба яркости объекта и фона можно приближенно считать случайными величинами, не зависящими от пространственных координат [10]. Априорные плотности распределения яркостей объекта  $h_q$  и фона  $g_q$  в канале q зададим в виде  $p(h_q) = p(g_q) = 1/(l_{q\max} - l_{q\min})$ , при  $h_q = [l_{q\min}, l_{q\max}]$ ,  $g_q = [l_{q\min}, l_{q\max}]$ , где  $l_{q\min}$  и  $l_{q\max}$  — нижняя и верхняя границы диапазона яркостей наблюдаемого изображения в q-м канале. Наблюдение производится в условиях достаточной освещенности, поэтому яркость точек фона и объекта много больше значений  $\sigma_a^2$ .

Местоположение объекта на изображении неизвестно, но допустим, что известна его конфигурация, определяемая множеством  $H_0$ . Координаты точек объекта на наблюдаемом изображении зададим множеством  $H_{(\alpha,\beta)}=\{(i,j)\,|\,(i-\alpha,j-\beta)\in H_0\}$ , где координаты  $(\alpha,\beta)$  определяют возможное местоположение объекта.

С целью упрощения изложения, наблюдаемые изображения удобно представить в виде векторов  $\mathbf{l}_i(n), i=\overline{1,N},$  содержащих элементы, записанные в лексикографическом порядке. В соответствии с байесовской теорией обнаружения и оценивания [13] правило принятия решения о наличии объекта состоит в сравнении отношения правдоподобия  $\Lambda=p_{cp}(\mathbf{l}_1,\mathbf{l}_2\mid X_1)\div p_{cp}(\mathbf{l}_1,\mathbf{l}_2\mid X_0)$  с заданным порогом C, где  $p_{cp}(\mathbf{l}_1,\mathbf{l}_2\mid X_1), p_{cp}(\mathbf{l}_1,\mathbf{l}_2\mid X_0)$  — усредненные по неизвестным параметрам плотности распределения процессов  $\mathbf{l}_1=[l_1(i,j)], \mathbf{l}_2=[l_2(i,j)], i=\overline{0,N_x-1}, j=\overline{0,N_y-1}$  при наличии и отсутствии объекта.

Принимая во внимание модель наблюдения, характер функций яркости объекта и фона и условие независимости, можно явно задать функции правдоподобия  $p(\mathbf{I}_q \mid X_1), \quad p(\mathbf{I}_q \mid X_0), \quad q$  = 1,2 при условии наличия и отсутствия объекта в аналитическом виде:

$$\begin{split} p(\mathbf{l}_{q} \mid X_{1}) &= k_{q} \exp\Biggl(-\frac{1}{2\sigma_{q}^{2}} \times \\ &\times \Biggl(\sum_{(i,j) \in G_{(\alpha,\beta)}} (l_{q}(i,j) - g_{q})^{2} + \sum_{(i,j) \in H_{(\alpha,\beta)}} (l_{q}(i,j) - h_{q})^{2} \Biggr)\Biggr); \qquad \text{(2)} \\ p(\mathbf{l}_{q} \mid X_{0}) &= k_{q} \exp\Biggl(-\frac{1}{2\sigma_{q}^{2}} \sum_{(i,j) \in R} (l_{q}(i,j) - g_{q})^{2} \Biggr), \ q = 1,2, \end{split}$$
 где  $k_{q} = (2\pi\sigma_{q}^{2})^{-N_{x}N_{y}/2}, \quad G_{(\alpha,\beta)} = R \setminus H_{(\alpha,\beta)} \quad \text{- множество точек фона.} \end{split}$ 

Максимальная вероятность правильного обнаружения объекта при фиксированной вероятности ложной тревоги, не превышающей величины  $P_{\scriptscriptstyle mm}$ , достигается

при использовании критерия Неймана-Пирсона [13]. Опуская детали математического вывода, в соответствии с данным критерием правило принятия решения об обнаружении объекта при объединении мультиспектральных изображений запишется в виде:

$$\frac{1}{N_{o\delta}} \sum_{\alpha} \sum_{\beta} \exp \left( \frac{S_g S_h}{2N_x N_y} (SNR_1^2(\alpha, \beta) + SNR_2^2(\alpha, \beta)) \right) > C,$$
(3)

где  $SNR_q(\alpha,\beta)=|\hat{h}_q(\alpha,\beta)-\hat{g}_q(\alpha,\beta)|/\sigma_q$  — оценка отношения сигнал/шум в q-м канале при наличии объекта в координатах  $(\alpha,\beta),\ C=C(P_{_{Jm}})$  — некоторая константа, зависящая от допустимой величины ложной тревоги,  $\hat{L}(\alpha,\beta)=\sum_{j=1}^{m}L_j(x,y)/S$ 

$$\hat{h}_q(\alpha,\beta) = \sum_{(i,j) \in H_{(\alpha,\beta)}} l_q(i,j) / S_h,$$

$$\hat{g}_q(lpha,eta) = \sum_{(i,j) \in G_{(lpha,eta)}} l_q(i,j)/S_g$$
 – средние значения ярко-

стей объекта и фона для координат  $(\alpha,\beta),\ S_{_{\! h}},\ S_{_{\! g}}$  – число точек объекта и фона соответственно,  $N_{_{\!o\!o}}$  – количество возможных положений объекта на изображении.

При решении задачи обнаружения объекта проверяется гипотеза о наличии или отсутствии объекта на изображении. В практической ситуации необходимо также знать конкретное местоположение объекта с целью измерения его параметров и распознавания.

Для нахождения оценок координат объекта  $(\hat{\alpha}_{ob}, \hat{\beta}_{ob})$  может использоваться алгоритм, построенный на основе критерия максимального правдоподобия. Сложная гипотеза  $X_1$  о наличии объекта в кадре при условии независимости наблюдений принимается в том случае, если выполняется неравенство:

$$\frac{\max_{a,\beta,g_1,h_1,g_2,h_2} p(\mathbf{l}_1 \mid X_1) p(\mathbf{l}_2 \mid X_1)}{\max_{g_1,g_2} p(\mathbf{l}_1,\mid X_0) p(\mathbf{l}_2 \mid X_0)} > C.$$
(4)

При подстановке в (4) выражений (2) и оценок максимального правдоподобия неравенство можно преобразовать к виду:

$$\max_{\alpha,\beta} (SNR_1^2(\alpha,\beta) + SNR_2^2(\alpha,\beta)) > C_1,$$
 (5)

где коэффициент  $C_1 = 2 \ln(C) N_x N_y / S_h S_g$ .

Таким образом, алгоритм обнаружения объекта состоит в максимизации некоторой функции, стоящей в левой части (5), и сравнении значений с порогом при всех возможных положениях объекта. В случае наличия объекта его местоположение будет определяться в координатах, доставляющих максимум этой функции.

Заметим, что алгоритм обнаружения объектов получен на основании предположения о постоянстве фоновой составляющей. Однако данный алгоритм допускает модификацию, при которой возможна его эффективная работа, если  $g_q(i,j)$  является изменяющимся процессом. При этом условно можно считать, что фон постоянен в пределах ограниченной области. Размеры этой области будут зависеть от яркостной изменчивости фоновой составляющей и площади изображения объекта.

В общем случае размеры объекта и область постоянства фона могут отличаться в разных спектральных каналах наблюдения. Форма удаленных объектов может быть принята близкой к прямоугольной. В большинстве случаев значения  $\sigma_q^2$  меняются с течением времени и необходимо вычислять их оценки на каждом кадре.

Рассмотрим последовательность действий, выполняемую на этапе обнаружения воздушных объектов при мультиспектральном наблюдении, с учетом выводов теоретических исследований и приведенных выше замечаний более подробно.

Изображение  $l_q(i,j)$ , сформированное в спектральном канале q, обрабатывается усредняющим фильтром, имеющим маску  $w_{o \bar{o}}^{(q)}$  размерностью  $a_{o \bar{o}}^{(q)} \times a_{o \bar{o}}^{(q)}$ . Параллельно с этим  $l_q(i,j)$  сглаживается фильтром с маской  $w_{\phi}^{(q)}$  размерностью  $a_{\phi}^{(q)} \times a_{\phi}^{(q)}$ ,  $a_{\phi}^{(q)} > a_{o \bar{o}}^{(q)}$  вида:

$$w_{\phi}^{(q)}(i_{m},j_{m}) = \begin{cases} 0, & \text{при } i_{m}, j_{m} = \\ = \overline{-(a_{o\delta}^{(q)} - 1)/2, (a_{o\delta}^{(q)} - 1)/2}, \\ 1/\left(a_{\phi}^{(q)} - a_{o\delta}^{(q)}\right)^{2}, & \text{иначе.} \end{cases}$$
(6)

Результат фильтрации с маской  $w_{\phi}^{(q)}$  представляет собой оценку фоновой составляющей наблюдаемого изображения в соответствующем канале. Сглаживание с маской  $w_{oo}^{(q)}$  служит целью усреднения яркости изображения объекта и уменьшения степени зашумления. Затем в спектральном канале q формируется изображение  $d_q(i,j)$ , формируемое путем вычитания результата фильтрации фона из результата операции сглаживания яркости объекта. Во многих случаях математическое ожидание  $d_q(i,j)$  после компенсации фона будет близко к нулю. Итоговое решающее правило задается в виде:

$$\hat{r}(i,j) = \begin{cases} 1, & \frac{d_1^2(i,j)}{\hat{\sigma}_1^2} + \frac{d_2^2(i,j)}{\hat{\sigma}_2^2} > k^2, \\ 0, & \text{unave}, \end{cases}$$
 (7)

где k – пороговый коэффициент,  $\hat{r}(i,j)$  – бинарное

изображение, 
$$\hat{\sigma}_q^2 = \frac{1}{N_x N_y} \sum_{i=0}^{N_x-1} \sum_{j=0}^{N_y-1} d_q^2(i,j)$$
 – дисперсия

изображения, вычисленная во всем кадре. Таким образом, разности  $d_q(i,j)$  в каждом канале возводятся в квадрат и нормируются на соответствующую дисперсию  $\sigma_q^2$ , после чего выполняется операция сложения. В случае если полученное значение в точке (i,j) превосходит порог, то принимается решение о принадлежности этой точки объекту, иначе – фону.

Зачастую на изображениях, формируемых датчиками ИК-диапазона, интересующие потребителя воздушные объекты имеют большую яркость по сравнению с окружающим фоном. Эту особенность можно учесть путем наложения дополнительного ограничения на решающее правило (7). При моноспектральном наблюде-

нии описанный подход сводится к известному пространственному алгоритму обнаружения воздушных объектов, описанному в [10]. Для измерения координат объектов на бинарном изображении  $\hat{r}(i,j)$ , являющейся оценкой r(i,j), можно использовать известные алгоритмы разметки и параметризации [14].

Описанный алгоритм обнаружения и измерения координат объектов получен на основе предположения о том, что форма удаленных объектов близка к прямоугольной. Однако проведенные исследования показали, что данный подход работоспособен и в том случае, когда маска объекта заранее неизвестна, а его размеры неточечные. При этом алгоритм показывает хорошие результаты для малоразмерных и среднеразмерных летательных аппаратов различных конструкций. В случае, когда размеры объекта значительно превышают точечные, актуальной является задача распознавания типа объекта.

## Критерий работоспособности алгоритма обнаружения воздушных объектов

В статье [15] предложен критерий работоспособности для алгоритма обнаружения при моноспектральном наблюдении, позволяющий оценить его эффективность при текущих условиях наблюдения. Критерий основан на оценке амплитуды яркостного импульса, представляющего объект на изображении:

$$KF_{ss} = \frac{\max_{(i,j)\in H} |d(i,j)|}{\hat{\sigma}},$$
(8)

где d(i,j) – яркость разностного изображения в точке (i,j), принадлежащей области, ограничивающей объект,  $\hat{\sigma}$  – оценка СКО фона, H – множество точек объекта.

По аналогии с моноспектральным случаем критерий работоспособности для алгоритма обнаружения воздушных объектов на основе совместной обработки изображений, формируемых в двух спектральных каналах, можно записать в виде:

$$KF_{ms} = \frac{\max_{(i,j)\in H} |d_1(i,j)|}{\hat{\sigma}_1} + \frac{\max_{(i,j)\in H} d_2(i,j)}{\hat{\sigma}_2}.$$
 (9)

Алгоритм распознавания воздушных объектов. Пусть известно бинарное изображение воздушного объекта. Необходимо распознать наблюдаемый объект, т.е. определить тип воздушного объекта из известного набора объектов: самолёты, вертолёты, беспилотные аппараты. В качестве бинарного изображения может выступать изображение  $\hat{r}(i,j)$ , сформированное алгоритмом, описанном в предыдущем разделе.

Рассматриваемый алгоритм распознавания воздушных объектов состоит из двух этапов. Первый этап — подготовка базы данных эталонных объектов. На этом этапе происходит расчет дескрипторов эталонных изображений. Эталонные изображения формируются на основе 3D-модели исследуемого объекта. Предполагается, что для всех объектов, из рассматриваемого множества, известна 3D-модель, которая используется в дальнейших вычислениях. На втором этапе для опре-

деления типа объекта находится дескриптор эталонного изображения, который в наибольшей степени соответствует дескриптору наблюдаемого изображения.

Изображения объекта могут меняться в зависимости от ориентации объекта, таким образом, для решения задачи распознавания объектов по их изображениям необходимо рассматривать объект на дискретном множестве ориентаций, максимально полно охватывающим все возможные ракурсы наблюдения. Размещая 3Dмодель объекта в центр дискретизированной сферы, а наблюдателя на ее поверхность, то для каждой точки дискретизированной сферы можно сформировать соответствующую пространственную ориентацию объекта интереса. При проведении исследований в [12] было показано, что для получения равномерного распределения точек на сфере необходимо использовать метод дискретизации по принципу геосферы. Таким образом, для каждой 3D-модели объекта формируется заданное количество изображений.

В качестве дескриптора изображения в разработанном алгоритме используется дескриптор внешнего контура объекта, так как он обладает минимальными вычислительными требованиями, а также инвариантен к повороту изображения. Данный дескриптор рассчитывается на основании бинарного изображения объекта или его контура. В первом случае необходимо извлечь внешний контур из бинарного изображения. Точки контура преобразуются в полярную систему координат с началом в центре бинарного изображения объекта. Далее к координатам преобразованного контура применяются процедуры линейной интерполяции и медианной фильтрации [12, 16]. В результате чего формируется дискретный дескриптор внешнего контура. На рис. 1 приведены: эталонное изображение летательного аппарата, внешний контур объекта и соответствующий ему дескриптор.

Дескриптор контура можно вычислить, используя следующее уравнение:

$$D(i) = F_{med} \left\{ \max \left( d(P^{center}, P\left(\frac{2\pi i}{N_D}, \frac{\pi}{N_D}\right)) \right) \right\}, \tag{10}$$

где  $i=\overline{1,N_D}$  — номер текущего дескриптора;  $N_D$  — размер дескриптора;  $d(P_1,P_2)$  — евклидово расстояние между  $P_1$  и  $P_2$ ;  $P^{center}$  — координаты центра тяжести объекта;  $P(\alpha,\Delta\alpha)$  — точка контура объекта, расположенная в секторе круга, которая ограничена углами  $\alpha\pm\Delta\alpha$  (окружность центрирована относительно  $P^{center}$ );  $F_{med}\{\cdots\}$  — символьная запись операции медианной фильтрации.

Для всех 3D-моделей объектов формируется эталонные дескрипторы, составляющие базу данных. В данной базе каждому дескриптору внешнего контура поставлена в соответствие метка класса воздушного объекта (самолет, вертолет или беспилотный летательный аппарат).

Первый этап алгоритма распознавания является вычислительно затратным в виду того, что включает мно-

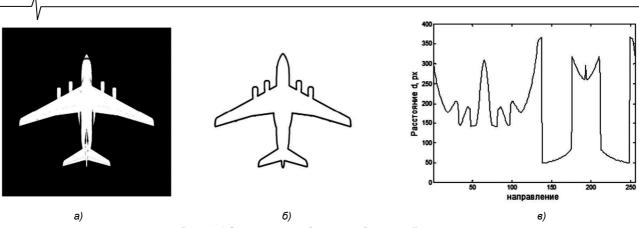


Рис. 1. a) Эталонное изображение, б) внешний контур, в) дескриптор внешнего контура тестового летательного аппарата

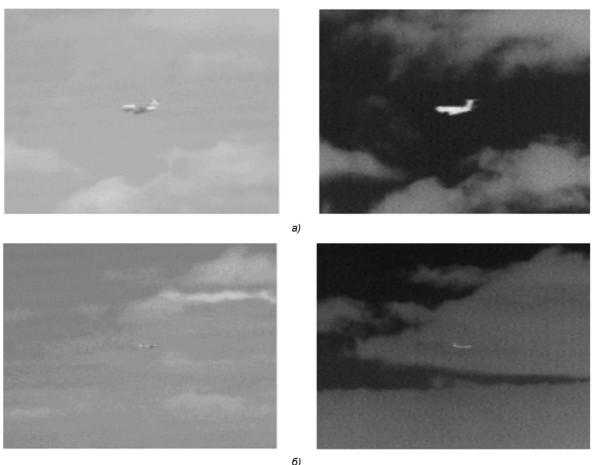


Рис. 2. Характерные кадры тестовых пар видеосюжетов

жество сложных операций, связанных с обработкой 3D-моделей (например, рендеринг изображений). Однако это обстоятельство не накладывает ограничений на аппаратную часть, так как данный этап осуществляется заранее и может быть выполнен на стационарном компьютере.

На втором этапе алгоритма непосредственно осуществляется процесс распознавания воздушных объектов. Данный этап также базируется на описании выделенных контуров изображения с помощью дескрипторов. Этот этап выполняется в режиме реального времени. Определение сходства дескриптора наблюдаемого изображения с эталонными дескрипторами из базы данных выполняется на основе вычисления критери-

альной функции:

$$f_{crit}(j) = \min_{s \in S} \left[ \sum_{i=1}^{N_D} (D_0(i-s) - D_j(i))^2 \right],$$

$$S = \{s : s = \overline{1, N_D}\}$$
(11)

где  $D_0$  — дескриптор контура наблюдаемого объекта,  $D_j$  — текущий эталонный дескриптор из базы данных, и s — величина циклического сдвига дескриптора. Использование данного критерия позволяет добиться инвариантности к повороту изображения.

В результате вычисления функции (11) для каждого эталонного дескриптора из базы данных формируется вектор значений:

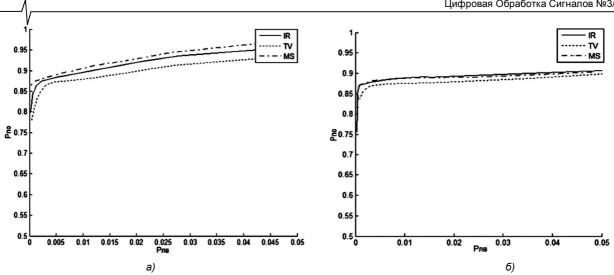


Рис. 3. Графики зависимостей  $P_{{\scriptscriptstyle no}}=f(P_{{\scriptscriptstyle ne}})$  и  $K_{{\scriptscriptstyle \pi}}=f(P_{{\scriptscriptstyle ne}})$ для мультиспектральных пар: а) сюжет № 1, б) сюжет № 2

$$M = (f_{crit}(j) \mid j = \overline{1, N_g})$$
(12)

Величиной  $R_{\iota}$ , характеризирующей степень соответствия объекта интереса k -му объекту из базы данных, будем считать минимальную величину расстояния (11) между дескриптором наблюдаемого объекта и эталонным дескриптором k -го эталонного объекта, т.е. значение минимального элемента вектора M :

$$R_k = \min(f_{crit}(j)), \quad j = \overline{1, N_g}.$$
 (13)

Распознавание типа объекта осуществляется путем поиска номера k, которому соответствует минимальное значение величины  $R_{\iota}$ :

$$match = \arg\min_{k} (R_k), k = \overline{1, K}, \qquad (14)$$

где match - индекс эталона, наиболее схожего с объектом интереса; K – общее число рассматриваемых эталонных объектов. Таким образом, наблюдаемый объект следует отнести к классу объектов, имеющих в базе эталонов индекс *match*.

## Экспериментальные исследования алгоритмов обнаружения и распознавания

Первая цель экспериментальных исследований состояла в сравнительном анализе эффективности работы мультиспектрального алгоритма обнаружения объектов и алгоритма, описанного в [10], ориентированного на моноспектральный случай. Для проведения сравнительных исследований была сформирована база данных, содержащая 4 мультиспектральных видеопоследовательности. В базу данных вошли мультиспектральные пары сюжетов общей продолжительностью 2х40350 кадров. Сюжеты были съюстированы и синхронизированы во времени. Размер объектов варьировался от примерно 10х10 пикселей до 70х25 пикселей. В сюжетах наблюдались воздушные объекты на фоне ясного неба или облачного неба с перепадами яркости. На рис. 2 приведены кадры из двух пар видеосюжетов.

В целях оценки точности обнаружения объектов использовались кривые зависимости частоты правильного обнаружения точек изображения  $P_{\scriptscriptstyle no}$  от частоты ложносимость строились при варьировании порогового коэффициента k алгоритмов обнаружения. Чем больше значение  $P_{ma}$  при фиксированной величине  $P_{ma}$ , тем выше эффективность сравниваемого алгоритма.

На рис. 3, а и 3, б приведены графики изменения показателей эффективности, полученные при обработке пары сюжетов № 1 и № 2 с помощью мультиспектрального алгоритма обнаружения объектов (MS) и алгоритма обнаружения, описанного в [10], в видимом (TV) и ИК (IR) диапазонах.



Рис. 4. Примеры кадров из расширенной базы видеосюжетов

Анализ полученных результатов показал, что на рассматриваемом наборе сюжетов частота правильного обнаружения  $P_{no}$  для мультиспектрального алгоритма обнаружения объектов была выше по сравнению с алгоритмом обнаружения, ориентированного на моноспектральный случай наблюдения. Частота правильного обнаружения объектов в целом не хуже 0,9 при частоте ложных тревог 0,05. На паре сюжетов № 1 эффективность работы мультиспектрального алгоритма обнаружения была заметно выше. Малые значения частоты ложного выделения

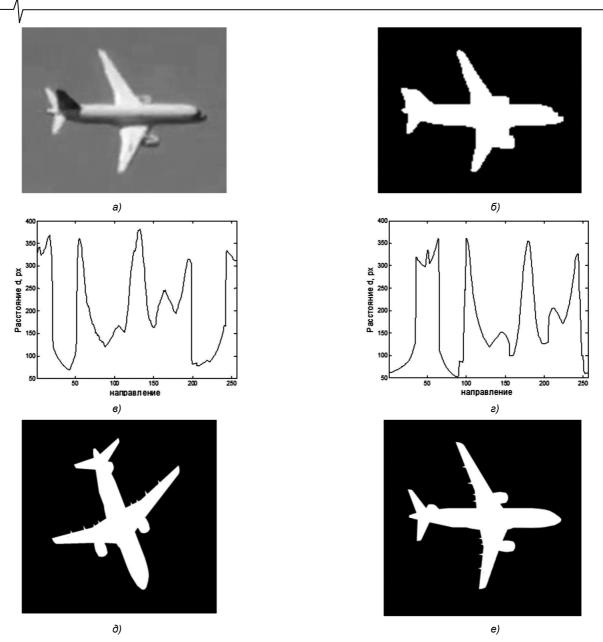


Рис. 5. а) Изображение самолета №5, б) бинарное изображение самолета, сформированное алгоритмом обнаружения, в) дескриптор наблюдаемого изображения, г) дескриптор эталонного изображения из базы данных, д) исходное эталонное изображение, е) эталонное изображение, повернутое на 70° против часовой стрелки

объясняются небольшим числом белых пикселей, отнесенных к площади фоновой области. На остальных сюжетах характеристики обнаружения были очень близкими с приростом частоты правильного обнаружения на несколько процентов при k > 4,5. К числу достоинств алгоритма можно причислить выраженное улучшение качества связности бинарной маски объекта.

Можно выделить несколько основных недостатков алгоритма обнаружения объектов при мультиспектральном наблюдении. Во-первых, существует проблема, связанная с объединением информации на этапе пороговой обработки. Она заключается в сложностях подбора размеров окон фильтров в разных спектральных каналах по итоговому бинарному изображению. Вовторых, мультиспектральный алгоритм предъявляет довольно высокие требования к точности юстировки. При этом нельзя полностью исключать возможность постепенного ухода параметров юстировки датчиков в

СТЗ вследствие механических воздействий, возникающих в процессе эксплуатации.

Вторая цель экспериментальных исследований заключалась в анализе качества алгоритма распознавания объектов. В качестве критерия, позволяющего оценить качество распознавания, выступала частота правильного распознавания. Используемая для исследования алгоритма обнаружения база содержала сюжеты, в которых наблюдались самолеты, практически не меняющие ракурс во время полета. Поэтому для увеличения количества типов воздушных объектов при проведении исследований был расширен набор видеосюжетов за счет добавления ряда видеопоследовательностей, сформированных одним датчиком изображений (рис. 4). При отсутствии информации в одном из спектральных каналов, алгоритм обнаружения сводится к случаю, описанному в [10]. Размер наблюдаемых воздушных объектов составлял 30х30 пикселей и выше.

Для формирования эталонных изображений и дескрипторов в рамках эксперимента использовались база 3D-моделей 17 воздушных объектов: самолеты, вертолеты и БПЛА. Для каждой 3D-модели генерировались наборы эталонных изображений, расположенных в ориентациях, распределенных по геосфере фактора 3 (92 точки). Генерация изображений происходила в условиях фронтального освещения.

На рис. 5 приведен пример работы алгоритма распознавания. На рис. 5, а представлена часть кадра №100 сюжета, содержащего видеозапись полета самолета. На рис. 5, б приведено бинарное изображение объекта. На рис. 5, в и 5, г приведены дескриптор наблюдаемого изображения и соответствующий эталонный дескриптор для модели самолета № 5. На рис. 5, д представлено эталонное изображение объекта, соответствующее дескриптору, приведенному на рис. 5, г. Сходство данного изображения с изображением на рис. 5, б будет более очевидно, если его повернуть на 70° против часовой стрелки (рис. 5, е).

Результаты экспериментальных исследований для 23 рассматриваемых сюжетов приведены в табл. 1.

Таблица 1 — Результаты исследований алгоритма распознавания воздушных объектов

		1	
Номер	Тип	Наблюдаемый	Частота
сюжета	сюжета	объект	правильного
			распознавания, %
1	TB	Самолет №1	97,2
2	TB	Самолет №2	93,1
3	TB	БПЛА №1	87,1
4	TB	БПЛА №2	80,6
5	TB	Вертолет №1	85,6
6	ИК	Самолет №3	100
7	TB	Самолет №3	95
8	ТВ+ИК	Самолет №3	100
9	ИК	Самолет №4	92,3
10	TB	Самолет №4	83,2
11	ТВ+ИК	Самолет №4	95,1
12	ИК	Самолет №3	91,4
13	TB	Самолет №3	86,7
14	ТВ+ИК	Самолет №3	93,1
15	ИК	Самолет №4	89,2
16	TB	Самолет №4	80,1
17	ТВ+ИК	Самолет №4	92,1
18	TB	Самолет №5	100
19	TB	Самолет №6	95,2
20	TB	БПЛА №1	88,7
21	TB	Вертолет №2	100
22	TB	Вертолет №3	98,1
23	TB	БПЛА №2	91,3

### Заключение

Предлагаемые в данной работе алгоритмы подходят для обнаружения и распознавания воздушных объектов, наблюдаемых на фоне ясного неба или облачного неба с перепадами яркости. Эксперименты показывают повышение качества решения задачи обнаружения объекта при совместной обработке изображений, формируемых в различных спектральных каналах. Алгоритм распознавания воздушных объектов позволяет определить тип объекта: «самолет», «вертолет» или «БПЛА». Исходными данными для алгоритма распознавания является бинарное изобра-

жение, сформированное алгоритмом обнаружения. В целом, точность обнаружения и распознавания объектов в среднем превышает 90 %, но зависит от типа объекта и его ориентации в пространстве.

Исследования выполнены при использовании Стипендии Президента РФ СП-2598.2016.5.

#### Литература

- 1. J. Dong, D. Zhuang, Y. Huang and J. Fu. Advances in Multi-Sensor Data Fusion: Algorithms and Applications // Sensors. 2009. №9(10). p. 7771-7784.
- 2. Lanir J. Maltz M., Rotman S.R. Comparing multispectral image fusion methods for a target detection task // Optical Engineering. 2007. Vol. 46(6). P. 066402-1–066402-8
- 3. Hailiang Shi., Baohui Tian, Yuanzheng Wang Fusion of multispectral and panchromatic satellite images using Principal Component Analysis and Nonsubsampled Contourlet Transform / Seventh International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD). 2010. PP. 2312 2315.
- 4. Mitianoudis N., Stathaki T. Adaptive image fusion using ICA bases / Proceedings of the International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Toulouse, 2006. PP. II-829–II-832.
- 5. Kaarna A. Integer PCA and wavelet transforms for multi-spectral image compression / IEEE 2001 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). 2001. Vol.4. PP. 1853 1855.
- 6. A. Sarkar et al. A MRF model-based segmentation approach to classification for multispectral imagery // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2002. Vol. 40, Issue 5. pp. 1102-1113.
- 7. F. Samadzadegan. Data integration related to sensors, data and models // ISPRS Congress, Vol. XXXV, Proceedings of Commission IV. Istanbul, Turkey, 2004.— p. 569-574.
- 8. 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.
- 9. Бабаян П.В., Смирнов С.А. Слежение за объектом на основе алгоритма сопоставления с эталоном при одновременном наблюдении в видимом и инфракрасном диапазонах // Цифровая обработка сигналов. № 4.– 2010. С. 18-21.
- 10. Алпатов Б.А. Оптимальное оценивание параметров движущегося объекта в последовательности изображений // Автометрия. 1994. № 2. С. 32-37.
- 11. Муравьев В.С., Муравьев С.И. Алгоритм выделения и измерения координат объектов, наблюдаемых на облачных фонах // Вестник РГРТУ. 2007. № 21– С. 20-24.
- 12. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Смирнов С.А., Масленников Е.А., Алгоритм предварительного оценивания пространственной ориентации объекта с помощью дескриптора внешнего контура // Цифровая обработка сигналов. 2014. № 3. С. 43-46.
- 13. Репин В.Г., Тартаковский Г.П. Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптация информационных систем. М.: Советское радио, 1977. 432 с.
- 14. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление / Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Балашов О.Е., Степашкин А.И. М.: Радиотехника, 2008. 176 с.
- 15. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Смирнов С.А. Комбинированный алгоритм слежения за воздушными объектами // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2011. № 3 (37). С.7-12.
- 16. Muraviev V.S., Smirnov S.A., Strotov V.V. Aerial vehicles detection and recognition for UAV vision system // Computer Optics. 2017. Vol. 41. №. 4. pp. 545-551.