

УДК 621.391.26

В.С. Муравьев, С.И. Муравьев**АЛГОРИТМ ВЫДЕЛЕНИЯ И ИЗМЕРЕНИЯ КООРДИНАТ ОБЪЕКТОВ, НАБЛЮДАЕМЫХ НА ОБЛАЧНЫХ ФОНАХ**

Рассматривается алгоритм выделения и измерения координат воздушных объектов, наблюдаемых на облачных фонах. Представлена модель наблюдения, результаты экспериментальных исследований, предложены подходы к улучшению качества выделения объектов.

Введение. В настоящее время все большее применение находят видеоинформационные комплексы, предназначенные для автоматического выделения, обнаружения и измерения координат быстро движущихся и малоподвижных воздушных объектов. Такие системы находят применение в авиации, службах безопасности аэропортов, системах мониторинга и контроля воздушного пространства. В данной работе рассматривается задача выделения и измерения координат воздушных объектов на наблюдаемом изображении, формируемом видеодатчиками ТВ и ИК диапазонов.

Рассматриваемая в настоящей работе задача характеризуется следующими основными особенностями:

- размеры обнаруживаемых объектов изменяются от 2x2 до 64x64 элементов разложения;
- объекты наблюдаются на фоне ясного или облачного неба;
- низкое отношение сигнал/шум во входном видеосигнале (3 и менее);
- присутствие структурного шума, вызванного неодинаковым коэффициентом передачи элементов матрицы тепловизора.

Одним из важных требований, предъявляемых к разрабатываемым алгоритмам, является возможность их реализации в реальном масштабе времени на существующей элементной базе (ПЛИС, ЦПОС).

Постановка задачи. В качестве модели наблюдаемого изображения использовалась модель заслона [1]:

$$l(i, j, n) = h(i, j, n)r(i, j, n) + g(i, j, n)(1 - r(i, j, n)) + \xi(i, j, n), \quad i = \overline{1, N_x}, j = \overline{1, N_y}, \quad (1)$$

где n – номер кадра, N_x, N_y – ширина и высота кадра, $l(i, j, n)$ – наблюдаемое изображение, $g(i, j, n)$ и $h(i, j, n)$ – неизвестные яркости точек фона и объектов соответственно, $\xi(i, j, n)$ – гауссовый шум с нулевым средним. Функция $r(i, j, n)$

определяет расположение объектов на изображении и задается правилом:

$$r(i, j, n) = \begin{cases} 1, & \text{если в точке } (i, j) \\ & \text{кадра } n \text{ находится объект,} \\ 0 & \text{– в противном случае.} \end{cases} \quad (2)$$

Задача выделения объектов заключается в нахождении оценки $r(i, j, n)$ по наблюдаемому изображению $l(i, j, n)$. Оценку $r(i, j, n)$ обозначим $\tilde{r}(i, j, n)$. Таким образом, задача выделения объектов состоит в классификации точек исходного изображения на точки, принадлежащие объекту, и точки, принадлежащие фону.

На основе бинарной маски $r(i, j, n)$ можно вычислить такие параметры объекта, как левая, правая, верхняя и нижняя границы. Эти границы определяют прямоугольник, ограничивающий объект. Координатами объекта будем считать координаты центра прямоугольника (i_y, j_y) , ограничивающего объект, а размерами объекта – высоту и ширину (W, H) ограничивающего прямоугольника.

В ходе дальнейшего описания будем полагать, что фон не изменяется во времени, т.е.

$$g(i, j, n) = g(i, j, n - 1). \quad (3)$$

В случае же значительных сдвигов или поворотов фона необходимо предварительно стабилизировать изображение оптическим или электронным способом [2, 3].

Решение задачи. В процессе исследования был предложен пространственно-временной алгоритм обработки изображений, решающий поставленную задачу. Структура алгоритма состоит из этапов предварительной временной обработки, пространственной фильтрации, пороговой обработки, а также фильтрации бинарных изображений и параметризации сегментов.

На первом этапе обработки осуществляется временная фильтрация точек наблюдаемого изображения $l(i, j, n)$ [1]:

$$\tilde{l}(i, j, n) = \alpha \cdot \tilde{l}(i, j, n - 1) + (1 - \alpha) \cdot l(i, j, n), \quad (4)$$

где $\tilde{l}(i, j, n), \tilde{l}(i, j, n-1), i = \overline{1, N_x}, j = \overline{1, N_y}$ – изображения, сглаженные во времени к n -му и $n-1$ кадру соответственно, α – некоторый коэффициент. После этого вычисляется функция разности наблюдаемого и отфильтрованного изображений $d_{ep}(i, j, n)$:

$$d_{ep}(i, j, n) = l(i, j, n) - k_{st} \cdot \tilde{l}(i, j, n-1), \quad (5)$$

где k_{st} – весовой коэффициент. Так, при $k_{st} = 0$ $d_{ep}(i, j, n) = l(i, j, n)$. В практических экспериментах значение k_{st} выбиралось на уровне 0,6–0,8. Применение формул (4, 5) при условии (3) приводит к существенному подавлению структурного шума и позволяет повысить контраст изменяющихся областей наблюдаемого изображения. Такие изменения чаще всего обусловлены перемещением объекта.

На этапе пространственной фильтрации осуществляется подавление остаточной помехи на основе процедуры, освещенной в [4, 5]. Так как описываемая далее процедура не использует временную информацию, то для упрощения изложения будем опускать номер кадра n .

Функция разности $d_{ep}(i, j)$ обрабатывается линейным фильтром, имеющим маску h_1 размерности $q_1 \times q_1$. Параллельно с этим $d_{ep}(i, j)$ сглаживается фильтром с маской h_2 размера $q_2 \times q_2$, причем $q_2 > q_1$:

$$\begin{aligned} f_1(i, j) &= \\ &= \sum_{m_x = -(q_1-1)/2}^{(q_1-1)/2} \sum_{m_y = -(q_1-1)/2}^{(q_1-1)/2} h_1(m_x, m_y) d_{ep}(i - m_x, j - m_y), \\ f_2(i, j) &= \\ &= \sum_{m'_x = -(q_2-1)/2}^{(q_2-1)/2} \sum_{m'_y = -(q_2-1)/2}^{(q_2-1)/2} h_2(m'_x, m'_y) d_{ep}(i - m'_x, j - m'_y), \end{aligned} \quad (6)$$

где $f_1(i, j)$ и $f_2(i, j)$, $i = \overline{1, N_x}, j = \overline{1, N_y}$ – выходные изображения, полученные после фильтрации масками h_1 и h_2 соответственно. В [4, 5] было предложено использовать маски фильтров следующего вида:

$$\begin{aligned} h_1(m_x, m_y) &= 1/q_1^2, \\ m_x, m_y &= \overline{-(q_1-1)/2, (q_1-1)/2}, \\ h_2(m_x, m_y) &= \begin{cases} 0, & \text{при} \\ m_x, m_y = \overline{-(q_1-1)/2, (q_1-1)/2}, \\ 1/(q_2^2 - q_1^2), & \text{иначе.} \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

Применение фильтра с маской h_1 призвано усреднить значение анализируемого пикселя со своими ближайшими соседями, что позволяет более точно оценить яркость объекта и снизить влияние шумов. Результат фильтрации $f_2(i, j)$, $i = \overline{1, N_x}, j = \overline{1, N_y}$ представляет собой оценку фоно-

вой составляющей наблюдаемого изображения. В результате операции вычитания отфильтрованных изображений находится разность $d_{np}(i, j)$:

$$d_{np}(i, j) = f_1(i, j) - f_2(i, j). \quad (8)$$

Решающее правило имеет вид:

$$\hat{r}(i, j) = \begin{cases} 1, & |d_{np}(i, j)| > k\hat{\sigma}, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (9)$$

В случае если значение модуля разности превосходит порог, то принимается решение о принадлежности этой точки объекту. Для нахождения адаптивного порога оценивается дисперсия шума и остаточного фона. Эксперименты показывают, что практически оценка сводится к нахождению второго начального момента, так как математическое ожидание, как правило, близко к нулю:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N_x \cdot N_y} \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} d_{np}^2(i, j). \quad (10)$$

После получения бинарного изображения $r(i, j)$, $i = \overline{1, N_x}, j = \overline{1, N_y}$ необходимо уменьшить фрагментацию сегментов и подавить точечный шум, для чего осуществляется логическая или морфологическая фильтрация бинарных изображений [6]. Оценка размеров и измерение координат центров сегментов (i_u^m, j_u^m) , $m = \overline{1, M}$, где M – количество сегментов, производится с помощью известного алгоритма разметки и параметризации, описанного в [7]. После получения списка сегментов необходимо выполнить анализ траекторий движения объектов с целью исключения "ложных" сегментов, прогноза координат объектов при пропадании информации.

Результаты экспериментальных исследований позволяют сделать вывод, что применение медианного фильтра [8] вместо усредняющего нецелесообразно для решения поставленной задачи. Требуемая размерность окон медианных фильтров жестко зависит от размеров обнаруживаемых на изображении объектов. Оценка дисперсии в скользящем окне также оказалось неприемлемым для качественного выделения объектов с большим диапазоном размеров.

Модификация алгоритма выделения объектов. С целью дальнейшего улучшения характеристик алгоритма авторами был предложен двухканальный подход к выделению объектов с адаптацией параметров q_2 и k одного из каналов. Первый канал предназначен для выделения объектов, размеры которых лежат в широком диапазоне. Параметры канала фиксированы и не меняются во времени.

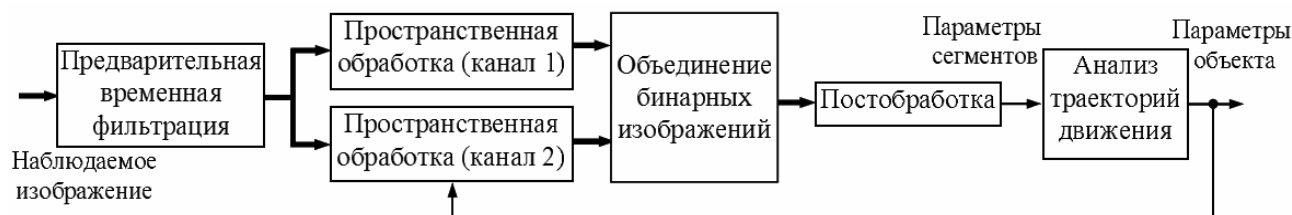


Рисунок 1 – Функциональная схема двухканального алгоритма выделения объектов

Параметры второго канала адаптируются для обеспечения лучшего выделения только интересующего объекта. Условимся далее обозначать q_{21} , k_1 и q_{22} , k_2 – значения размеров маски h_2 и пороговых коэффициентов первого и второго каналов соответственно.

Функциональная схема двухканального алгоритма выделения объектов приведена на рисунке 1. В обоих каналах осуществляется пространственная обработка по формулам (6) – (10), но значения q_{21} , q_{22} , k_1 , k_2 , положения и размеры зон обработки отличаются. Первоначально работает только первый канал. При выделении сегмента, порожденного присутствием интересующего объекта, оператор может захватить этот объект на сопровождение. В этом случае включается второй канал, зона пространственной обработки которого может выбираться исходя из размеров и скорости движения выбранного объекта. Размер маски фильтра q_{22} на следующем кадре выбирается как $q_{22} = \max(W, H)$. Подстройка значений порогового коэффициента k_2 в канале слежения в кадре n осуществляется в зависимости от количества обнаруженных в канале сегментов по формуле (11), при этом значения k_2 ограничиваются некоторым диапазоном $[k_{2\min}, k_{2\max}]$:

$$k_2 = \begin{cases} k'_2 + w, & \text{если } k_2 < k_{2\max} \text{ и } M_2 > 2, \\ k'_2 - w, & \text{если } k_2 > k_{2\min} \text{ и } M_2 < 2. \end{cases} \quad (11)$$

Здесь w – шаг, M_2 – количество сегментов, обнаруженных в канале слежения на прошлом кадре, k'_2 – значение порогового коэффициента в кадре $n-1$. Каждый канал генерирует свое бинарное изображение (содержащее нули и единицы) по формуле (9). Для получения результата выделения объектов в виде единого бинарного изображения точки бинарного изображения 1-го канала, попадающие в область обработки второго канала, замещаются точками изображения с выхода канала 2. Эксперименты показывают, что введение второго канала увеличивает время уверенного слежения за этим объектом и уменьшает количество срывов.

Экспериментальная проверка алгоритма проводилась на тестовых видеопоследователь-

ностях, записанных в ТВ и ИК диапазонах. Использовались видеосюжеты как с однородной, так и кучевой облачностью в качестве фоновой составляющей. Размеры объектов составляли от 1x1 до 60x45 пикселей, отношение сигнал/шум находилось в диапазоне от 2 до 10. В процессе исследования эффективности алгоритма использовались несколько методик: строились рабочие характеристики выделения, находилось количество пропусков и предельное отношение сигнал/шум при обнаружении малоразмерных объектов. Для оценки точности выделения крупноразмерных объектов строились кривые зависимости частоты правильного выделения точек объекта \hat{P}_{ne} от частоты ложного выделения \hat{P}_{le} точек объекта. Эти кривые называются рабочими характеристиками выделения. Если $\hat{r}(i, j, n)$ – оценка бинарного изображения, полученная на n -м кадре, а $r(i, j, n)$ – эталонная бинарная маска объекта, то частоты ложного \hat{P}_{le} и правильного \hat{P}_{ne} выделения можно найти по формулам [4]:

$$\hat{P}_{le} = E \left[\frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} \hat{r}(i, j, n)(1 - r(i, j, n))}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (1 - r(i, j, n))} \right], \quad (12)$$

$$\hat{P}_{ne} = E \left[\frac{\sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} \hat{r}(i, j, n)r(i, j, n)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M r(i, j, n)} \right],$$

где E – символ среднего арифметического. В качестве эталонных использовались изображения, созданные в графическом редакторе. Варьируя параметры алгоритма, можно получить совокупность кривых. Чем выше будет лежать кривая, т.е. чем больше \hat{P}_{ne} при фиксированном значении \hat{P}_{le} , тем больше будет точность алгоритма. Таким образом, можно подобрать параметры алгоритма, дающие наилучшие результаты. Пример характеристик выделения одноканального алгоритма, полученный для натурной видеопоследовательности, представлен на рисунке 2.

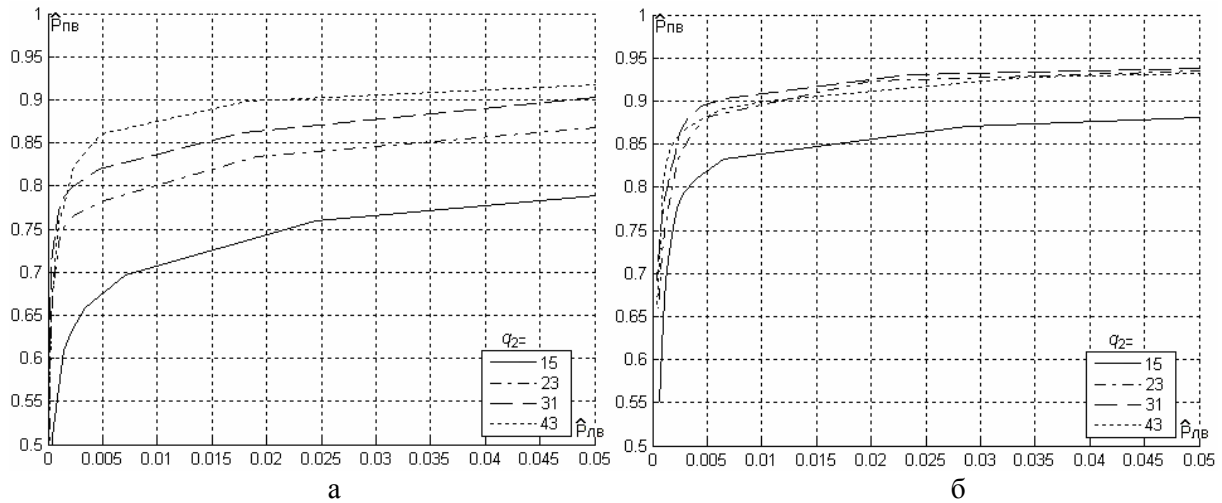


Рисунок 2 – Характеристики выделения при разных значениях q_2 , полученные для одноканального алгоритма. Размерность маски h_1 :

а – $q_1=1$;
б – $q_1=3$

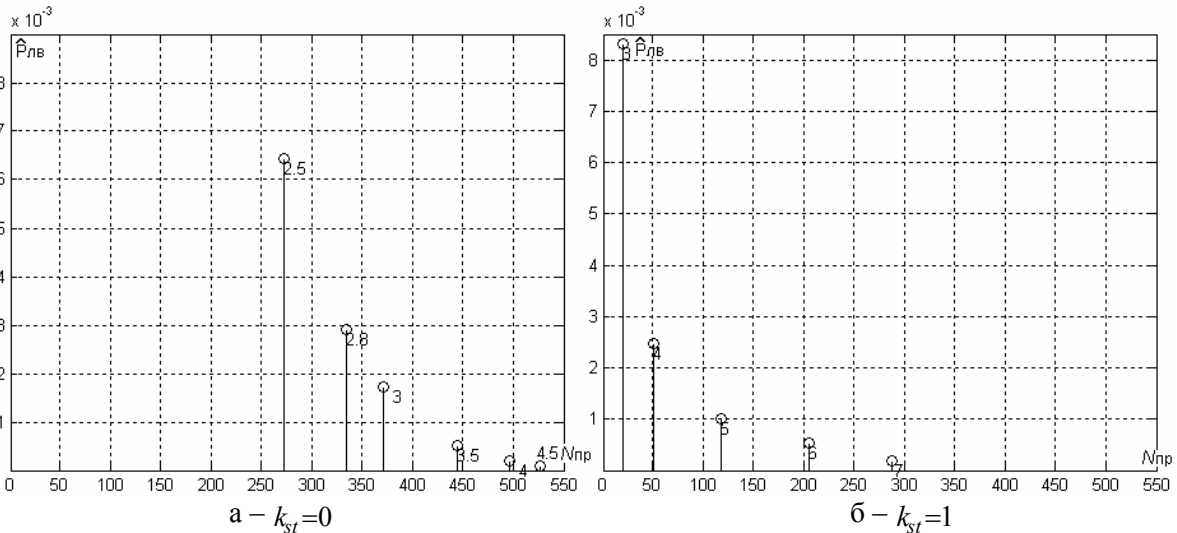


Рисунок 3 – Зависимость количества пропусков объекта $N_{пр}$ и частоты ложного выделения $\hat{P}_{лв}$ от k для одноканального алгоритма. Цифрами справа от маркеров отображены значения k

На основе приведенных графиков можно сделать вывод, что применение фильтра с маской h_1 позволяет повысить качество выделения объектов. Рассмотрим результат исследования алгоритма выделения малоразмерных объектов по критерию количества пропусков $N_{пр}$. В соответствии с данной методикой оценивалась частота ложного выделения $\hat{P}_{лв}$ точек объекта, и рассчитывался бинарный параметр правильного обнаружения $P_{по}^{(n)}$ на n -м кадре по следующей формуле:

$$P_{по}^{(n)} = \begin{cases} 1, & \text{если } |i_{цз}^m - i_{цз}^m| \leq 1, \\ |j_{цз}^m - j_{цз}^m| \leq 1, & m = \overline{1, M}; \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (13)$$

где $(i_{цз}^m, j_{цз}^m)$ – эталонные значения координат центров сегментов, в качестве которых использовались данные, полученные человеком - экспертом.

Зная $P_{по}^{(n)}$ на каждом кадре, можно найти количество пропусков как $N_{пр} = \sum_n \overline{P_{по}^{(n)}}$, где символом "-" обозначена операция логической инверсии.

Графики зависимости $N_{пр}$ и $\hat{P}_{лв}$ от k представлены на рисунке 3. При одном и том же значении $\hat{P}_{лв}$ количество пропусков объекта меньше для графика на рисунке 3,б. Эксперименты показывают, что при введении временной обработки количество пропусков малоразмерного объекта

при одном и том же значении \bar{P}_{lv} сокращается в 1,5 – 3 раза, что превышает по характеристикам алгоритм, описанный в [4, 5]. По результатам анализа собранных данных был сделан вывод, что алгоритм работоспособен при отношениях сигнал/шум вплоть до 2,5.

Выводы. Полученные результаты позволяют сделать вывод о применимости рассмотренного алгоритма выделения и измерения координат воздушных объектов к реальным видеопоследовательностям с облачным фоном. Разработанный алгоритм нашел применение в системе обработки видеоинформации “Охотник”, выпускаемой ФГУП ГРПЗ.

Библиографический список

1. Аллатов Б.А., Бабаян П.В. Выделение движущихся объектов в условиях геометрических искажений изображений // Цифровая обработка сигналов.– 2004. – №4. – С. 9-14.
2. Аллатов Б.А., Бабаян П.В. Разработка алгоритма слежения за фоновым изображением для видеокомпьютерной системы обнаружения и определения координат движущихся объектов // Проблемы математического моделирования и обработки информации в научных исследованиях: Сборник научных трудов / Рязань: РГРТА, 2003. – С. 3–15.
3. Бабаян П.В., Стротов В.В. Оценивание параметров геометрических преобразований изображения при выделении движущихся объектов // Обработка информации в автоматических системах: Сборник научных трудов / Рязань: РГРТУ, 2006. – С. 17-22.
4. Муравьев В.С., Муравьев С.И. Исследование алгоритма выделения воздушных объектов на основе пространственной фильтрации // Обработка информации в автоматических системах: Сборник научных трудов / Рязань: РГРТУ, 2006. – С. 76-82.
5. Аллатов Б.А., Муравьев В.С., Муравьев С.И. Пространственный алгоритм выделения объектов на основе адаптивной пороговой обработки // VIII международная конференция “Цифровая обработка сигналов и её применение”: Тезисы докладов. – М., 2006. – С. 445-448.
6. Pham Q.H., Brosnan T.M., Smith M.J.T., Mersereau R.M. A morphological method of clutter suppression in ATR // Proc. of SPIE Vol. 3371, Automatic Target Recognition VIII. – 1998, pp. 367–374.
7. Аллатов Б.А. Методы и алгоритмы обработки изображений в системах управления: Учеб. пособие. – Рязань: РГРТА, 1999. 64 с.
8. Suyog D. Deshpande, M.H.Er, V. Rondab, Phillip Chan. Max-Mean and Max-Median filters for detection of small-targets // Proc. of SPIE Vol. 3809, Signal and Data Processing of Small Targets, 1999, pp. 74 – 83.