

ВЫДЕЛЕНИЕ ОБЪЕКТОВ НА НЕОДНОРОДНОМ ФОНЕ ПРИ ДВИЖУЩЕМСЯ ДАТЧИКЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Бабаян П.В., к.т.н., начальник научной лаборатории кафедры Автоматики и информационных технологий в управлении Рязанского государственного радиотехнического университета, e-mail: aitu@rsreu.ru

Ключевые слова: обнаружение, выделение, изображение, распределение Джонсона, геометрические преобразования.

Введение

Технологии анализа видеосюжетов и определения различных характеристик наблюдаемых объектов в настоящее время широко используются в различных областях науки и техники. Важной сферой их применения является создание интеллектуальных бортовых систем обнаружения и сопровождения объектов [1]. Основные направления исследований в данной области связаны в настоящее время с применением алгоритмов структурного анализа изображений [2], методами восстановления формы трехмерных объектов, подходами на основе комплексирования спектральных каналов наблюдения [3]. Таким образом, основной фронт разработки связан с решением задач высокоуровневого анализа изображений.

В то же время качество решения задач высокого уровня зависит от эффективности выполнения низкоуровневого анализа изображений, в частности, от эффективности выделения объектов. Под выделением объектов в дальнейшем понимается разбиение множества точек наблюдаемого изображения на точки, принадлежащие объектам, и точки, принадлежащие фону.

Подход на основе выделения объектов обычно используется для их обнаружения и измерения координат, когда эталонные изображения объектов заранее неизвестны, в противном случае было бы целесообразно использовать методы сопоставления с эталоном, например, на основе разностного или классического корреляционного критериев [4].

Наибольшее распространение в системах реального времени получили методы выделения объектов на основе статистической обработки (байесовский метод [1], метод К-средних), а также разностные методы с оценкой фона, в которых для вычисления оценки фона применяются различные типы пространственно-временной фильтрации [5].

В настоящей работе объектом исследований является задача выделения объектов, в основном наземных транспортных средств, наблюдаемых на неоднородном фоне в отсутствие существенных яркостных флуктуаций. Примерами характерного фонового изображения являются пересеченная местность или городской ландшафт. В то же время предполагается, что видеокамера находится на движущемся носителе (самолете, вертолете, автомобиле

Решена задача выделения объектов, наблюдаемых с помощью видеокамеры, расположенной на движущемся носителе. Особенностью предлагаемого алгоритма выделения объектов является использование статистических характеристик ошибки оценивания смещения фона для вычисления оптимальных пороговых значений. Представлены результаты экспериментальных исследований алгоритма.

и т.д.), что обуславливает присутствие геометрических трансформаций фонового изображения. Для рассматриваемой ситуации алгоритм выделения объектов должен включать этап оценивания фона с помощью временной фильтрации [1], что, в свою очередь, требует привлечения процедуры оценивания параметры геометрических трансформаций фона в процессе слежения.

Для решения задач выделения объектов в описанных условиях наблюдения разработано много эффективных подходов, но в них, за исключением [6-8], как правило, не учитываются особенности, связанные с ошибками оценивания параметров геометрических трансформаций фона. В данной статье, являющейся развитием работ [7,8], предлагается алгоритм выделения объектов, построенный с учетом статистических характеристик этих ошибок. Как показывают результаты исследований, описанный подход позволяет существенно повысить качество выделения объектов.

Постановка задачи

Задачу выделения объектов будем решать отдельно для каждого элемента текущего изображения в предположении, что известно изображение фона $g(x, y)$, которое с некоторой ошибкой преобразовано к системе координат текущего изображения. Зафиксируем точку наблюдаемого изображения с координатами (x_0, y_0) . Определим для этой точки следующие величины: r – бинарный параметр, единичное значение которого соответствует наличию объекта в рассматриваемой точке, h – яркость наблюдаемого объекта, l – наблюдаемое значение яркости, $\mathbf{Z} = (z_x, z_y)$ – гауссовский случайный вектор с нулевым средним и ковариационной матрицей \mathbf{Q} , описывающий ошибки совмещения точек фонового и текущего изображений, ξ – нормальный белый шум датчика изображений: $\xi \sim N(0, \sigma_\xi^2)$. Тогда модель формирования яркости наблюдаемого изображения в точке (x_0, y_0) примет вид:

$$l = g(x_0 - z_x, y_0 - z_y)(1 - r) + hr + \xi. \quad (1)$$

Поскольку яркость объекта заранее неизвестна, предполагается, что она распределена равномерно, то есть

$h \sim R(c_{\min}, c_{\max})$, где c_{\min}, c_{\max} – минимально и максимально возможные яркости точек наблюдаемого изображения, причём $\sigma_{\xi}(x, y) \ll c_{\max} - c_{\min}$.

Таким образом, известны $g(x, y), l, \mathbf{Q}, \sigma_{\xi}^2$. Необходимо в точке (x_0, y_0) принять решение о наличии или отсутствии объекта, то есть найти величину \hat{r} , которая является оценкой для r . Требования к алгоритму задаются в соответствии с критерием Неймана-Пирсона:

$$P(\hat{r}=1/r=0) \leq p_-, P(\hat{r}=1/r=1) = p_+ \rightarrow \max, \quad (2)$$

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

Решение задачи

Оптимальное решающее правило для поставленной задачи определяется выражением:

$$\hat{r} = \begin{cases} 1, & \text{если } \Lambda(l) > \Lambda_0; \\ 0, & \text{в противном случае,} \end{cases} \quad (3)$$

где Λ_0 – пороговое отношение правдоподобия, $\Lambda(l)$ – отношение правдоподобия:

$$\Lambda(l) = \frac{p(l/r=1)}{p(l/r=0)}, \quad (4)$$

$p(l/r=1), p(l/r=0)$ – условные плотности распределения яркости наблюдаемого изображения при наличии и отсутствии объекта соответственно.

Пренебрегая влиянием шума ξ на плотность $p(l/r=1)$, примем

$$p(l/r=1) = p(h) = \begin{cases} \frac{1}{c_{\max} - c_{\min}}, & \text{если } c_{\min} \leq h \leq c_{\max}; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (5)$$

Подставляя (5) в (4) с учётом (3) найдём следующее правило принятия решения о наличии объекта в точке (x_0, y_0) :

$$\hat{r} = \begin{cases} 1, & \text{если } p(l/r=0) < C_0; \\ 0, & \text{в противном случае,} \end{cases} \quad (6)$$

где $C_0 = \frac{1}{\Lambda_0(c_{\max} - c_{\min})}$. При использовании критерия

Неймана-Пирсона пороговое значение C_0 может быть найдено из соотношения:

$$\int_{p(l/r=0) < C_0} p(l/r=0) dl = p_- \quad (7)$$

Аналитическое нахождение плотности распределения $p(l/r=0)$ не представляется возможным. Для его приближенного оценивания воспользуемся разложением Тейлора функции $g(x, y)$ в точке (x_0, y_0) , ограничившись членами до второго порядка:

$$l = g(x_0 - z_x, y_0 - z_y) + \xi \approx g(x_0, y_0) - \nabla g(x_0, y_0)^T \mathbf{z} + \frac{1}{2} \mathbf{z}^T \mathbf{H}(x_0, y_0) \mathbf{z} + \xi, \quad (8)$$

где $\nabla g(x_0, y_0), \mathbf{H}(x_0, y_0)$ – градиент и гессиан фонового изображения в точке (x_0, y_0) соответственно.

Представим случайную величину l в виде

$$l = g(x_0, y_0) + f + \xi, \quad (9)$$

где

$$f = -\nabla g(x_0, y_0)^T \mathbf{z} + \frac{1}{2} \mathbf{z}^T \mathbf{H}(x_0, y_0) \mathbf{z}. \quad (10)$$

Найдём первые четыре момента случайной величины f .

Вначале выполним декоррелирующее преобразование $\mathbf{z} = \mathbf{\Phi} \Sigma^{1/2} \mathbf{z}'$, где $\mathbf{\Phi}, \Sigma$ – матрицы собственных векторов и собственных значений для \mathbf{Q} , \mathbf{z}' – вектор некоррелированных гауссовских величин с единичными дисперсиями и нулевым средним. Тогда выражение (10) можно переписать в виде

$$f = -\nabla g(x_0, y_0)^T \mathbf{\Phi} \Sigma^{1/2} \mathbf{z}' + \frac{1}{2} \mathbf{z}'^T \mathbf{J} \mathbf{z}', \quad (11)$$

где $\mathbf{J} = \Sigma^{1/2} \mathbf{\Phi}^T \mathbf{H}(x_0, y_0) \mathbf{\Phi} \Sigma^{1/2}$ – матрица квадратичной формы. Диагонализируя её, можно преобразовать (11) к виду:

$$f = f_1 + f_2, \quad f_1 = a_1 z_1''^2 + b_1 z_1'', \quad f_2 = a_2 z_2''^2 + b_2 z_2''. \quad (12)$$

где a_1, a_2 – собственные значения матрицы \mathbf{J} ; $(b_1 \ b_2) = \nabla g(x_0, y_0)^T \mathbf{\Phi} \Sigma^{1/2} \mathbf{\Psi}$, $\mathbf{\Psi}$ – матрица собственных векторов матрицы \mathbf{J} . z_1'', z_2'' – некоррелированные гауссовские величины с единичными дисперсиями и нулевым средним. Пользуясь выражениями для моментов нормального распределения, найдём моменты случайных величин f_1 и f_2 :

$$\begin{aligned} M[f_1] &= a_1, \quad D[f_1] = 2a_1^2 + b_1^2, \quad \mu_3[f_1] = 8a_1^3 + 6a_1 b_1^2, \\ \mu_4[f_1] &= 60a_1^4 + 60a_1^2 b_1^2 + 3b_1^4. \end{aligned} \quad (13)$$

Применяя теоремы о моментах суммы независимых случайных величин, находим моменты величины f :

$$\begin{aligned} M[f] &= M[f_1] + M[f_2], \quad D[f] = D[f_1] + D[f_2], \\ \mu_3[f] &= \mu_3[f_1] + \mu_3[f_2], \\ \mu_4[f] &= \mu_4[f_1] + \mu_4[f_2] + 6D[f_1]D[f_2]. \end{aligned} \quad (14)$$

Используя (9) и (14), найдём моменты величины l при условии $r=0$:

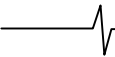
$$\begin{aligned} M[l/r=0] &= g(x_0, y_0) + M[f], \quad D[l/r=0] = D[f] + \sigma_{\xi}^2, \\ \mu_3[l/r=0] &= \mu_3[f], \\ \mu_4[l/r=0] &= \mu_4[f] + 3\sigma_{\xi}^4 + 6D[f]\sigma_{\xi}^2. \end{aligned} \quad (15)$$

Для аппроксимации распределения $p(l/r=0)$ воспользуемся аппаратом несимметричных распределений Джонсона [9]. Полученные четыре момента применим для расчёта параметров этого распределения. Отметим, что данный расчет требует численного решения системы нелинейных уравнений.

Нахождение значений l , при которых принимается решение о наличии объекта в точке (x_0, y_0) , связано с поиском доверительного интервала с уровнем значимости p_- для распределения $p(l/r=0)$. Таким образом, правило принятия решения о присутствии объекта в точке (x_0, y_0) имеет вид:

$$\hat{r} = u^*(l) = \begin{cases} 0, & \text{если } l_{\min} < l < l_{\max}; \\ 1, & \text{в противном случае,} \end{cases} \quad (16)$$

где l_{\min}, l_{\max} – границы доверительного интервала с уровнем значимости p_- для распределения Джонсона, моменты которого найдены из выражений (13) – (15). Дове-



рительный интервал в общем случае оказывается несимметричным относительно яркости фона g .

Заметим, что при неизвестных фоновом изображении $g(x, y)$ и дисперсии аддитивного шума, для их оценки можно использовать подходы, предложенные в [10].

Рис. 1 и 2 поясняют, почему распределение $p(l/r=0)$ оказывается несимметричным. Если изменение яркости в окрестности точки можно аппроксимировать эллиптическим параболоидом (рис. 1а) с некоторым максимальным значением, то в результате случайных гауссовых отклонений от (x_0, y_0) наблюдаемая яркость не превысит этого максимального значения. На рис. 1 б) приведено соответствующее распределение с максимальным значением около 50. Это распределение Джонсона типа S_b , равное нулю при $l > 50$. В то же время, если яркость фона аппроксимируется гиперболическим параболоидом (рис. 2а), то наблюдаемая яркость имеет распределение Джонсона типа S_j , которое не обращается в ноль (рис. 2б). Если фон аппроксимировать плоскостью, то наблюдаемая яркость фона будет распределена нормально.

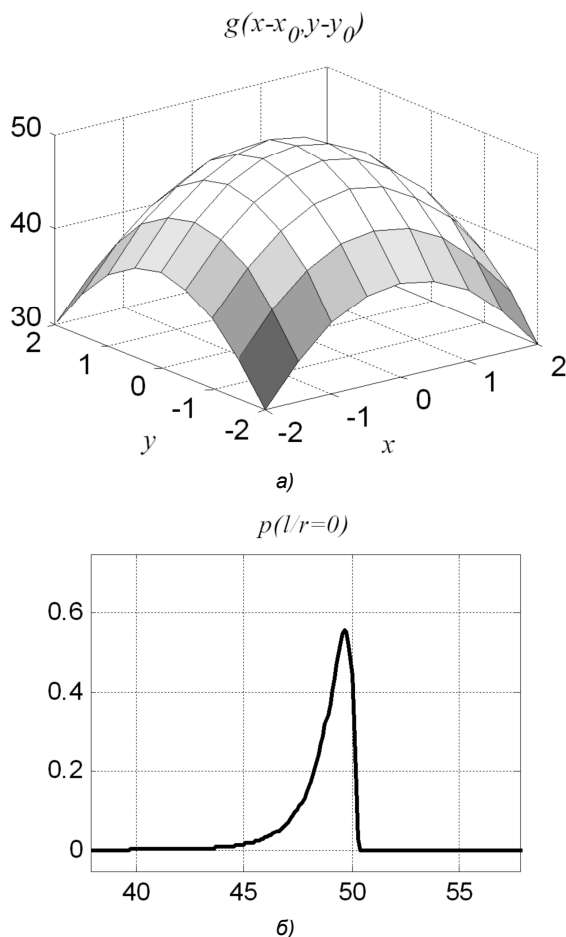


Рис. 1. Пояснение к вычислению распределения наблюдаемой яркости фона при её аппроксимации эллиптическим параболоидом: а) яркость фонового изображения в окрестности точки (x_0, y_0) ; б) соответствующее распределение наблюдаемой яркости фона (распределение Джонсона типа S_b)

Для оценивания ковариационной матрицы Q необходимо опираться на статистические характеристики ошибок используемого алгоритма оценивания трансформаций фона. Например, при использовании классического

корреляционного алгоритма оценивания смещения, его ковариационная матрица ошибок определяется выражением [11] $Q = -\bar{\Omega}^{-2}(M[\Gamma^2] - M[\Gamma]^2)$, где $\bar{\Omega}$ – среднее значение гессiana взаимной корреляционной функции, Γ – градиент взаимной корреляционной функции в точке наилучшего совмещения. Дисперсии вертикальной и горизонтальной составляющей ошибок, а также их корреляционная связь определяются направлениями и интенсивностью перепадов яркости фонового изображения.

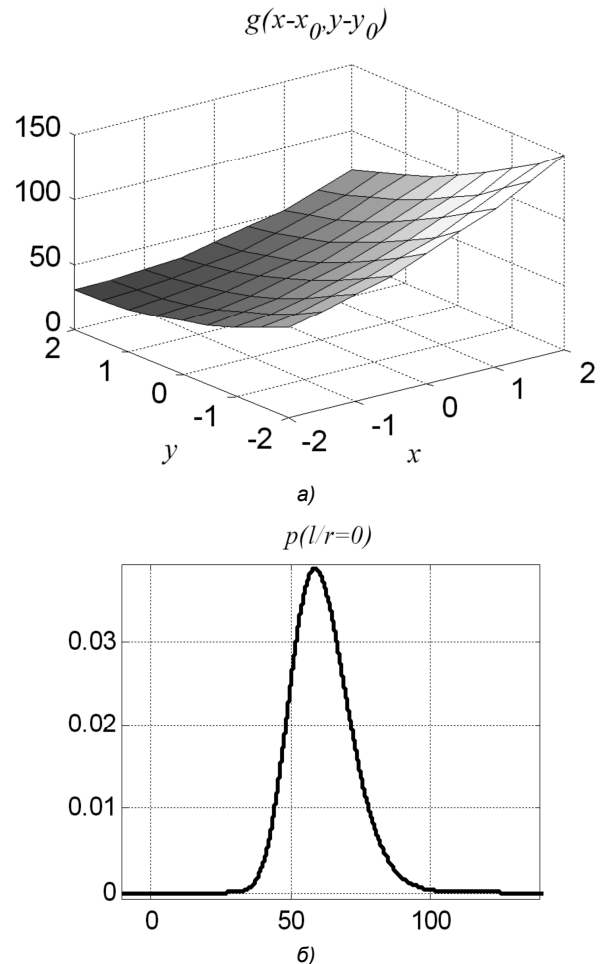


Рис. 2. Пояснение к вычислению распределения наблюдаемой яркости фона при её аппроксимации гиперболическим параболоидом: а) яркость фонового изображения в окрестности точки (x_0, y_0) ; б) соответствующее распределение наблюдаемой яркости фона (распределение Джонсона типа S_j)

Экспериментальные исследования

Для оценивания эффективности предлагаемого подхода выполнены исследования на десяти натуральных видеосюжетах продолжительностью 50-100 кадров. Видеосюжеты сняты движущимся датчиком в условиях случайных деформаций, вызванных турбулентностью атмосферы. Сюжетная составляющая – движущиеся автомобили на фоне пересечённой местности. Размер кадров – от 256x256 до 400x400. Геометрические трансформации изображений, вызванные движением датчиков, и имеющие характер смещений, оценивались с использованием алгоритма, описанного в [12].

Количественными параметрами, характеризующими

выделение объектов, были частота правильного выделения \hat{p}_+ и частота ложного выделения \hat{p}_- . Повышение качества выделения объектов было отмечено на всех видеосюжетах. На рис. 3 показаны характеристики выделения объектов, полученные на одном из сюжетов при использовании ковариационных матриц ошибок

$$\mathbf{Q}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Q}_2 = \begin{bmatrix} 0,16 & 0 \\ 0 & 0,16 \end{bmatrix} \quad \text{и} \quad \mathbf{Q}_3 = \begin{bmatrix} 0,16 & 0 \\ 0 & 0,01 \end{bmatrix}.$$

Матрица \mathbf{Q}_1 соответствует ситуации, когда ошибки оценивания смещений фона не учитываются. Матрица \mathbf{Q}_2 задаёт некоррелированные ошибки оценивания параметров смещения с равными дисперсиями, что соответствует подходу, представленному в [7, 8]. Наиболее ощутимого повышения качества выделения объектов на тестовом сюжете можно добиться, если рассматривать ошибки оценивания смещений фона как случайные величины с разными дисперсиями (матрица \mathbf{Q}_3).

Исследовалась также эффективность предлагаемого подхода с точки зрения увеличения продолжительности слежения за объектами. При этом применялся алгоритм анализа траекторий [13]. На рис. 5 представлены результаты слежения за движущимся объектом, полученные на тестовом сюжете. Показаны оценки траекторий движения и наблюдаемые изображения в момент потери объекта. Числа на рисунке обозначают количество кадров, прошедшее с начала слежения до момента потери. Таким

образом, удаётся существенно увеличить продолжительность слежения, применяя описанный подход.

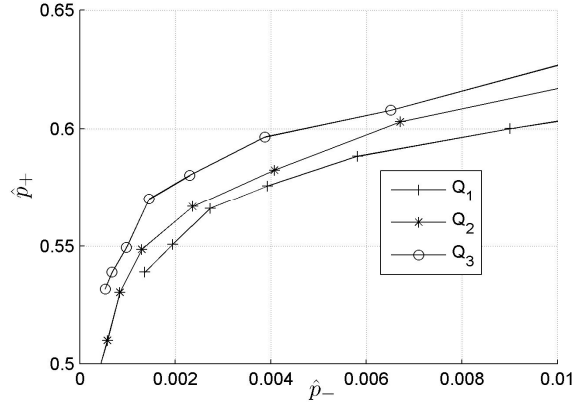


Рис. 3. Характеристики выделения при использовании различных ковариационных матриц ошибок оценивания смещений фона

На рис. 4 показаны результаты выделения объектов при использовании ковариационных матриц \mathbf{Q}_1 и \mathbf{Q}_3 . Видно, что учет ошибок оценивания параметров геометрических преобразований позволяет значительно уменьшить частоту ложного выделения (более чем в 2 раза) при частоте правильного выделения около 0,54. Отметим, что качество выделения объектов повышается только на сюжетах с существенно неоднородным фоном, в противном случае предлагаемый подход не даёт преимуществ.

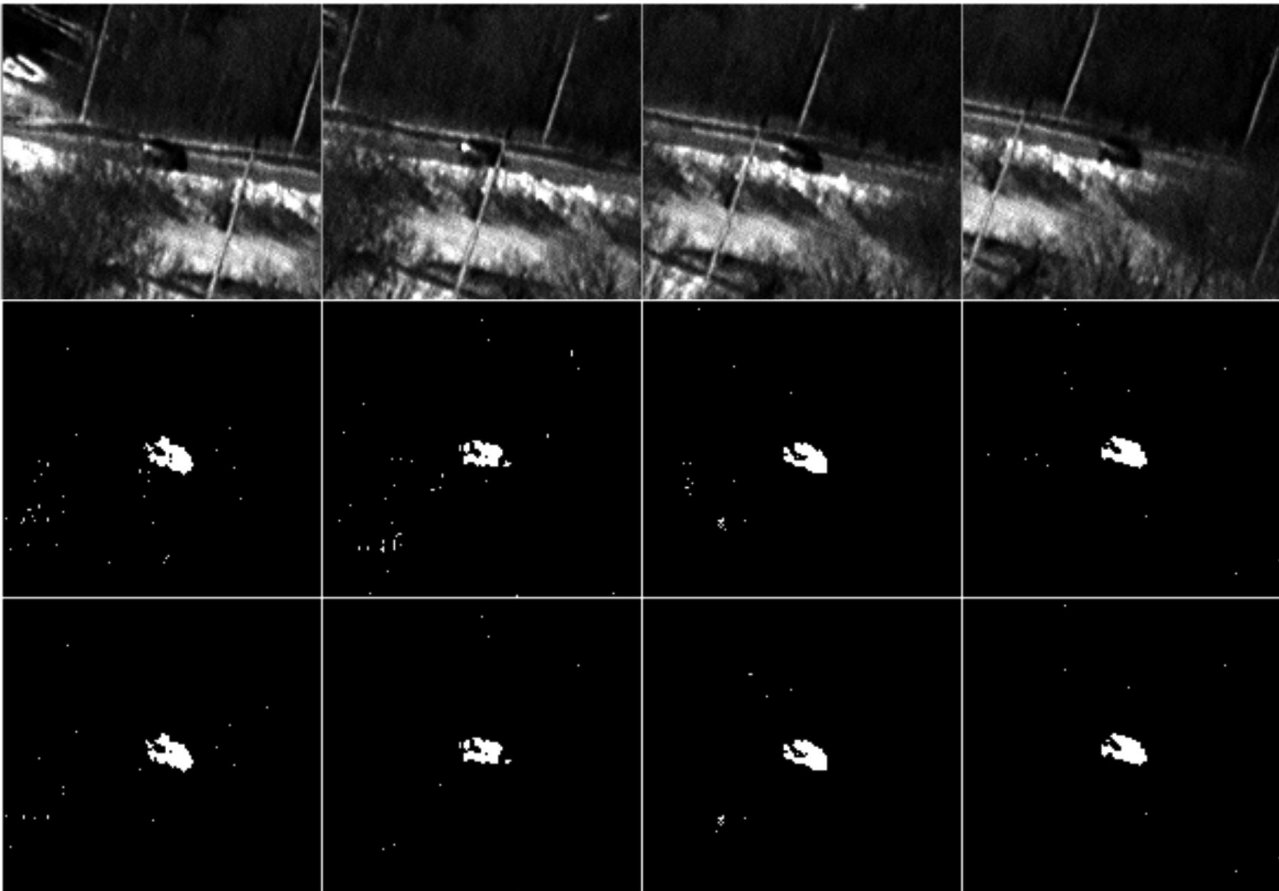


Рис. 4. Результаты выделения объекта в видеопоследовательности. Верхний ряд – изображения объекта и окружающего его фона. Средний и нижний ряды – результаты выделения объекта при использовании ковариационных матриц \mathbf{Q}_1 и \mathbf{Q}_3 соответственно



а)

б)

Рис. 5. Результаты слежения за объектом при использовании ковариационных матриц: а) Q_1 ; б) Q_3

Заключение

Учет статистических характеристик ошибок оценивания параметров геометрических преобразований фонового изображения позволяет достичь более высоких показателей качества выделения и слежения за объектами. В частности, предлагаемый в настоящей статье подход позволяет снизить частоту ложного выделения более чем в 2 раза и существенно повысить продолжительность слежения для видеосюжетов с неоднородным фоном. Результаты исследований предполагается использовать в многофункциональных системах обработки и анализа изображений реального времени семейства «Охотник» [14].

Работа выполнена при поддержке гранта Президента РФ для молодых учёных (МК-20.2011.10).

Литература

1. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Балашов О.Е., Степашкин А.И. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление. – М.: Радиотехника, 2008. – 176 с.: ил.
2. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Шубин Н.Ю. Алгоритм оценки координат объектов на основе преобразования Радона // Цифровая обработка сигналов. – 2011. – №3. – С. 17-20.
3. 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. – 2010. – №4. – С.18-21.
4. Алпатов Б.А., Селяев А.А. Алгоритм оценки местоположения объекта на двумерном изображении // Изв. вузов. – Приборостроение. – 1988. – №5. – С. 3-5.
5. R.J.Radke, S. Andra, O. Al-Lofahi, and B. Roysam, «Image change detection algorithms: A systematic survey», IEEE Transactions on Image Processing, vol. 14, pp. 294–307, March 2005.
6. Ofer Hadar, A. Kuntsevitsky, M. Wasserblat, Norman S. Kopeika and Stanley R. Rotman, «Automatic target recognition during sensor motion and vibration», Opt. Eng. 34, 3062 (1995)
7. Бабаян П.В. Выделение объектов в условиях случайных геометрических преобразований изображения //

Автометрия. – 2010. – №3. – С.41-47.

8. Boris Alpatov and Pavel Babayan, «Extraction of the objects observed on a non-uniform background during sensor motion», Proc. SPIE 7835, 78350N (2010)

9. Хан Г., Шапиро С. Статистические модели в инженерных задачах. М.:Мир – 1969.– 400 с.

10. Алпатов Б.А., Блохин А.Н. Модели и алгоритмы обнаружения и выделения движущихся фрагментов изображений // Автометрия. – 1995. – №4. – С. 100-104.

11. Андросов В.А., Бойко Ю.В., Бочкарев А.М., Однорог А.П. Совмещение изображений в условиях неопределенности // Зарубежная радиоэлектроника. – 1985. – №4. – С. 54-70.

12. Стротов В.В. Выбор опорных участков в многоэтапном алгоритме определения параметров геометрических преобразований изображений // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – Рязань, 2009. – №2(28). – С. 93-96.

13. Boris Alpatov and Pavel Babayan, «Multiple object tracking based on the partition of the bipartite graph», Proc. SPIE 8186, 81860B (2011)

14. Алпатов Б.А., Блохин А.Н., Костяшкин Л.Н., Романов Ю.Н., Шапка С.В. Семейство многофункциональных систем обработки видеоизображений «Охотник» // Цифровая обработка сигналов. – 2010. – №4. – С. 44-51.

EXTRACTION OF THE OBJECTS OBSERVED ON THE NON-UNIFORM BACKGROUND DURING IMAGE SENSOR MOTION

Babayan P.V.

The work is addressed to the problem of an object extraction in the images during sensor motion. In the case the object extraction requires the registration of the observed image and the reference background image. The error of the registration causes false alarms in the extraction result. In this paper the problem of object extraction during sensor motion is solved by taking into the consideration the statistical properties of this error. The solution of this problem has been obtained using the method based on Johnson distribution parameters estimation. The result of the statistical research is also presented.