

УДК 004.932

ВЫДЕЛЕНИЕ ОБЪЕКТОВ В УСЛОВИЯХ СЛУЧАЙНЫХ ГЕОМЕТРИЧЕСКИХ ПРЕОБРАЗОВАНИЙ ИЗОБРАЖЕНИЯ*

П. В. Бабаян

*Государственное образовательное учреждение высшего профессионального образования
«Рязанский государственный радиотехнический университет»,
390005, г. Рязань, ул. Гагарина, 59/1
E-mail: aitu@rgta.ryazan.ru*

Решена задача выделения объектов при наличии случайных геометрических преобразований наблюдаемых изображений, связанных с движением датчика изображений и случайными флуктуациями атмосферы. Разработаны аналитический и упрощённый алгоритмы решения задачи. Представлены результаты статистических исследований алгоритмов.

Ключевые слова: выделение объектов, геометрические преобразования, распределение Джонсона.

Введение. Задача выделения объектов заключается в поиске разбиения множества точек наблюдаемого изображения на точки, принадлежащие объектам, и точки, принадлежащие фону. Выделение объектов является одним из первоначальных этапов обработки изображений в системах анализа видеопоследовательностей. От качества выделения объектов в значительной степени зависит качество решения задач анализа изображений более высокого уровня, таких как обнаружение, распознавание, оценка параметров, слежение за объектами [1].

Один из наиболее популярных подходов к выделению объектов — предварительное оценивание яркости фонового изображения, после которого производится сопоставление яркости наблюдаемого изображения с оценкой фонового изображения [2, 3]. При сопоставлении изображений обычно вычисляют разность яркостей и подвергают норму этой разности пороговой обработке. Полученное бинарное изображение является результатом работы алгоритма выделения объектов.

Важной проблемой при разработке алгоритмов выделения объектов является необходимость отличить изменения изображений, вызванные присутствием объектов, от изменений, вызванных помехами. В качестве помех могут выступать шумы, изменения освещённости, случайные геометрические преобразования.

В предлагаемой работе рассматривается задача выделения объектов в присутствии случайных геометрических преобразований изображений. Отметим две основные причины возникновения этих преобразований.

1. Во многих случаях, в частности при решении задач выделения объектов с учётом движения датчика изображений, необходима предварительная оценка и компенсация геометрических преобразований наблюдаемых изображений, однако оценивание параметров этих преобразований сопровождается ошибками. Влияние ошибок можно рассматривать как случайные геометрические преобразования наблюдаемых изображений.

2. Неоднородности атмосферы приводят к преломлению проходящих через неё световых лучей. Эти неоднородности, как правило, носят случайный динамический характер,

*Работа выполнена при поддержке Федерального агентства по науке и инновациям (госконтракт № 02.740.11.0002).

поэтому наблюдаемые изображения подвергаются случайным геометрическим деформациям.

Учёт рассмотренных видов искажений при синтезе алгоритмов выделения объектов даёт возможность существенно повысить качество решения задачи выделения.

Постановка задачи. Пусть $g(x, y)$ — известное изображение фона. 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 объекта наблюдаемой сцены; l — наблюдаемое значение яркости; $z_x \sim N(0, \sigma_z^2)$, $z_y \sim N(0, \sigma_z^2)$ — некоррелированные гауссовы случайные величины с известной дисперсией, описывающие случайные геометрические преобразования изображения, связанные с преломлением света в атмосфере, а также с ошибками компенсации геометрических искажений наблюдаемой сцены; 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: $h \sim R(c_{\min}, c_{\max})$, где c_{\min} , c_{\max} — минимально и максимально возможные яркости точек на изображении, причём $\sigma_\xi(x, y) \ll c_{\max} - c_{\min}$.

Таким образом, известны величины $g(x, y)$, l , σ_z^2 , σ_ξ^2 . Необходимо в точке (x_0, y_0) принять решение о наличии или отсутствии объекта, т. е. найти \hat{r} — оценку для r . Требования к алгоритму предъявляются в соответствии с критерием Неймана — Пирсона:

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

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

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

Здесь 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.

Определим условную плотность $p(l/r = 1)$. Поскольку $\sigma_\xi(x, y) \ll c_{\max} - c_{\min}$, то, пренебрегая влиянием шума ξ на плотность $p(l/r = 1)$, примем

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

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

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

где $C_0 = \frac{1}{\Lambda_0(c_{\max} - c_{\min})}$. При использовании критерия Неймана — Пирсона пороговое значение C_0 может быть получено из соотношения

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

Таким образом, необходимо найти плотность $p(l/r = 0)$ и определить значения l , при которых принимается решение о наличии объекта в точке (x_0, y_0) .

Для оценивания условного распределения $p(l/r = 0)$ воспользуемся разложением Тейлора функции $g(x, y)$ в точке (x_0, y_0) , ограничившись членами до второго порядка:

$$\begin{aligned} l &= g(x_0 - z_x, y_0 - z_y) + \xi \approx \\ &\approx g(x_0, y_0) - \frac{\partial g}{\partial x} z_x - \frac{\partial g}{\partial y} z_y + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 g}{\partial x^2} z_x^2 + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 g}{\partial y^2} z_y^2 + \frac{\partial^2 g}{\partial x \partial y} z_x z_y + \xi. \end{aligned} \quad (8)$$

Плотность распределения величины l при $r = 0$ в общем случае является несимметричной. Получение этой плотности в аналитической форме не представляется возможным. Для приближённого описания плотности $p(l/r = 0)$ воспользуемся аппаратом распределений Джонсона [4], выполнив предварительно ряд преобразований.

Представим случайную величину l в виде

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

где

$$f = -\frac{\partial g}{\partial x} z_x - \frac{\partial g}{\partial y} z_y + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 g}{\partial x^2} z_x^2 + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 g}{\partial y^2} z_y^2 + \frac{\partial^2 g}{\partial x \partial y} z_x z_y, \quad (10)$$

и найдём первые четыре момента этой случайной величины.

Выражение (10) может быть записано в виде

$$f = (z_x \ z_y) A \begin{pmatrix} z_x \\ z_y \end{pmatrix} + B \begin{pmatrix} z_x \\ z_y \end{pmatrix}. \quad (11)$$

Здесь A — матрица квадратичной формы, B — вектор коэффициентов.

Диагонализируя матрицу квадратичной формы, можно преобразовать (11) к виду

$$f = f_1 + f_2, \quad f_1 = a_1 z_x'^2 + b_1 z_x', \quad f_2 = a_2 z_y'^2 + b_2 z_y', \quad (12)$$

где a_1, a_2 — собственные числа матрицы A ; $(b_1 \ b_2) = BC$; $(z_x' \ z_y')^T = C^{-1}(z_x \ z_y)^T$; C — матрица собственных векторов квадратичной формы A . В силу ортогональности матрицы

С случайные величины z'_x и z'_y независимы и нормально распределены с нулевым математическим ожиданием и дисперсией σ_z^2 . Пользуясь выражениями для моментов нормального распределения, получим моменты случайных величин f_1 и f_2 :

$$\begin{aligned} M[f_i] &= a_i \sigma_z^2; & D[f_i] &= 2a_i^2 \sigma_z^4 + b_i^2 \sigma_z^2; \\ \mu_3[f_i] &= 8a_i^3 \sigma_z^6 + 6a_i b_i^2 \sigma_z^4; & \mu_4[f_i] &= 60a_i^4 \sigma_z^8 + 60a_i^2 b_i^2 \sigma_z^6 + 3b_i^4 \sigma_z^4. \end{aligned} \quad (13)$$

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

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

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

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

Полученные четыре момента можно применить для расчёта параметров искомого распределения Джонсона. Следует отметить, что такой расчёт на основе моментов выполняется только в численной форме [4]. Для этого целесообразно использовать стандартные статистические процедуры [5].

Определение 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 $p(l/r = 0)$. Если l не попадает в этот интервал, принимается решение о наличии объекта, в противном случае считается, что точка принадлежит фону.

Найти соответствующие значения для доверительного интервала можно, используя границы его нормального распределения (численные процедуры приведены в [5]).

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 получены из выражений (13)–(15). Отметим, что доверительный интервал в общем случае оказывается несимметричным относительно средней яркости фона. Степень несимметричности зависит от характеристик изображения в окрестности точки (x_0, y_0) . В частности, если в её окрестности яркость изображения меняется линейно, то доверительный интервал симметричен и алгоритм сводится к ранее исследованному алгоритму [1].

Заметим, что для оценки неизвестных фонового изображения $g(x, y)$ и дисперсии аддитивного шума можно использовать подходы, предложенные в [6]. В то же время оценка СКО случайных геометрических преобразований σ_z представляет значительные трудности. На практике хорошие результаты достигаются при задании $\sigma_z = 0,1-0,5$.

Упрощённый алгоритм выделения объектов. Алгоритм выделения объектов, заданный выражением (16), обладает существенными недостатками с вычислительной точки зрения. Наиболее вычислительно-трудоемкими процедурами являются расчёт моментов и определение параметров распределения Джонсона. Для использования рассматриваемого подхода в системах обработки и анализа изображений реального времени необходимо создать более простые процедуры вычисления пороговых значений, не допуская при этом существенного снижения качества выделения движущихся объектов.

Предлагается вычислительно-эффективный алгоритм выделения объектов, заключающийся в выполнении следующей последовательности операций для каждой точки изображения.

1. Вычисление разностей яркостей текущей точки фонового изображения и четырёх соседних. Если текущая точка имеет координаты (i, j) , то рассчитываются:

$$\begin{aligned} d_1 &= \hat{g}(i, j) - \hat{g}(i - 1, j); & d_2 &= \hat{g}(i, j) - \hat{g}(i + 1, j); \\ d_3 &= \hat{g}(i, j) - \hat{g}(i, j - 1); & d_4 &= \hat{g}(i, j) - \hat{g}(i, j + 1), \end{aligned} \quad (17)$$

где $\hat{g}(i, j)$ — оценка фонового изображения.

2. Нахождение оценок нижней и верхней границ доверительного интервала для централизованного несимметричного распределения:

$$L = \sigma_z \min\{d_1, d_2, d_3, d_4, 0\}; \quad R = \sigma_z \max\{d_1, d_2, d_3, d_4, 0\}. \quad (18)$$

3. Определение оценок верхней и нижней границ доверительного интервала:

$$\hat{l}_{\min}(i, j) = g(i, j) + (L - \hat{\sigma}_\xi(i, j))T, \quad \hat{l}_{\max}(i, j) = g(i, j) + (R + \hat{\sigma}_\xi(i, j))T, \quad (19)$$

где $\hat{\sigma}_\xi(i, j)$ — оценка СКО аддитивного шума, T — полуширина доверительного интервала с уровнем значимости p для нормированной нормальной случайной величины.

4. Принятие решения об отнесении точки к объекту или фону с помощью выражения (16).

Предполагается, что оценки фонового изображения $\hat{g}(i, j)$ и оценки СКО аддитивного шума $\hat{\sigma}_\xi(i, j)$ могут быть получены с использованием известных подходов [6].

Описанный алгоритм обладает невысокой вычислительной сложностью и может быть достаточно эффективно реализован в системах обработки изображений реального времени.

Экспериментальные исследования. Основной целью выполненных экспериментальных исследований являлась оценка эффективности четырёх алгоритмов:

- алгоритма, не принимающего во внимание наличие случайных геометрических преобразований (I), что соответствует $\sigma_z = 0$ в формуле (18);
- алгоритма на основе градиентной коррекции порога [1] (II);
- упрощённого алгоритма выделения объектов (III);
- алгоритма на основе распределения Джонсона (IV).

Экспериментальные исследования проведены на натуральных видеосюжетах. Анализ результатов показал, что при обработке сюжетов с неоднородным фоновым изображением алгоритмы III и IV более эффективны, чем алгоритмы I и II. На сюжетах с малой неоднородностью фона алгоритмы I–IV практически не отличаются по эффективности.

Для количественного сравнения алгоритмов выполнены исследования на десяти тестовых видеосюжетах продолжительностью 50–100 кадров (рис. 1). Видеосюжеты сняты движущимся датчиком в условиях случайных деформаций, вызванных турбулентностью атмосферы. Сюжетная составляющая — движущиеся автомобили на фоне пересечённой местности. Размер кадров 256×256 пикселей. Геометрические искажения изображений,



Рис. 1

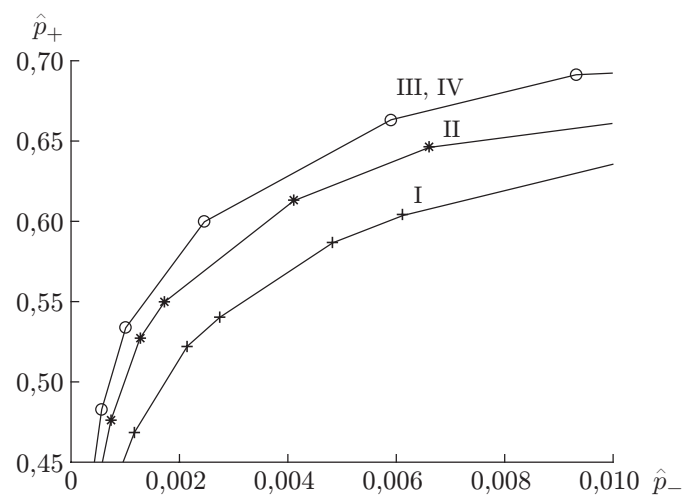


Рис. 2

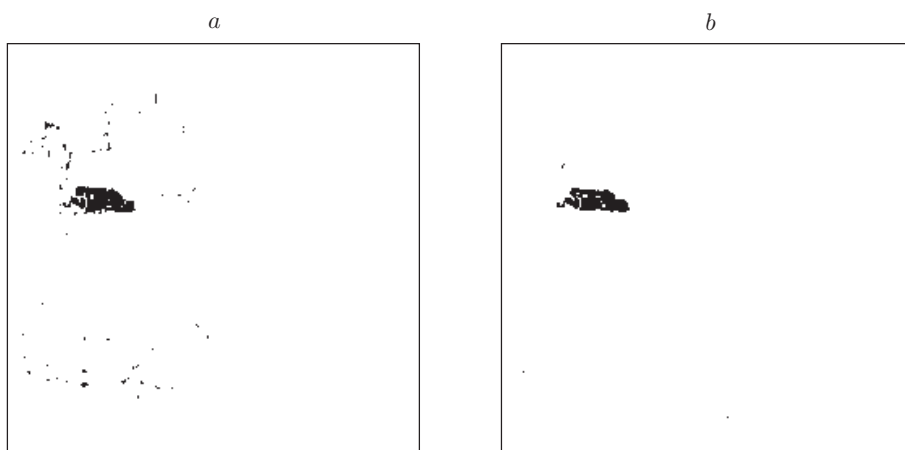


Рис. 3

вызванные движением датчиков, предварительно скомпенсированы с использованием алгоритмов, описанных в [7].

Количественными параметрами, характеризующими выделение объектов, были частоты правильного \hat{p}_+ и ложного \hat{p}_- выделений. Построены характеристики выделения для алгоритмов I–IV при различных значениях параметра σ_z . Усреднённые по всем тестовым видеосюжетам характеристики выделения, полученные при $\sigma_z = 0,4$ (при таком значении σ_z качество работы алгоритмов II–IV оказалось наилучшим), приведены на рис. 2. Бинарные изображения, соответствующие алгоритмам I и III представлены на рис. 3 (a — алгоритм I ($\hat{p}_- = 0,2\%$, $\hat{p}_+ = 82\%$), b — алгоритм III ($\sigma_z = 0,4$, $\hat{p}_- = 0,05\%$, $\hat{p}_+ = 82\%$)).

Анализ графиков и рисунков позволяет сделать вывод, что применение алгоритмов III и IV даёт возможность повысить качество выделения объектов по сравнению с алгоритмами I и II. В то же время упрощённый алгоритм III по качеству выделения объектов почти не уступает алгоритму IV на основе распределения Джонсона.

Заключение. Для повышения эффективности выделения объектов в последовательности изображений необходим учёт разнообразных искажающих факторов, среди которых случайные геометрические преобразования изображений. В данной работе предложены эффективные алгоритмы выделения объектов в условиях случайных геометрических преобразований. Результаты исследований могут быть использованы при создании и совершенствовании систем обработки и анализа изображений реального времени.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

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.
2. Алпатов Б. А. Алгоритм обнаружения и выделения движущегося фрагмента изображения // Техника средств связи. Сер. Техника телевидения. 1991. № 2. С. 72–76.
3. Yilmaz A., Javed O., Shah M. Object tracking: A survey // ACM Comput. Surv. 2006. **38**, N 4. P. 1–45.
4. Хан Г., Шапиро С. Статистические модели в инженерных задачах: Пер. с англ. М.: Мир, 1969. 400 с.
5. **StatLib**: Data, software and news from the statistics community. URL: <http://lib.stat.cmu.edu> (дата обращения: 01.11.2008).
6. Алпатов Б. А., Блохин А. Н. Модели и алгоритмы обнаружения и выделения движущихся фрагментов изображений // Автометрия. 1995. № 4. С. 100–104.
7. Стротов В. В. Выбор опорных участков в многоэталонном алгоритме определения параметров геометрических преобразований изображений // Вестн. РГРТУ. 2009. № 2(28). С. 93–96.

Поступила в редакцию 2 марта 2010 г.