

УДК 004.9

## АЛГОРИТМЫ ПОДАВЛЕНИЯ ФОНА В ЗАДАЧЕ ОБНАРУЖЕНИЯ ТОЧЕЧНЫХ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

А. К. Шакенов

*Институт автоматизи и электрометрии СО РАН,  
630090, г. Новосибирск, просп. Академика Коптюга, 1  
E-mail: adil.shakenov@ngs.ru*

Рассмотрены различные подходы к оценке и подавлению изображения неподвижного фона с использованием корреляционных связей текстуры в задаче обнаружения малоразмерных динамических объектов. Реализованы алгоритмы подавления локально-плоского фона, подавления фона на основе билатеральной фильтрации и алгоритм оценивания и подавления фона с помощью автокорреляционной функции. Для случая анизотропных текстур с граничными переходами предложены и реализованы алгоритм оценки и подавления изображения фона вдоль направления границы, а также алгоритм трёхканальной фильтрации. Проведено сравнение алгоритмов на текстурах, представляющих различные классы изображений. Показано, что алгоритм с оценкой фона вдоль границ даёт хорошие результаты на модельных данных с большим количеством линейных границ и уступает известным подходам на текстурах смешанного типа. Среди рассмотренных алгоритмов подход, основанный на трёхканальной фильтрации, показал наибольшее увеличение отношения полезного сигнала к уровню шума для различных текстур, моделирующих реальные изображения.

*Ключевые слова:* поиск динамических объектов, малоразмерные объекты, компенсация фона.

**Введение.** Для повышения величины отношения сигнал/шум в задаче обнаружения малоразмерных движущихся объектов по последовательности изображений наиболее эффективным подходом считается пространственно-временная фильтрация, учитывающая меж- и внутрикадровые зависимости изображения фона [1]. Однако в ряде случаев из-за особенностей геометрии съёмки или вычислительных ограничений системы обработки данных необходимо производить оценку и подавление фона по одному кадру. Поэтому важной задачей является создание алгоритмов оценки и подавления фоновой составляющей [2]. В представленной работе проводятся исследование и сравнение различных алгоритмов подавления фона путём использования внутрикадровых зависимостей текстуры. Также предлагается алгоритм, адаптированный для изображений, содержащих резкие граничные переходы между однородными участками фона.

**Постановка задачи и математическая модель.** Зарегистрированное в некоторый момент времени изображение содержит стационарный фон, случайный некоррелированный шум, обусловленный регистрирующей аппаратурой, а также объект. Требуется провести обработку исходных данных в целях повышения отношения полезного сигнала к величине среднеквадратичного отклонения обработанного изображения.

В этом случае допускается описание изображения следующей моделью:

$$D(i, j) = M(i, j) + \varsigma(i, j) + A\phi(X - i, Y - j),$$

где  $i = 1, \dots, N_x$ ,  $j = 1, \dots, N_y$  — целочисленные координаты узлов дискретной решётки;  $N_x, N_y$  — размеры изображения;  $\varsigma(x, y)$  — дискретная случайная величина с нормальным

распределением  $N(0, \sigma^2)$ ;  $A$  — амплитуда объекта;  $\phi$  — форма объекта;  $(X, Y)$  — координаты объекта. В данной работе предполагается, что объект точечной формы, т. е.

$$\phi(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{если } x = 0, y = 0, \\ 0 & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

В реальных системах объект, как правило, имеет отличную от точки форму из-за наличия рассеивания оптики и других факторов регистрирующей аппаратуры. Тем не менее для объектов с размерами значительно меньше одного отсчёта точечная модель часто используется при сравнении алгоритмов подавления фона [3–5].

**Схема алгоритмов подавления фона.** Рассматриваемые далее алгоритмы, как и значительная часть алгоритмов подавления фонов, изложенных в [6], могут быть представлены следующей схемой. Для каждого узла дискретной решётки  $D(i, j)$  обрабатываемого изображения по значениям яркостей в окрестности  $\Omega$  этого узла строится оценка значения яркости фона  $M'(i, j) = f(D(k, l))$ ,  $(k, l) \in \Omega$ ,  $\Omega$  — прямоугольная окрестность обрабатываемого узла размером  $(2K + 1) \times (2L + 1)$  отсчётов.

Затем строится разностное изображение

$$D'(i, j) = M(i, j) - M'(i, j) + \varsigma(i, j) + A\phi(X - i, Y - j),$$

которое содержит объект, случайный некоррелированный шум и ошибку в оценивании фона. Полученное разностное изображение используется далее для выделения объекта.

Как правило, в качестве  $\Omega$  выбирают прямоугольную окрестность  $(i, j)$ :

$$\Omega = \{(k, l) \mid k \in [i - K, i + K], l \in [j - L, j + L]\},$$

а оценка яркости получается при применении линейного или нелинейного фильтра.

Задача обнаружения объектов активно исследуется в течение последних десятилетий, о чём свидетельствует большое количество опубликованных работ. Однако из-за низкого значения отношения уровня полезного сигнала к шуму и широкого разброса условий регистрации данных и сопутствующих помех [1] исследования в этой области продолжают оставаться актуальными.

Из известных подходов к задаче подавления фона, не опирающихся на априорные данные о регистрируемой сцене и форме объекта, можно выделить следующие алгоритмы.

В работе [3] приведён алгоритм, основанный на авторегрессионной модели фона. В [7, 8] предложены и рассмотрены алгоритмы, использующие адаптивную линейную фильтрацию по методу наименьших квадратов. В [4] представлен алгоритм, созданный на базе морфологических процедур. В работе [5] описан фильтр, образованный с применением медианной фильтрации. Однако эти методы не дают удовлетворительных результатов при низком контрасте изображений [2]. Для текстур, содержащих граничные переходы, были предложены алгоритмы Max-Mean и Max-Median [9].

Большинство работ по подавлению фона посвящено решению этой задачи с учётом характерных особенностей конкретной регистрирующей системы. Так, например, в [10] подавление фона и обнаружение цели производится исходя из топологии сканирующей аппаратуры. В [11] предложен алгоритм на основе оператора Собела, учитывающий характерную структуру наблюдаемой морской текстуры.

**Алгоритм подавления плоского фона.** Данный алгоритм использует допущение о том, что в некоторой части изображения яркость можно аппроксимировать плоскостью.

В работе [12] для этой ситуации получено решение в виде линейного фильтра. При этом оценка фона имеет вид

$$M'(i, j) = \sum_{k=-K}^{k=K} \sum_{l=-L}^{l=L} h_{k,l} D(i+k, j+l),$$

где  $(2K+1) \times (2L+1)$  отсчётов — размеры прямоугольного фильтра.

Исходя из требований подавления плоского фона и минимизации дисперсии случайного шума на выходе фильтра, можно найти оптимальные значения коэффициентов:

$$\begin{cases} h_{i,j+r} = 1/(2(K+L)), & r = -K, \dots, -1, 1, \dots, K, \\ h_{i+t,j} = 1/(2(K+L)), & t = -L, \dots, -1, 1, \dots, L, \\ h_{k,l} = 0 & \text{для остальных } k, l. \end{cases}$$

Как показано в [12], дисперсия исходного шума  $\sigma^2$  связана с дисперсией шума после вычитания оценки фона  $\sigma_1^2$  соотношением  $\sigma_1^2 = a\sigma^2$ , причём коэффициент преобразования  $a$  вычисляется по формуле  $a = (2(K+L)+1)/(2(K+L))$ .

Таким образом, большой размер фильтра позволяет получать меньшую дисперсию случайного шума после обработки. С другой стороны, увеличение размера фильтра может привести к повышению количества ошибок за счёт того, что на большей площади изображения может не выполняться допущение о гладкости фона. Для рассмотренных текстур экспериментально установлено, что наилучшие результаты достигаются при использовании фильтра размером  $3 \times 3$  дискрета.

**Подавление фона на основе билатеральной фильтрации.** В настоящее время для подавления шумов активно исследуются алгоритмы билатеральной фильтрации изображений. Сравнительно недавно появились работы, применяющие этот подход при обнаружении движущихся объектов. Основы билатеральной фильтрации изложены в [13]. Используя принятые ранее обозначения, билатеральный фильтр можно записать как

$$M'(i, j) = \sum_{k=-N}^N \sum_{l=-N}^N H(i, j, k, l) D(i+k, j+l).$$

Ядро фильтра имеет вид

$$H(i, j, k, l) = w_{i,j}^{-1} \exp\left(-\frac{l^2+k^2}{2\sigma_d^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(D(i+k, j+l) - D(i, j))^2}{2\sigma_r^2}\right),$$

где  $\sigma_d, \sigma_r$  — параметры фильтрации, а нормирующий множитель выбирается из требования сохранения яркости для константного изображения и вычисляется по формуле

$$w_{i,j} = \sum_{k=-N}^N \sum_{l=-N}^N \exp\left(-\frac{l^2+k^2}{2\sigma_d^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(D(i+k, j+l) - D(i, j))^2}{2\sigma_r^2}\right).$$

В [14] предложен подход адаптивного изменения параметров  $\sigma_d, \sigma_r$  в зависимости от формы и статистических свойств объекта. В данной работе рассматривался фильтр с параметрами  $\sigma_d = 0,5, \sigma_r = 30$ , поскольку он показал хорошие результаты для широкого круга текстур.

**Алгоритм подавления фона с использованием автокорреляционной функции.** Во многих алгоритмах оценки фона значение яркости в обрабатываемом узле находится как взвешенная сумма яркостей в окрестных узлах. Возникает идея приписывать большие веса тем узлам, в направлении которых текстура сохраняет свою структуру. Рассмотрим алгоритм, оценка фона которого строится следующим образом:

$$M'(i, j) = \sum_{k=-N}^{k=N, k \neq 0} \sum_{l=-M}^{l=M, l \neq 0} h_{k,l} D(i+k, j+l).$$

При этом значения весов вычисляются как

$$h_{k,l} = w_{i,j}^{-1} \text{Correl}_{i,j}(k, l).$$

Нормирующий множитель также выбирается из требования сохранения яркости для константного изображения:

$$w_{i,j} = \sum_{k=-N}^{k=N, k \neq 0} \sum_{l=-N}^{l=N, l \neq 0} \text{Correl}_{i,j}(k, l).$$

Значения беззнаковой пространственной корреляции рассчитываются с использованием квадратного фрагмента изображения размером  $(2P+1) \times (2P+1)$  отсчётов следующим образом:

$$\begin{aligned} \text{Correl}_{i,j}(k, l) = \\ = \frac{\left| \sum_{s=-P}^{s=P} \sum_{r=-P}^{r=P} (D(i+s, j+r) - \bar{D}_{i,j})(D(i+k+s, j+l+r) - \bar{D}_{i+k, j+l}) \right|}{\sqrt{\sum_{s=-P}^{s=P} \sum_{r=-P}^{r=P} (D(i+s, j+r) - \bar{D}_{i,j})^2 \sum_{s=-P}^{s=P} \sum_{r=-P}^{r=P} (D(i+k+s, j+l+r) - \bar{D}_{i+k, j+l})^2}}, \end{aligned}$$

где  $\bar{D}_{i,j}$  обозначено среднее значение яркости по квадратному фрагменту изображения размером  $(2P+1) \times (2P+1)$  отсчётов с центром в узле  $(i, j)$ , которое вычисляется в виде

$$\bar{D}_{i,j} = \frac{1}{(2P+1)^2} \sum_{s=-P}^{s=P} \sum_{r=-P}^{r=P} D(i+s, j+r).$$

Экспериментально установлено, что использование оценки автокорреляции с размером фрагмента  $5 \times 5$  пикселей даёт результаты лучшие, чем при использовании фрагмента  $3 \times 3$  пикселя. Дальнейшее увеличение размера фрагмента не приводит к улучшению результатов.

Необходимо отметить высокую вычислительную сложность рассмотренного алгоритма, из-за которой его применение ограничено системами с высокой производительностью.

**Алгоритм оценивания фона вдоль границы.** Для оценивания яркости в граничном узле целесообразно использовать значения яркостей в соседних узлах границы. Поскольку пространственная корреляция при смещении фрагмента вдоль границы больше, чем в перпендикулярном к ней направлении, был рассмотрен и исследован следующий алгоритм. Пусть  $(i, j)$  — оцениваемый узел. Для всех его окрестных узлов указанным выше способом рассчитываются значения автокорреляции:

$$\Theta = \{ \text{Correl}_{i,j}(k, l) \mid k = -1, 1; l = -1, 1 \}.$$

Затем находятся два максимальных элемента этого множества. Обозначим их  $C_1, C_2$ , а узлы изображения, в которых они находятся, соответственно как  $(c_i^1, c_j^1)$  и  $(c_i^2, c_j^2)$ . После этого оценка фона вычисляется следующим образом:

$$M'(i, j) = \frac{C_1}{C_1 + C_2} D(c_i^1, c_j^1) + \frac{C_2}{C_1 + C_2} D(c_i^2, c_j^2).$$

**Алгоритм трёхканальной фильтрации.** Алгоритмы многоканальной фильтрации изображений достаточно давно применяются в задаче обнаружения объектов [15]. В [16] рассмотрен алгоритм четырёхканальной фильтрации, согласованной с субпиксельной формой объекта. В данной работе предлагается трёхканальный фильтр, согласованный со статистической формой фона. Исходя из предположения, что фон состоит из нескольких плоских частей, разделённых граничными переходами, был рассмотрен следующий алгоритм. Первоначально для каждого пиксела строится три оценки фона, соответствующие плоскому фону, вертикальной и горизонтальной границам:

$$M'_1(i, j) = \frac{1}{4} (D(i-1, j) + D(i+1, j) + D(i, j-1) + D(i, j+1)),$$

$$M'_2(i, j) = \frac{1}{2} (D(i-1, j) + D(i+1, j)), \quad M'_3(i, j) = \frac{1}{2} (D(i, j-1) + D(i, j+1)).$$

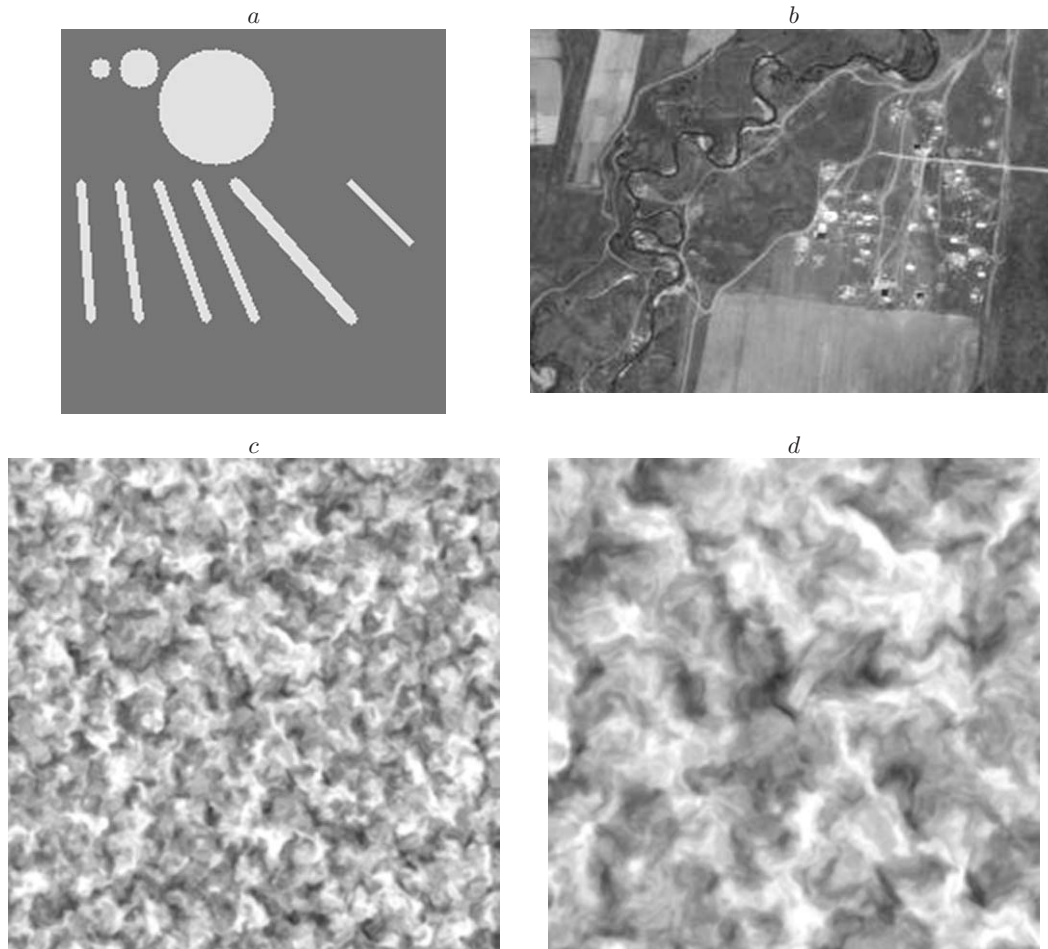
Пусть  $T = \arg \min\{|D(i, j) - M'_t(i, j)|\}, t = 1, 2, 3$ . Тогда разностное изображение строится как

$$D'(i, j) = D(i, j) - M'_T(i, j).$$

**Экспериментальные результаты и сравнение алгоритмов.** Исследование эффективности предложенных алгоритмов проводилось на следующих изображениях. В качестве модельного изображения, содержащего плоские участки фона, разделённые граничными переходами, использовался рисунок *a*, содержащий изображения геометрических фигур (gen.bmp). Текстура t1.bmp (*b*) представляет собой фрагмент изображения Земли из космоса, доступный в сети Интернет. Текстуры t3.bmp (*c*), t4.bmp (*d*) созданы в программе трассировки лучей POV-Ray и моделируют текстуру земной поверхности с разными радиусами корреляции. Изображения содержали 256 уровней серого. Шум регистрирующей аппаратуры моделировался путём добавления некоррелированного гауссова шума, равного одному отсчёту шкалы квантования. Объекты моделировались путём добавления амплитуды, равной десяти отсчётам шкалы квантования, на пространственно разнесённую сетку с шагом 10 дискрет по каждой координате.

Результаты сравнения алгоритмов представлены в таблице. Для каждой текстуры приведено значение исходного СКО яркости изображения (после добавления шума), а также отношение величины амплитуды объекта к СКО яркости. Для каждого алгоритма вычислялось отношение величины среднего значения амплитуды объектов после обработки к СКО яркости кадра после обработки. Приведено значение увеличения этого показателя после проведённой обработки.

Из таблицы видно, что алгоритм оценки фона вдоль границы продемонстрировал лучшие результаты для синтетической текстуры gen.bmp, которая содержит только плоские фрагменты, разделённые границами. Для текстуры t1.bmp с большим количеством линейных границ этот алгоритм также имеет хорошие результаты относительно других рассмотренных подходов. В то же время для текстур t3.bmp, t4.bmp, моделирующих облачный покров, он показал наихудшие результаты. Для текстур, моделирующих реальные изображения, алгоритм трёхканальной фильтрации имеет лучшие результаты среди рассмотренных подходов.



Текстура	СКО	Отношение сигнал/шум	Фильтрация				
			плоскости	билате- ральная	корреля- ционная	направ- ленная	трёх- канальная
gen.bmp	36,44	0,27	3,98	3,61	3,97	5,15	4,52
t1.bmp	25,36	0,4	3,77	3,71	3,52	3,81	4,73
t3.bmp	31,24	0,32	3,94	4,76	3,27	2,75	7,04
t4.bmp	30,62	0,33	2,85	5,12	2,92	2,53	8,15

**Заключение.** Полученные в данной работе результаты подтверждают, что применение трёхканальной фильтрации может быть использовано для увеличения отношения полезного сигнала к шуму в рассмотренной задаче, поскольку этот подход даёт хорошее качество обработки как на текстурах с линейными границами, так и на смешанных текстурах.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Киричук В. С., Коршевер И. И., Синельщиков В. В. Анализ изображений динамических сцен: модели, алгоритмы и системы реального времени // Автометрия. 1998. № 3. С. 3–17.

2. **Bae T.-W., Lee S.-H., Sohng K.-I.** Small target detection using the bilateral filter based on target similarity index // IEICE Electron. Express. 2010. **7**, N 9. P. 589–595.
3. **Denney B. S., Figueiredo R. J. P.** Optimal point target detection using adaptive autoregressive background prediction // Proc. SPIE. 2000. **4048**. P. 46–57.
4. **Tom V. T., Peli T., Leung M., Bondaryk J. E.** Morphology-based algorithm for point target detection in infrared backgrounds // Proc. SPIE. 1993. **1954**. P. 2–11.
5. **Barnett J.** Statistical analysis of median subtraction filtering with application to point target detection in infrared backgrounds // Proc. SPIE. 1989. **1050**. P. 10–18.
6. **Kim S., Lee J.-H.** Robust scale invariant target detection using the scale-space theory and optimization for IRST // Pattern Anal. Appl. 2011. **14**, Is. 1. P. 57–66.
7. **Soni T., Zeidler R., Ku W. H.** Performance evaluation of 2D adaptive prediction filters for detection of small object in image data // IEEE Trans. Image Process. 1993. **2**, N 3. P. 327–340.
8. **Ffrench P. A., Zeidler J. R., Ku W. H.** Enhanced detectability of small objects in correlated clutter using an improved 2-D adaptive lattice algorithm // IEEE Trans. Image Process. 1997. **6**, N 3. P. 383–396.
9. **Deshpande S. D., Er M. H., Ronda V., Chan Ph.** Max-mean and max-median filters for detection of small-targets // Proc. SPIE. 1999. **3809**. P. 74–83.
10. **Hong P., Wang C., Zhang Z.** Weak point target detection in the complicated infrared background // Proc. SPIE. 2011. **8200**. 820007.
11. **Dong Y.-X., Li Y., Zhang H.-B.** Research on infrared dim-point target detection and tracking under sea-sky-line complex background // Proc. SPIE. 2011. **8193**. 81932J.
12. **Артемьев В. М., Наумов А. О., Кохан Л. Л.** Обнаружение точечных объектов на изображениях в условиях неопределенности // Информатика. 2010. № 2. С. 15–24.
13. **Tomasi C., Manduchi R.** Bilateral filtering for gray and color images // Proc. of the 1998 IEEE Intern. Conf. on Computer Vision. Bombay, India. P. 839–846.
14. **Bae T.-W., Sohng K.-I.** Small target detection using bilateral filter based on edge component // Journ. Infrared Milli Terahz Waves. 2010. **31**, N 6. P. 735–743.
15. **Киричук В. С.** Многоканальная линейная фильтрация // Автометрия. 1988. № 3. С. 84–87.
16. **Киричук В. С., Косых В. П., Курманбек уулу Т.** Алгоритмы обнаружения движущихся малоразмерных объектов в последовательности изображений // Автометрия. 2009. **34**, № 1. С. 14–22.

*Поступила в редакцию 27 сентября 2013 г.*

---