

## Автоматизированное обнаружение объектов на зашумленном изображении<sup>1</sup>

П.М.Алкилар-Гонзалез\*, В.Н.Карнаухов\*\*, В.И.Кобер\*\*

\* Департамент компьютерных наук, Центр научных исследований и высшего образования, Энсенада,  
22860, Мексика

\*\* Институт проблем передачи информации, Российская академия наук, Москва, 127994, Россия

Поступила в редколлегию 20.1.2014

**Аннотация**—Синтез традиционных корреляционных фильтров предполагает, что форма и содержание объекта распознавания известны. В данной работе объект распознавания задан посредством зашумленного изображения, которое содержит эталон в произвольном месте. Получено выражение для оптимального фильтра с точки зрения отношения корреляционного пика к энергии корреляционной плоскости. С помощью компьютерного моделирования проведено сравнение результатов работы традиционных и предлагаемого фильтров для обнаружения объектов на сложных сценах.

**КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:** распознавание образов, корреляционный фильтр, синтез фильтров.

### ВВЕДЕНИЕ

В последние несколько десятилетий были предложены многочисленные методы и системы для распознавания образов. Одной из причин растущего интереса к созданию эффективных методов для распознавания образов является необходимость автоматически обрабатывать большие объемы сложных изображений в реальном масштабе времени. Автоматическое обнаружение объектов имеет широкое применения в системах безопасности [1] или визуального контроля качества изделий [2]. Обнаружение объектов и измерение координат их пространственного расположения являются двумя важными задачами распознавания образов, встречающимися во многих практических приложениях. Этим двум задачам посвящено много работ [3]-[11], однако суть большинства методов сводится к вычислению функции корреляции заданного объекта с наблюдаемым изображением и последующим сравнением с порогом [9]. Корреляционные методы обнаружения объектов являются привлекательными и потому, что они могут быть реализованными в гибридных оптико-цифровых системах для распознавания объектов с высокой скоростью [10]. Качество обнаружения можно описать с помощью вероятности ложного обнаружения или пропуска, отношения сигнал/шум, коэффициента дискриминации и т.д. [11]. Например, согласованный фильтр [3] является оптимальным с точки зрения отношения сигнал/шум для обнаружения объектов на фоне аддитивного гауссова шума. Были также получены выражения оптимального фильтра для модели, когда объект врезан в пространственно-однородный фон [8, 12]. Так, обобщенный согласованный фильтр [12] оптимизирован с точки зрения отношения сигнал/шум для данной модели изображения, а обобщенный оптимальный фильтр (ООФ) [12] оптимизирован с точки зрения отношения пика корреляции к энергии корреляционной плоскости. Так как для синтеза корреляционных фильтров используется информация о форме и содержании эталона, то качество работы фильтров значительно ухудшается при различных искажениях эталона. Были предложены композитные

<sup>1</sup> Работа выполнена при поддержке гранта Российского фонда фундаментальных исследований № 11-07-00361.

фильтры, которые компенсируют геометрические искажения эталона [13, 14]. Для компенсации, как геометрических искажений эталона, так и искажений наблюдаемой сцены линейной системой, были также предложены оптимизированные корреляционные фильтры [15].

Все перечисленные фильтры можно синтезировать, если объект распознавания точно известен. Однако в реальной жизни объект распознавания часто задан зашумленным изображением, содержащим эталон в произвольном месте этого изображения. В этом случае для синтеза традиционного фильтра используют интерактивные методы сегментирования и выделения эталона. Предложенная в данной работе схема обнаружения позволяет автоматически получить всю необходимую информацию об объекте распознавания из зашумленного изображения объекта, тем самым из процесса распознавания исключается этап ручной подготовки объекта посредством сегментирования. Кроме того, рассматривается новая модель сцены изображения — объект врезан в пространственно-однородный фон, а изображение эталона описывается аддитивной моделью. Для этой модели предлагается процедура синтеза корреляционного фильтра, оптимизированного по критерию отношения пика корреляции к энергии корреляционной плоскости. С помощью компьютерного моделирования сравниваются результаты работы традиционных и предлагаемого фильтров для автоматического обнаружения объектов на сложных сценах.

## 1. ФОРМУЛИРОВКА ПРОБЛЕМЫ

### 1.1. Модель сигнала

Рассмотрим математическую модель и вывод оптимального фильтра. Для простоты использованы одномерные обозначения. Предположим, что объект врезан в случайный пространственно-однородный фон, кроме того исходное изображение содержит аддитивный шум. Рассмотрим модель исходной сцены  $s(x)$ , которая содержит объект  $t(x)$  на фоне  $b(x)$  в точке с неизвестной координатой  $x_s$ , а также аддитивный шум  $n_s(x)$ . Модель изображения эталона содержит  $t(x)$  на фоне аддитивного шума  $n_r(x)$  в точке с неизвестной координатой  $x_r$ :

$$r(x) = t(x - x_r) + n_r(x), \quad (1)$$

$$s(x) = t(x - x_s) + b(x)\bar{w}(x - x_s) + n_s(x), \quad (2)$$

где  $b(x)\bar{w}(x)$  — произведение реализации стационарного процесса  $b(x)$  и функции  $\bar{w}(x)$  (определенной как ноль внутри области объекта распознавания и единица в остальной области). Для вывода фильтра используются следующие предположения:

- $n_r(x)$  и  $n_s(x)$  — стационарные случайные процессы с нулевым средним и спектральными плотностями  $N_r(\omega)$  и  $N_s(\omega)$  соответственно.
- $b(x)$  — стационарный случайный процесс со средним  $\mu_s$  и спектральной плотностью процесса  $B_0(\omega)$ .
- Случайные процессы и координаты — независимы друг от друга.
- $s(x)$ ,  $r(x)$  и  $\bar{w}(x)$  — вещественные изображения с преобразованиями Фурье  $S(\omega)$ ,  $R(\omega)$  и  $\bar{W}(\omega)$  соответственно.
- Фильтры будут применяться к центрированной сцене  $s(x) = s_0(x) - \mu_s$ .

Форма синтезируемого фильтра задана как:

$$H(\omega) = A(\omega)R^*(\omega),$$

где  $A(\omega)$  — детерминированная весовая функция,  $*$  — комплексное сопряжение. Заметим, что  $R(\omega)$  — преобразование Фурье от реализации процесса  $r(x)$ , а, следовательно, форма фильтра — ансамбль передаточных функций.

1.2. Синтез корреляционного фильтра

При синтезе фильтра в качестве критерия используется отношение пика корреляции к энергии корреляционной плоскости:

$$\text{РОЕ} = |\mathbf{E}\{y(x_0)\}|^2 / \mathbf{E}\{\overline{|y(x)|^2}\}, \quad (3)$$

где  $y(x_0)$  — выходной сигнал в точке  $x_0$ ,  $\mathbf{E}\{\cdot\}$  — математическое ожидание, символ линия в знаменателе обозначает пространственное усреднение по аргументу  $x$ , т.е.  $\overline{y(x)} = 1/L \int y(x)dx$ .

Так как объект находится на изображении в точке с координатой  $x_r$ , а не в центре изображения, то корреляционный пик будет находится вблизи координаты  $x_0 = x_s - x_r$ . Чем ближе объект находится к центру изображения, тем ближе корреляционный пик будет к точке истинного нахождения объекта на исходной сцене. Если даже не известно истинное положение объекта, относительная оценка положения объекта полезна в практических задачах, таких как автоматическое слежение объектов. Числитель  $\mathbf{E}\{y(x_0)\}$  выражения (3) можно записать как:

$$\mathbf{E}\{y(x_0)\} = \frac{1}{2\pi} \mathbf{E}\left\{ \int H(\omega)S(\omega)e^{i\omega x_0} d\omega \right\}. \quad (4)$$

Учитывая пространственное усреднение и используя теорему Парсеваля, вычислим знаменатель  $\mathbf{E}\{\overline{|y(x)|^2}\}$  выражения (3) как:

$$\mathbf{E}\{\overline{|y(x_0)|^2}\} = \frac{1}{2\pi L} \mathbf{E}\left\{ \int |H(\omega)S(\omega)|^2 d\omega \right\}. \quad (5)$$

Подставляя (4) и (5) в (3) получим:

$$\text{РОЕ} = \frac{L |\mathbf{E}\{ \int H(\omega)S(\omega)e^{i\omega x_0} d\omega \}|^2}{2\pi \mathbf{E}\left\{ \int |H(\omega)S(\omega)|^2 d\omega \right\}}.$$

Применим неравенство Шварца и получим частотную характеристику оптимального фильтра:

$$H(\omega) = \frac{\alpha R^*(\omega)T(\omega)}{|T(\omega)|^2 + N_r(\omega)} \times \frac{T_s^*(\omega)}{|T_s(\omega)|^2 + \frac{1}{2\pi} B_0(\omega) * |\bar{W}(\omega)|^2 + N_s(\omega)}, \quad (6)$$

где  $T_s(\omega)$  — преобразование Фурье от нового объекта распознавания на исходной сцене  $t_s(x) = t(x) + \mu_s \bar{w}(x)$ ,  $\alpha$  — коэффициент нормировки. Отметим, что полученный фильтр состоит из каскада двух линейных систем: первая система сглаживает аддитивный шум с помощью Винеровской фильтрации [16], а вторая система — ООФ служит для обнаружения объекта на исходной сцене. Если изображение эталона не содержит шума, то полученный фильтр равен классическому фильтру ООФ.

1.3. Оценивание параметров

Для реализации выведенного фильтра необходимы преобразования Фурье объекта распознавания и бинарной функции, описывающей форму объекта, что противоречит постановке задачи, так как такая информация об объекте недоступна. Будем использовать оценивание необходимых параметров из изображения эталона. Для улучшения оценок можно использовать сглаживание аддитивного шума на изображении эталона с помощью Винеровской фильтрации [16]. После фильтрации шума, пороговая обработка позволит получить оценку бинарной функции, описывающую форму объекта:

$$\tilde{r}(x) = r(x) * h_{Wiener}(x),$$

$$\tilde{w}(x) = \begin{cases} 1, & \text{если } \tilde{r}(x) \geq \tau(\mu_t, \sigma_t, \sigma_r), \\ 0, & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

Допустим, что распределения шума и эталона подчиняются нормальному закону, тогда значение порога зависит от статистик входного шума и объекта распознавания. Для определения оптимального порога используются: среднее значение  $\mu_t$ , среднее квадратическое отклонение объекта  $\sigma_t$  и дисперсия шума после фильтрации  $\tilde{\sigma}_r^2$ . Так как дисперсия объекта после фильтрации равна  $\sigma_w^2 = \sigma_t^2 + \tilde{\sigma}_r^2$ , то оптимальный порог для разделения двух распределений равен [17]

$$\tau = \frac{-\mu_t \sigma_w^2 + \beta}{\tilde{\sigma}_r^2},$$

где  $\beta = \sigma_t \sigma_w \sqrt{\mu_t^2 + 2\tilde{\sigma}_r^2 \log \frac{\sigma_t(1-\rho)}{\sigma_w \rho}}$ , а  $\rho$  — отношение площади объекта и площади всего изображения.

## 2. КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

В этом разделе представлены результаты компьютерного моделирования. Далее, мы анализируем результаты работы предложенного фильтра по критерию коэффициента дискриминации (КД), который формально определяется следующим образом:

$$DC = 1 - \frac{|y_{\max}^b|^2}{|y_{\max}^t|^2},$$

где  $y_{\max}^b$  — максимальное значение на корреляционной плоскости в области фона,  $y_{\max}^t$  — максимальное значение на корреляционной плоскости в области объекта распознавания. Область фона определяется, как область дополнительная к области объекта распознавания. Негативные значения КД означают, что фильтр не может распознать объект. Чтобы гарантировать статистически корректные результаты, были выполнены 30 экспериментов для различных положений объекта. Размеры всех изображений —  $256 \times 256$  элементов. Диапазон сигналов —  $[0-255]$ . Все фильтры реализованы с использованием дискретного преобразования Фурье. На Рис. 1 показан тестовый объект. Тестовые изображения фонов (детермини-



**Рис. 1.** Эталон, используемый в экспериментах.

рованное и стохастическое) показаны на Рис. 2а и 2б соответственно. Стохастическое изображение — реализация коррелированного случайного процесса с коэффициентом корреляции 0.95. Изображения эталона и детерминированного фона взяты из базы данных CODID: <http://www.nada.kth.se/ekvall/codid.html>. Статистические характеристики фоновых изображений, среднее значение:  $\mu_s = 60$  и среднее квадратическое отклонение:  $\sigma_b = 25$ . Аналогичные

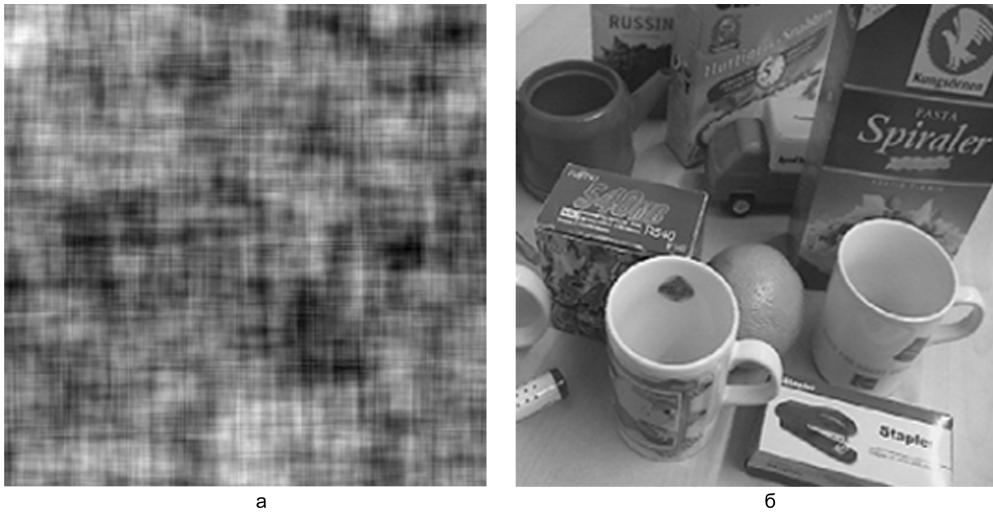


Рис. 2. (а) Реализация стохастического фона и (б) реальный фон.

характеристики эталона:  $\mu_s = 80$  и  $\sigma_b = 40$ . Изображение объекта искажено аддитивным белым гауссовым шумом.

Чтобы установить верхнюю границу в работе фильтров, мы используем ООФ, синтезированный при условии, что все параметры известны. Два варианта выведенного фильтра используются в моделировании: AN<sub>1</sub> использует предположение, что форма эталона известна, а для синтеза AN<sub>2</sub> все параметры оцениваются по изображению эталона. На тестовых сценах среднеквадратическое отклонение равно 10, в то время как на изображении эталона этот параметр меняется в диапазоне от 5 до 50.

На Рис. 3 показаны результаты обнаружения объекта на стохастическом фоне. Этот тип

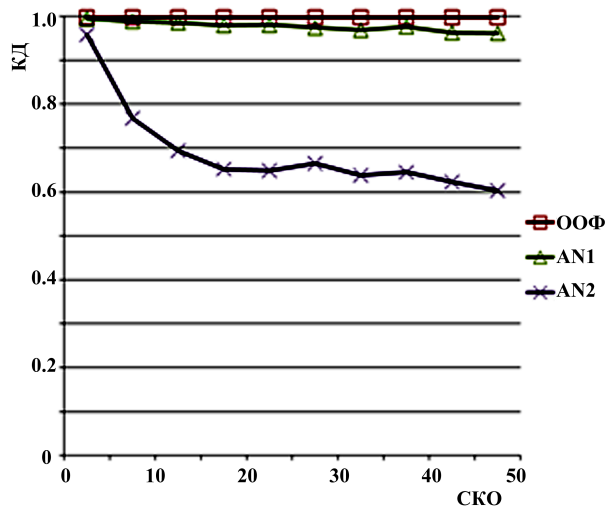
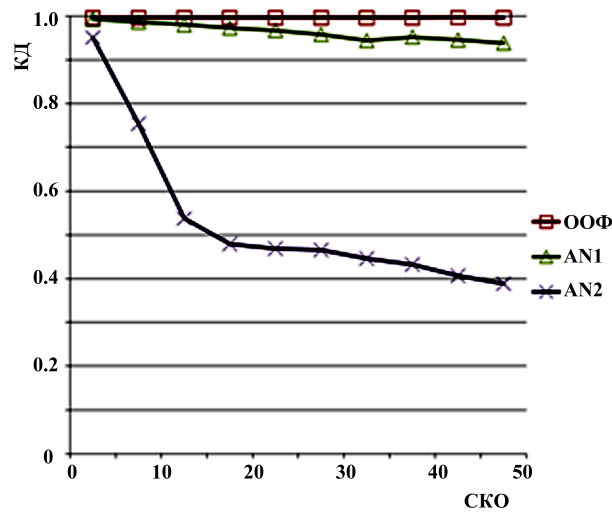


Рис. 3. Результаты обнаружения с помощью корреляционных фильтров на стохастическом фоне с  $\mu_t = 80$  и  $\sigma_t = 40$ : коэффициент дискриминации как функция среднеквадратического отклонения шума на изображении эталона.

фона точно соответствует модели сигнала, представленной в (2). Как ожидалось, ООФ обнаруживает объект с коэффициентом дискриминации близким единице. При известной форме

объекта, результаты обнаружения с помощью  $AN_1$  немного хуже ООФ. С другой стороны, в наших экспериментах  $AN_2$  также всегда обнаруживал объект распознавания, даже при сильном шуме на изображении эталона. При тестировании обнаружения объекта на реальном изображении предположение о стационарной природе фона не соблюдается, поэтому результаты работы всех фильтров хуже, чем для стохастического фона. На Рис. 4 показаны результаты обнаружения объекта на реальном изображении. Результаты обнаружения с помощью предло-



**Рис. 4.** Результаты обнаружения с помощью корреляционных фильтров на реальном фоне с  $\mu_t = 80$  и  $\sigma_t = 40$ : коэффициент дискриминации как функция среднеквадратического отклонения шума на изображении эталона.

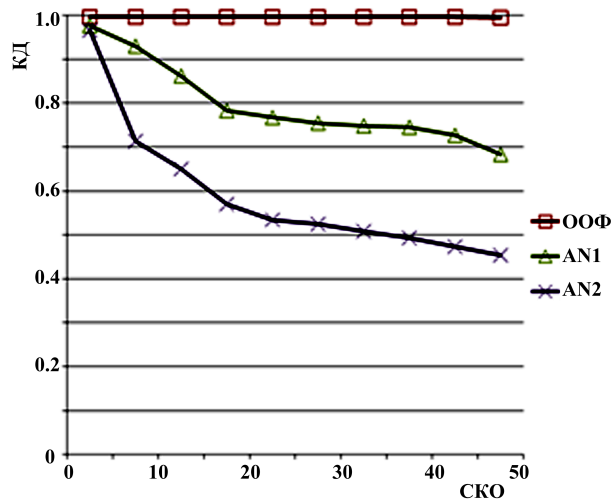
женных фильтров для реального и стохастического изображений — похожи. При возрастании уровня шума, качество обнаружения падает быстро, так как мы не можем получить хорошую оценку бинарной функции формы объекта.

Проанализируем чувствительность предложенного фильтра к изменению статистических характеристик эталона. На Рис. 5 показаны результаты обнаружения объекта на стохастическом фоне при  $\mu_t = 100$  и  $\sigma_t = 30$ . В этом случае, форма объекта является не сильно важной характеристикой, и качество работы  $AN_1$  быстро убывает при возрастании шума на изображении эталона. Это явление можно объяснить, если переписать частотную характеристику фильтра (6) следующим образом:

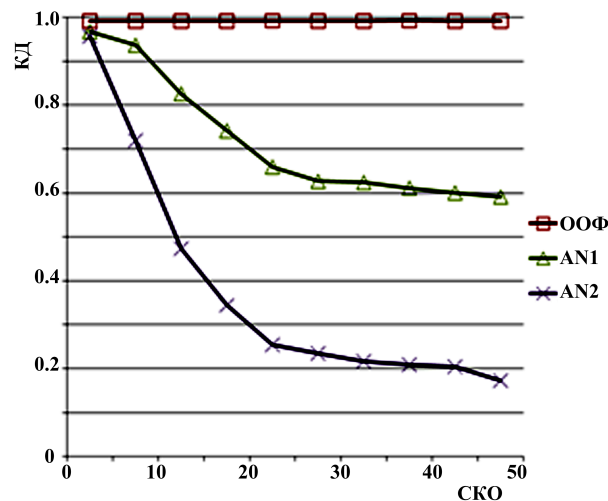
$$H(\omega) = F(\omega)[T^*(\omega) + \mu_s \bar{W}^*(\omega)], \quad (7)$$

где  $F(\omega)$  включает все мультипликативные члены. Интенсивность корреляционного пика зависит от согласованной фильтрации с двумя членами (7). Если среднее значение эталона возрастает при фиксированных характеристиках фона, то первый член выражения (7) будет давать больший вклад в корреляционный пик, чем второй член. Поэтому информация о форме объекта становится менее значимой. На Рис. 6 показаны результаты обнаружения этого же объекта на реальном изображении. Результаты обнаружения с помощью предложенных фильтров для реального и стохастического изображений — похожи.

Отметим, что при больших значениях  $\mu_t$  и меньших значениях  $\sigma_t$  можно осуществить лучшее разделение объекта и шума на изображении эталона, что приводит к меньшим ошибкам оценивания параметров и к лучшему автоматическому обнаружению объекта.



**Рис. 5.** Результаты обнаружения с помощью корреляционных фильтров на стохастическом фоне с  $\mu_t = 100$  и  $\sigma_t = 30$ : коэффициент дискриминации как функция среднеквадратического отклонения шума на изображении эталона.



**Рис. 6.** Результаты обнаружения с помощью корреляционных фильтров на реальном фоне с  $\mu_t = 100$  и  $\sigma_t = 30$ : коэффициент дискриминации как функция среднеквадратического отклонения шума на изображении эталона.

## ВЫВОДЫ

В данной статье был предложен корреляционный фильтр, оптимизированный по критерию отношения корреляционного пика к энергии корреляционной плоскости, для надежного обнаружения объектов, врезанных в фоновое изображение. Фильтр получен из новой модели, в которой учитывается наличие шума на изображении эталона. С помощью компьютерного моделирования мы сравнили результаты работы традиционного и предлагаемого фильтров на стохастических и реальных изображениях для автоматического обнаружения объектов.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Se Hyun Park, Eun Yi Kim, Sang Won Hwang, Yeon Chul Lee, Hang Joo Kim. Face detection for security system on the Internet, *International Conference on Consumer Electronics*, IEEE Cat. No.01CH37182,

- Los Angeles, CA, USA, n.d., pp. 276–277.
2. Jae-Sung Kwon, Jong-Min Lee, Whoi-Yul Kim. Real-time detection of foreign objects using X-ray imaging for dry food manufacturing line, *2008 IEEE International Symposium on Consumer Electronics*, Vilamoura, Portugal, 2008, pp. 1–4.
  3. VanderLugt A. Signal detection by complex spatial filtering, *Information Theory, IEEE Transactions*, 1964, no. 10, pp. 139–145.
  4. Casasent D., Anqi Ye. Detection filters and algorithm fusion for ATR, *IEEE Trans. on Image Process*, 1997, no. 6, pp. 114–125.
  5. Kumar B.V.KV., Savvides M., Xie C. Correlation Pattern Recognition for Face Recognition, *Proc. IEEE*, 2006, no. 94, pp. 1963–1976.
  6. Yi Li, Zhiyan Wang, Haizan Zeng. Correlation Filter: An Accurate Approach to Detect and Locate Low Contrast Character Strings in Complex Table Environment, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 2004, no. 26, pp. 1639–1644.
  7. Perez E., Javidi B. Nonlinear distortion-tolerant filters for detection of road signs in background noise, *IEEE Trans. Veh. Technol.*, 2002, 51, pp. 567–576.
  8. Kober V., Campos J., Accuracy of location measurement of a noisy target in a nonoverlapping background, *Journal of the Optical Society of America*, 1996, no. A 13, pp. 1653–1666.
  9. Kumar B.V.K.V., Mahalanobis A., Juday R. *Correlation Pattern Recognition*, Cambridge Univ Press, 2005.
  10. Díaz-Ramírez V.H., Kober V., Álvarez-Borreg J. Pattern recognition with an adaptive joint transform correlator, *Applied Optics* 2006, no. 45, pp. 5929–5941.
  11. Kumar B.V.K.V., Hasebrook L. Performance measures for correlation filters, *Applied Optics* 1990, no. 29, pp. 2997–3006.
  12. Javidi B., Wang J. Design of filters to detect a noisy target in nonoverlapping background noise, *Journal of the Optical Society of America*, 1994, no. A 11, pp. 2604–2612.
  13. Casasent D. Unified synthetic discriminant function computational formulation, *Applied Optics*, 1984, no. 23, pp. 1620–1627.
  14. Mahalanobis A., Kumar B.V.K.V., Casasent D. *Applied Optics*, 1987, no. 26, pp. 3633–3640.
  15. Ramos-Michel E.M., Kober V. Adaptive composite filters for pattern recognition in linearly degraded and noisy scenes, *Optical Engineering*, 2008, no. 47, p. 047204.
  16. Jain A. *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice Hall, New York, 1989.
  17. Duda R.O., Hart P.E., Stork D.G. *Pattern Classification*, 2nd Edition, Wiley-Interscience, 2000.

## Automated Object Detection with a Correlation Filter Designed from a Noisy Image

**Aguilar-González P. M., Karnaukhov V.N., Kober V.I.**

Correlation filters used for object detection are commonly designed using explicit knowledge of the target appearance and the target shape. This assumption requires that the image of a target used for the filter design be manually processed. In this paper, we propose the design of a correlation filter without explicit knowledge of the target. We start from assumption that the target is given in a noisy image and no information about its shape is available a priori. Computer simulation results are presented comparing the performance of the proposed filter with that of common correlation filters.

**KEYWORDS:** pattern recognition, correlation filter, filter design.