

АНАЛИЗ И СИНТЕЗ СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ

УДК 004.932.2

ПОСТРОЕНИЕ МНОГОКАНАЛЬНОГО ФИЛЬТРА ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ ТОЧЕЧНЫХ ОБЪЕКТОВ В ИЗОБРАЖЕНИИ, ФОРМИРУЕМОМ МАТРИЧНЫМ ФОТОПРИЁМНИКОМ

В. С. Киричук^{1,2}, В. П. Косых^{1,2}

¹Институт автоматики и электрометрии СО РАН,
630090, г. Новосибирск, просп. Академика Коптюга, 1

²Новосибирский государственный университет,
630090, г. Новосибирск, ул. Пирогова, 2

E-mail: kirichuk@iae.nsk.su

kosych@iae.nsk.su

Предложен новый подход к построению многоканального фильтра для обнаружения малоразмерных объектов в изображениях, регистрируемых матричным фотоприёмником. Для оценивания импульсного отклика каждого из каналов фильтра множество экспериментально полученных изображений объектов, расположенных различным образом относительно ячеек фотоприёмника, разбивается на несколько подмножеств, служащих эталонами при вычислении импульсных откликов фильтра. Приводятся экспериментальные данные, демонстрирующие значимое снижение вероятности пропуска объектов в изображениях, подвергнутых обработке фильтром, построенным предложенным способом.

Ключевые слова: точечный (малоразмерный) объект, матричный фотоприёмник, обнаружение, многоканальный фильтр.

Введение. Обнаружение малоразмерных объектов малой интенсивности в изображениях является задачей, постоянно привлекающей внимание специалистов в области обработки изображений. Один из наиболее разрабатываемых аспектов этой задачи — обнаружение объектов известной формы на сложном фоне. Здесь преобладают два подхода. Первый из них пригоден для обнаружения стационарных объектов и состоит в подавлении фона, основанном на знании (или оценивании) его детерминистской [1] или статистической [2, 3] модели. Второй, предполагающий локальную временную и пространственную стационарность фона, использует для гашения фона межкадровую обработку и применяется при обнаружении подвижных объектов [4–6]. Другая сторона задачи — обнаружение объектов различной (или изменяющейся в процессе наблюдения) формы. За последнее десятилетие разработан ряд подходов, интерпретирующих задачу обнаружения объектов различной формы как задачу распознавания образов [7–9].

Следует, однако, обратить внимание на то, что под малоразмерными объектами в большинстве исследований, посвящённых их обнаружению, подразумеваются объекты с площадью от нескольких десятков до сотен пикселей. В то же время в системах регистрации, использующих матричные фотоприёмники, характерные размеры ячеек фотоприёмника сравнимы с размерами функции рассеяния точки (ФРТ) оптики, формирующей изображение, вследствие чего всё изображение удалённого объекта в плоскости фотоприёмника может занимать площадь всего в несколько пикселей. В связи с этим форма сигнала, обнаруживаемого одним и тем же объектом, существенно зависит от положения его проекции относительно центра ячейки фотоприёмника. Впервые, как нам кажется, на эту особенность

регистрации малоразмерных объектов обратили внимание авторы работы [10], в которой были исследованы различные критерии обнаружения таких объектов (вслед за авторами работы будем называть их точечными), реализованные в виде линейного фильтра. В частности, предложен конструктивный способ построения оптимального пространственно-инвариантного фильтра, основанного на байесовском критерии, минимизирующем ошибку решения, в предположении, что сигнал неизвестной амплитуды сопровождается аддитивным нормальным шумом с известной корреляционной матрицей, а положение объекта в пределах ячейки фотоприёмника подчиняется равномерному распределению.

В этой же работе приводятся результаты применения адаптивного фильтра, подстраивающегося под положение объекта. Численный эксперимент с множеством объектов, равномерно распределённых относительно центров ячеек фотоприёмника, показал, что по обнаружительной способности адаптивный фильтр практически не уступает оптимальному.

В работе [11] предложен другой способ построения фильтра, изменяющего свою форму в зависимости от текущей оценки положения объекта. Было отмечено, что такой фильтр даёт значительное повышение отношения сигнал/шум (С/Ш) для объекта, смещённого относительно центра ячейки фотоприёмника, по сравнению с пространственно-инвариантным фильтром. Реализация адаптивного фильтра требует больших вычислительных затрат, поэтому в работах [12, 13] исследована его модификация, сводящаяся к многоканальной фильтрации. В численном эксперименте показано, что четырёхканальный фильтр, каждый из каналов которого настроен на одно из четырёх фиксированных положений объекта относительно ячейки фотоприёмника, не уступает по качеству обнаружения адаптивному фильтру.

Во всех цитируемых выше работах предполагалось, что, во-первых, пространственное распределение света, создаваемое объектом в ячейках фотоприёмной матрицы, известно, во-вторых, во время накопления сигнала в фотоприёмнике объект остаётся неподвижным. Задачей данного исследования является разработка способа построения многоканального фильтра для обнаружения подвижных точечных объектов на однородном фоне при априори неизвестном распределении света в ячейках фотоприёмника.

Постановка задачи. Обычно построение фильтра базируется на модели формирования сигнала в ячейке фотоприёмника, сводящейся к интегрированию непрерывного изображения объекта, определяемого ФРТ формирующей изображение оптики, в пределах ячейки фотоприёмника:

$$g(i, j; x_0, y_0) = A \int_{j\Delta - d/2}^{j\Delta + d/2} dy \int_{i\Delta - d/2}^{i\Delta + d/2} dx h(x - x_0, y - y_0), \quad (1)$$

где (i, j) — дискретные координаты ячейки фотоприёмника; Δ — шаг фотоприёмной матрицы; $d < \Delta$ — размер ячейки матрицы (для упрощения описания размер ячейки и шаг предполагаются одинаковыми вдоль строк и столбцов); $h(x, y)$ — известная априори ФРТ оптической системы; (x_0, y_0) — положение изображения объекта относительно системы координат, заданной узлами решётки фотоприёмника; A — коэффициент, определяемый энергией излучения, попадающего от объекта на фотоприёмник. В частности, модель (1) используется при анализе фильтров в [10].

В действительности модель сигнала (1) описывает только распределение освещённости на поверхности фотоприёмника в пределах фоточувствительных ячеек и не учитывает ряда других существенных особенностей регистрации. Во-первых, распределение света в ячейках зависит не только от ФРТ оптической системы и их площади, но и от характера распространения света в глубине (защитного покрытия и фоточувствительного слоя) матричного приёмника. Во-вторых, в матричном фотоприёмнике существует взаимное

влияние соседних ячеек друг на друга, зависящее от его конструктивных особенностей, технологии и используемых материалов. В-третьих, при регистрации движущегося объекта возникает «смаз», определяемый как направлением и скоростью движения объекта, так и инерционностью тракта формирования сигнала.

Корректно учесть всю совокупность таких факторов в более сложной, чем (1), параметрической модели формирования сигнала не представляется возможным. В то же время для конкретных образцов фотоприёмника и оптической системы в результате стендовых испытаний можно получить множество экспериментальных реализаций сигнала фотоприёмника, представительно отражающее влияние различных условий и режимов движения точечного объекта. Типичные сигналы точечного источника света, движущегося равномерно прямолинейно, при различных его положениях относительно ячейки матричного фотоприёмника приведены на рис. 1. Задача заключается в том, чтобы на основе полученного множества экспериментальных данных построить импульсные отклики каждого канала многоканального фильтра.

Рассмотрим задачу обнаружения точечного объекта в фрагменте дискретного изображения размером $(2L + 1) \times (2L + 1)$ пикселей.

Пусть \mathbf{g} — вектор-столбец длиной $(2L + 1)(2L + 1)$ элементов, состоящий из упорядоченных некоторым образом отсчётов, зарегистрированных в текущем фрагменте; $\mathbf{s}(\boldsymbol{\theta}) = [s_1(\boldsymbol{\theta}), \dots, s_{(2L+1)(2L+1)}(\boldsymbol{\theta})]^T$ — вектор, характеризующий форму полезного сигнала ФПУ от объекта, и измерения сопровождаются аддитивным шумом, представленным в текущем фрагменте вектором $\boldsymbol{\xi}$. Форма сигнала зависит от ряда параметров, таких как положение изображения объекта относительно центрального пикселя фрагмента, скорость движения объекта, инерционность тракта и т. д., которые собраны в векторе параметров $\boldsymbol{\theta}$. Тогда данные в текущем фрагменте представляются в виде $\mathbf{g} = \boldsymbol{\xi}$, если фрагмент не содержит объекта, или $\mathbf{g} = A\mathbf{s}(\boldsymbol{\theta}) + \boldsymbol{\xi}$, если в фрагменте присутствует объект с амплитудой A .

Задача обнаружения заключается в проверке гипотезы $H_0: A = 0$ (отсутствие объекта) против альтернативной гипотезы $H_1: A > 0$ (наличие объекта) и сводится к оцениванию амплитуды сигнала по текущим данным \mathbf{g} и последующему сравнению полученной оценки с порогом, заданным согласно избранному критерию обнаружения. При условии нормальности и некоррелированности шума в соответствии с методом максимального правдопо-

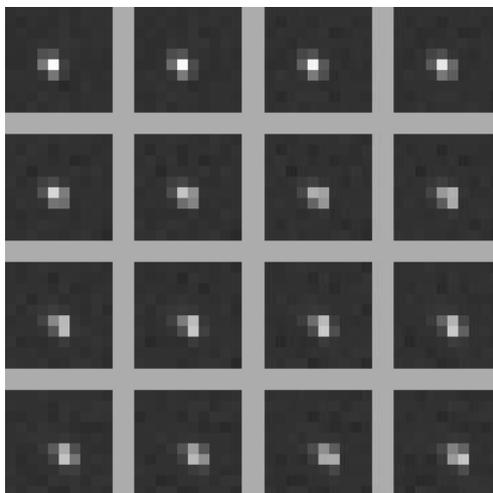


Рис. 1. Изменение формы сигнала матричного фотоприёмника при движении изображения точечного объекта в пределах соседних ячеек

добия (ММП) оценка амплитуды достигается посредством минимизации функционала

$$J = [\mathbf{g} - A\mathbf{s}(\boldsymbol{\theta})]^T [\mathbf{g} - A\mathbf{s}(\boldsymbol{\theta})] \quad (2)$$

по параметрам A и $\boldsymbol{\theta}$.

Оценка амплитуды, доставляющая минимум функционалу (2), как нетрудно показать, имеет вид

$$\hat{A}(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = \frac{\mathbf{s}^T(\hat{\boldsymbol{\theta}})\mathbf{g}}{\mathbf{s}^T(\hat{\boldsymbol{\theta}})\mathbf{s}(\hat{\boldsymbol{\theta}})}, \quad (3)$$

при этом оценка вектора $\boldsymbol{\theta}$ должна удовлетворять условию

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \min \left\{ \mathbf{g}^T \mathbf{g} - \left[\frac{\mathbf{s}^T(\boldsymbol{\theta})\mathbf{g}}{\mathbf{s}^T(\boldsymbol{\theta})\mathbf{s}(\boldsymbol{\theta})} \right]^2 \mathbf{s}^T(\boldsymbol{\theta})\mathbf{s}(\boldsymbol{\theta}) \right\}. \quad (4)$$

Из (3) и (4) следует, что, во-первых, оптимальная в смысле ММП оценка вектора параметров $\boldsymbol{\theta}$ максимизирует квадрат оценки амплитуды, полученной посредством фильтрации сигнала \mathbf{g} фильтром с импульсным откликом $\mathbf{h}(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = \frac{\mathbf{s}(\hat{\boldsymbol{\theta}})}{\mathbf{s}^T(\hat{\boldsymbol{\theta}})\mathbf{s}(\hat{\boldsymbol{\theta}})}$, во-вторых, для получения оптимальной оценки амплитуды нет необходимости оценивать вектор параметров $\boldsymbol{\theta}$, а достаточно ограничиться получением оценки формы сигнала $\hat{\mathbf{s}}$, доставляющей минимум функционалу (4). Поэтому, имея представительную выборку $\mathbf{S} = \{\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_N\}$ объёмом N реализаций полезного сигнала (эталонных сигналов), можно выбрать непосредственно из неё оценку $\hat{\mathbf{s}}$, обеспечивающую максимум (3) для текущих данных \mathbf{g} . Прямое использование выборки является, по существу, многоканальной фильтрацией с числом каналов, равным числу элементов выборки, что практически нереализуемо. Тогда необходимо на основе выборки построить приемлемое количество фильтров.

Способы построения многоканального фильтра. Для построения многоканального фильтра с приемлемым числом каналов K предлагается разбить выборку на K непересекающихся подмножеств близких по форме сигналов, представив каждое подмножество некоторой «средней» формой сигнала $\bar{\mathbf{s}}_k$, $k = \overline{1, K}$, и определить импульсный отклик k -го канала как

$$\mathbf{h}_k = \frac{\bar{\mathbf{s}}_k}{\bar{\mathbf{s}}_k^T \bar{\mathbf{s}}_k}.$$

Рассмотрим два способа разбиения.

Первый, назовём его условно дихотомией, заключается в разбиении обучающей выборки плоскостями, ортогональными собственным векторам её автокорреляционной матрицы и проходящими через её центр. В этом случае $K = 2^P$ (P — количество разделяющих плоскостей). Оценкой автокорреляционной матрицы выборки \mathbf{S} является матрица

$$\mathbf{R} = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N \tilde{\mathbf{s}}_n \tilde{\mathbf{s}}_n^T,$$

где $\tilde{\mathbf{s}}_n$ — n -й центрированный эталонный сигнал:

$$\tilde{\mathbf{s}}_n = \mathbf{s}_n - \bar{\mathbf{s}}, \quad \bar{\mathbf{s}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{s}_n.$$

Матрица \mathbf{R} может быть разложена в произведение: $\mathbf{R} = \mathbf{U}\Lambda\mathbf{U}^T$, где столбцами матрицы $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_{(2L+1)(2L+1)}]$ являются собственные векторы, а элементами диагональной матрицы $\Lambda = \text{diag}[\lambda_1, \dots, \lambda_{(2L+1)(2L+1)}]$ — упорядоченные по убыванию неотрицательные собственные числа матрицы \mathbf{R} .

Положение вектора $\tilde{\mathbf{s}}_n$ по отношению к плоскости, ортогональной вектору \mathbf{u}_p , определяется знаком скалярного произведения $\mathbf{u}_p^T \tilde{\mathbf{s}}_n$: если $\mathbf{u}_p^T \tilde{\mathbf{s}}_n > 0$, то вектор лежит по одну сторону плоскости, если $\mathbf{u}_p^T \tilde{\mathbf{s}}_n < 0$ — по другую. Для каждого из $\tilde{\mathbf{s}}_n$ вычислим $P \leq (2L+1)^2$ чисел $\{v_1^{(n)}, \dots, v_P^{(n)}\}$ следующим образом:

$$v_p^{(n)} = \begin{cases} 1, & \mathbf{u}_p^T \tilde{\mathbf{s}}_n \geq 0, \\ 0, & \mathbf{u}_p^T \tilde{\mathbf{s}}_n < 0, \end{cases} \quad p = \overline{1, P}, \quad n = \overline{1, N}.$$

Разбиение обучающей выборки на $K = 2^P$ непересекающихся подмножеств P плоскостями, ортогональными собственным векторам, выполним согласно правилу

$$\mathbf{s}_n \in \mathbf{S}_k, \quad \text{где} \quad k = 1 + \sum_{p=1}^P 2^{p-1} v_p^{(n)}, \quad n = \overline{1, N}.$$

В качестве средней формы, характеризующей подмножество \mathbf{S}_k , определим форму сигнала

$$\bar{\mathbf{s}}_k = \frac{1}{N_k} \sum_{\mathbf{s}_n \in \mathbf{S}_k} \mathbf{s}_n,$$

где N_k — количество элементов подмножества \mathbf{S}_k .

Следует заметить, что при таком способе разбиения не учитывается возможность существования локальных неоднородностей в распределении формы сигнала в пространстве отсчетов. Поэтому второй способ разбиения использует процедуру кластеризации, цель которой — разбить обучающую выборку на K подмножеств (кластеров) таким образом, чтобы минимизировать в выбранной метрике среднее расстояние между элементами кластеров. Известно достаточно много алгоритмов кластеризации: от простых, где количество формируемых кластеров задаётся заранее, до изошрённых, когда не только параметры кластеров, но и их количество определяется в результате сложной процедуры разбиения — слияния. В данной работе применялась кластеризация, использующая простой алгоритм K внутригрупповых средних [14], в котором количество K формируемых подмножеств \mathbf{S}_k задаётся априори.

Здесь, в отличие от предыдущего способа, количество подмножеств не обязательно должно быть равно 2^P . Разбиение выполняется итерационно по следующему правилу:

$$\mathbf{s}_n \in \mathbf{S}_k^{(j)}, \quad \text{если} \quad \left\| \mathbf{s}_n - \mathbf{c}_k^{(j)} \right\| < \left\| \mathbf{s}_n - \mathbf{c}_l^{(j)} \right\|, \quad l = 1, \dots, K, \quad l \neq k,$$

где через $\|\mathbf{s} - \mathbf{c}\|$ обозначено расстояние между \mathbf{s} и \mathbf{c} в выбранной метрике, а $\mathbf{c}_k^{(j)}$ — центр k -го кластера, полученный в результате j -й итерации.

В свою очередь, центры кластеров для следующей итерации вычисляются как

$$\mathbf{c}_k^{(j+1)} = \frac{1}{N_k} \sum_{\mathbf{s}_n \in \mathbf{S}_k^{(j)}} \mathbf{s}_n.$$

В используемой реализации алгоритма начальные центры $\mathbf{c}_k^{(0)}$ подмножеств выбираются из исходной выборки случайным образом, расстояния между элементами выборки вычисляются в евклидовой метрике, количество итераций J фиксировано. В качестве формы сигнала, характеризующей подмножество \mathbf{S}_k , принимается центр этого подмножества, полученный в результате J -й итерации:

$$\bar{\mathbf{s}}_k = \mathbf{c}_k^{(J)}.$$

Экспериментальное оценивание импульсных откликов многоканального фильтра. Экспериментальный стенд содержит испытуемый матричный фотоприёмник с АЦП, оптическую систему, формирующую изображение точечного источника света в плоскости матрицы, и блок регистрации, записывающий изображения в виде последовательности оцифрованных кадров. Управляемый механический привод позволяет смещать изображение источника света в плоскости фотоприёмника с контролируемой скоростью.

В описываемом эксперименте интенсивность источника света выбирается так, чтобы обеспечить высокое отношение С/Ш ($As_{\max}/\sigma_0 > 60$, здесь As_{\max} — максимальное значение сигнала в изображении точечного источника света, σ_0 — среднеквадратичное значение случайного шума фотоприёмника и канала аналого-цифрового преобразования). На стенде получены исходные данные, состоящие из 32 последовательностей, каждая из которых содержит 200 кадров размером 50×50 пикселей с изображением точечного объекта, движущегося равномерно прямолинейно. Последовательности отличаются направлением и величиной проекции вектора скорости объекта на плоскость фотоприёмника (рис. 2). Поскольку в исходных последовательностях отношение С/Ш велико, целочисленные координаты объекта в n -м кадре определяются как координаты (m_n, l_n) глобального максимума сигнала, превышающего порог $t_0 = 30\sigma_0$. При таком пороге вероятность неверного обнаружения сигнала пренебрежимо мала. Случайные дробные смещения объекта в пределах ячеек фотоприёмника обусловлены неустранимой случайной погрешностью привода.

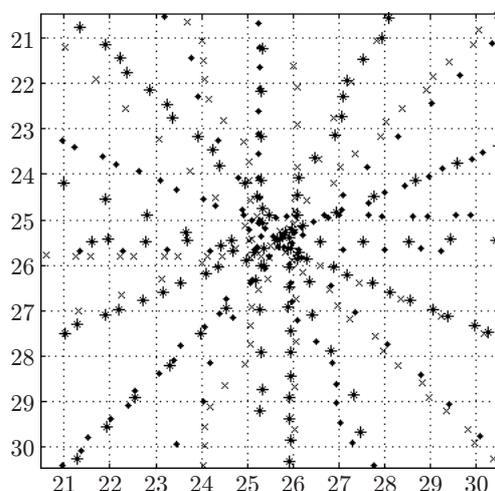


Рис. 2. Траектории движения изображения объекта по матрице ФПУ (разными значками обозначены точки различных траекторий, все траектории начинаются из ячейки (25, 25))

Все исходные кадры центрированы по интенсивности. Для этого по каждому кадру за исключением зоны объекта с координатами m и l , удовлетворяющими неравенствам

$$m_n - 2L < m < m_n + 2L, \quad l_n - 2L < l < l_n + 2L,$$

где $2L + 1$ — линейный размер рассчитываемых фильтров, оценивался средний уровень фона и вычитался из всех отсчётов кадра. В описываемом эксперименте $L = 1$. Из центрированных исходных данных сформированы эталонное множество сигналов и контрольное изображение. В эталонное множество $\mathbf{S} = \{\mathbf{s}_n\}_1^N$ включены (развёрнутые в векторы-столбцы размером $(2L + 1)^2$) изображения объекта из первых 100 кадров каждой последовательности ($N = 3200$). Во избежание неоднозначности описания формы, обусловленной возможным изменением интенсивности источника, элементы эталонного множества нормированы в соответствии с условием

$$\mathbf{s}_n^T \mathbf{s}_n = 1, \quad n = \overline{1, N}.$$

Следующие 100 кадров всех последовательностей «склеены» в контрольное изображение размером $5000 \times 1600 = 8 \times 10^6$ пикселей, содержащее 3200 изображений объекта. При исследовании эффективности фильтров в контрольное изображение добавляется некоррелированный нормальный шум с нулевым средним и известной дисперсией.

Посредством описанных выше процедур разбиения эталонного множества \mathbf{S} рассчитано пять фильтров:

- 1) один импульсный отклик, как результат усреднения \mathbf{S} по всем его элементам (одноканальный фильтр);
- 2) четыре импульсных отклика в результате дихотомии \mathbf{S} двумя плоскостями (четырёхканальный фильтр);
- 3) восемь импульсных откликов в результате дихотомии \mathbf{S} тремя плоскостями (восьмиканальный фильтр);
- 4) четыре импульсных отклика в результате разбиения \mathbf{S} на четыре кластера (четырёхканальный фильтр);
- 5) восемь импульсных откликов в результате разбиения \mathbf{S} на восемь кластеров (восьмиканальный фильтр).

Отклики одно-, четырёх- и восьмиканального фильтров, полученные посредством кластеризации, приведены на рис. 3.

Эффективность многоканальной фильтрации. Обычно эффективность обнаружения представляется в виде рабочей характеристики — зависимости вероятности обнаружения от вероятности ложной тревоги при фиксированном отношении С/Ш. Для наших целей удобнее определить эффективность фильтрации как зависимость оценки вероятности пропуска объекта \hat{P}_m от уровня шума при данном распределении максимумов сигнала в контрольном изображении и при двух представляющих практический интерес значениях вероятности ложных тревог P_{fa} ($P_{fa} = 10^{-4}$ и $P_{fa} = 10^{-5}$). Гистограмма распределения максимальных значений сигнала $A_{s_{\max}}$ от точечного объекта в контрольном изображении показана на рис. 4.

Максимумы сигнала лежат в диапазоне от 2000 до 8500 условных единиц (шкала задана параметрами АЦП). Столь большой диапазон изменения максимальных значений определяется наличием в фотоприёмнике межэлементных промежутков, линейный размер которых составляет примерно 10 % от шага матрицы.

Оценкой вероятности пропуска объекта служит величина

$$\hat{P}_m = 1 - \frac{n_d(t_{fa})}{N},$$

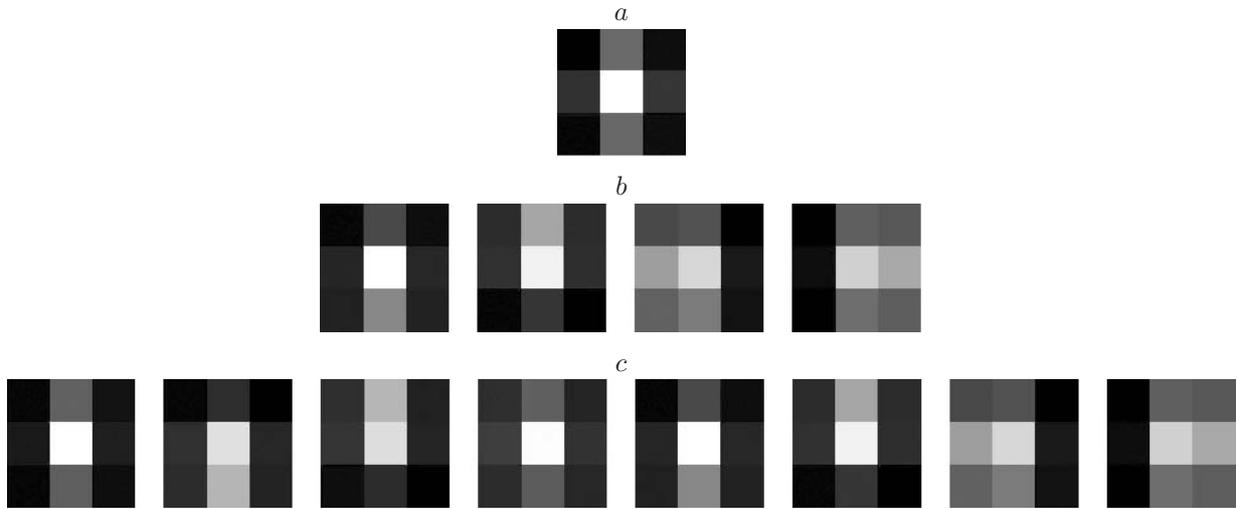


Рис. 3. Отклики фильтров, построенных по множеству сигналов: a — одно-, b — четырёх- и c — восьмиканальный фильтры

где n_d — количество объектов в контрольном изображении (исходном или фильтрованном) с максимальным значением, превысившим порог t_{fa} . При нормальном распределении шума в изображении I , на котором осуществляется обнаружение объектов, пороговый уровень t_{fa} определяется из соотношения

$$1 - \Phi\left(\frac{t_{fa} - \hat{I}}{\hat{\sigma}_0}\right) = P_{fa}, \quad (5)$$

где $\Phi(\cdot)$ — функция нормального распределения вероятности; $\hat{I} = \frac{1}{N_W} \sum_{m,n \in W} I_{mn}$ — среднее значение уровня фона в изображении I ; $\hat{\sigma}_0 = \sqrt{\frac{1}{N_W - 1} \sum_{m,n \in W} (I_{mn} - \hat{I})^2}$ — среднеквадратичное отклонение фона в I , I_{mn} — отсчёты изображения I , W — область изображения I , свободная от объектов, N_W — площадь (в пикселях) области W .

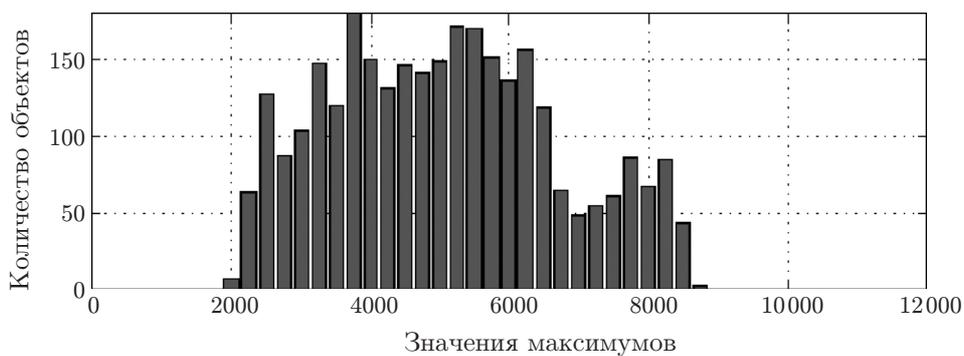


Рис. 4. Распределение максимумов сигнала $A_{s_{\max}}$ от точечного объекта в исходном контрольном изображении

Под изображением I подразумевается контрольное исходное изображение, искажённое аддитивным некоррелированным нормальным шумом с известной дисперсией или подвергнутое фильтрации одним из рассчитанных фильтров.

Следует заметить, однако, что при многоканальной фильтрации изменяется вид распределения шума, поэтому реальный порог, соответствующий заданной вероятности ложной тревоги, может отличаться от вычисленного согласно (5). Поскольку нам не удалось найти аналитический вид распределения, в качестве другой оценки порога использовалась величина t_{fa} , определяемая соотношениями

$$\sum_{t > t_{fa}} n_t > P_{fa} N_W; \quad \sum_{t > t_{fa} + 1} n_t \leq P_{fa} N_W, \quad (6)$$

где n_t — количество отсчётов, имеющих значение t , в области W изображения I .

При фиксированном количестве объектов N в изображении количество объектов n_d подчиняется биномиальному распределению. Учитывая это, можно показать, что среднеквадратичная ошибка (СКО) оценки вероятности пропуска имеет вид

$$\sigma_{P_m} \approx \sqrt{\frac{\hat{P}_m(1 - \hat{P}_m)}{N}}. \quad (7)$$

Оценки вероятности пропуска для разных способов построения фильтра при разных уровнях шума в контрольном изображении приведены в таблице. Символом «0» в колонке «Количество каналов» отмечены строки, содержащие оценки вероятности пропуска объекта на нефильтрованном контрольном изображении. Символом «-» заменены вероятности, недостоверно оценивающиеся из-за малого объёма выборки. В колонке «Неподвижный объект» приведены оценки вероятности пропуска при использовании четырёхканального фильтра, основанного на модели (1) формирования сигнала от объекта, неподвижного во время регистрации. Величина СКО (7) оценок вероятности пропуска приведена в скобках. Порог обнаружения при вычислении представленных в таблице вероятностей пропуска выбирался согласно выражению (5). Оценки, полученные при пороге обнаружения, выбираемом согласно (6), как показали вычисления, в пределах ошибки (7) не отличаются от оценок, приведённых в таблице.

Следует отметить особенность фильтров, построенных посредством кластеризации. Классический алгоритм K внутригрупповых средних предполагает случайное задание начального положения центров кластеров. В связи с этим возник вопрос, насколько стабильны результаты обработки фильтрами, рассчитанными при различных начальных условиях кластеризации. Для этого кластеризация эталонного множества сигналов выполнялась многократно (50 раз для вычисления каждого из фильтров). Несмотря на то что форма откликов многоканального фильтра несколько изменялась в каждой реализации, оценки вероятностей пропуска сохранялись вплоть до третьей значащей цифры.

Основные результаты эксперимента состоят в следующем:

— на изображениях с одним и тем же уровнем шума, но при различных режимах фильтрации наблюдается значимое уменьшение вероятности пропуска с ростом числа каналов, импульсные отклики которых рассчитаны по предлагаемой методике;

— при малом числе каналов (четыре канала) фильтры, построенные путём кластеризации, дают значимо меньшую вероятность пропуска, чем фильтры, построенные с помощью дихотомии;

— не наблюдается значимой разницы между вероятностями пропуска объектов для четырёхканальных фильтров, рассчитанных посредством дихотомии из экспериментальных данных и по модели (1) сигнала от неподвижного объекта;

СКО шума $\hat{\sigma}_0$	Количество каналов K	Вероятность пропуска P_m (при $P_{fa} = 10^{-5}$)			Вероятность пропуска P_m (при $P_{fa} = 10^{-4}$)		
		Дихотомия	Кластеризация	Неподвижный объект	Дихотомия	Кластеризация	Неподвижный объект
600	0	0,027 (0,003)			0,009 (0,002)		
	1	0,015 (0,002)			0,004 (0,001)		
	4	0,005 (0,001)	0,001 ($6 \cdot 10^{-4}$)	0,009	0,002 ($8 \cdot 10^{-4}$)	—	0,004
	8	0,001 ($6 \cdot 10^{-4}$)	—	—	—	—	—
700	0	0,082 (0,005)			0,033 (0,003)		
	1	0,047 (0,004)			0,025 (0,003)		
	4	0,026 (0,003)	0,010 (0,002)	0,028	0,010 (0,002)	0,004 (0,001)	0,011
	8	0,008 (0,002)	0,007 (0,002)	—	0,002 ($8 \cdot 10^{-4}$)	0,004 (0,001)	—
800	0	0,143 (0,006)			0,065 (0,005)		
	1	0,087 (0,005)			0,047 (0,004)		
	4	0,059 (0,004)	0,040 (0,004)	0,069	0,028 (0,003)	0,016 (0,002)	0,035
	8	0,027 (0,003)	0,026 (0,003)	—	0,013 (0,002)	0,012 (0,002)	—
900	0	0,211 (0,008)			0,126 (0,006)		
	1	0,157 (0,007)			0,089 (0,005)		
	4	0,119 (0,006)	0,095 (0,006)	0,125	0,063 (0,005)	0,043 (0,004)	0,076
	8	0,076 (0,005)	0,076 (0,005)	—	0,039 (0,004)	0,032 (0,003)	—
1000	0	0,316 (0,009)			0,185 (0,007)		
	1	0,221 (0,008)			0,145 (0,006)		
	4	0,181 (0,007)	0,163 (0,007)	0,202	0,116 (0,006)	0,091 (0,006)	—
	8	0,142 (0,006)	0,134 (0,006)	—	0,079 (0,005)	0,075 (0,005)	0,126

— при увеличении числа каналов (восемь каналов) эффективность построенных разными способами фильтров сближается;

— значимого различия между вероятностями пропуска, пороги обнаружения для которых вычислены различными способами (выражения (5) или (6)), не обнаружено.

Из этого следует, по крайней мере, три вывода:

1) вычисление откликов многоканального фильтра, основанное на сегментации экспериментально полученного представительного множества сигналов, позволяет отказаться от построения параметрической модели сигнала;

2) вычисление откликов фильтра посредством кластеризации наиболее эффективно при небольшом количестве каналов фильтра;

3) для вычисления порога обнаружения при многоканальной фильтрации можно пользоваться оценками первых моментов распределения шума в фильтрованном изображении, а не гистограммой распределения шума, для построения которой необходимы большие объёмы измерений.

Заключение. В данной работе предложен конструктивный способ построения многоканального фильтра для обнаружения движущихся точечных объектов в изображениях, формируемых матричным фотоприёмником. Способ не требует параметрического представления формы сигнала от объекта, а использует для построения импульсных откликов фильтра представительную выборку экспериментально полученных изображений объекта

(эталонное множество), сегментированную с учётом её неоднородности в пространстве измерений. Экспериментально показано, что при создании фильтра с малым числом каналов целесообразно формировать импульсные отклики каждого из каналов на основе кластеров, выявленных в эталонном множестве. При обнаружении точечного объекта, форма которого априори неизвестна, фильтр, построенный таким способом, обеспечивает, по сравнению с другими многоканальными фильтрами, существенное снижение вероятности пропуска (от $\sim 2,5$ раза в начале до $\sim 20\%$ в конце рабочего диапазона уровня шума).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Vasquez E., Galland F., Delyon G., Réfrégier P.** Mixed segmentation—detection-based technique for point target detection in nonhomogeneous sky // *Appl. Opt.* 2010. **49**, N 9. P. 1518–1527.
2. **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.
3. **Артемьев В. М., Наумов А. О., Кохан Л. Л.** Обнаружение изображений точечных объектов в условиях неопределенности // *Информатика.* 2010. № 2. С. 15–24.
4. **Киричук В. С., Пустовских А. И.** Применение статистических методов в задаче оценивания стационарной части фона по серии изображений // *Автометрия.* 1988. № 3. С. 74–78.
5. **Dijk J., van Eekeren A. W. M., Schutte K. et al.** Superresolution reconstruction for moving point target detection // *Opt. Eng.* 2008. **47**, N 9. 096401.
6. **Борзов С. М., Потатуркин О. И.** Обнаружение малоразмерных динамических объектов подвижной системой наблюдения // *Автометрия.* 2012. **48**, № 1. С. 23–29.
7. **Liu R., Liu E., Yang J. et al.** Point target detection of infrared images with eigentargets // *Opt. Eng.* 2007. **46**, N 11. 110502.
8. **Sims S. R. F., Mahalanobis A.** Performance evaluation of quadratic correlation filters for target detection and discrimination in infrared imagery // *Opt. Eng.* 2004. **43**, N 8. P. 1705–1711.
9. **Mahalanobis A., Muise R. R., Stanfill S. R.** Quadratic correlation filter design methodology for target detection and surveillance applications // *Appl. Opt.* 2004. **43**, N 27. P. 5198–5205.
10. **Samson V., Champagnat F., Giovannelli J.-F.** Point target detection and subpixel position estimation in optical imagery // *Ibid.* N 2. P. 257–263.
11. **Киричук В. С., Косых В. П., Курманбек уулу Т.** Адаптивная фильтрация с субпиксельным оцениванием координат точечных объектов // *Автометрия.* 2006. **42**, № 1. С. 3–12.
12. **Курманбек уулу Т.** Модификация алгоритма адаптивной фильтрации изображений точечных объектов // *Автометрия.* 2007. **43**, № 1. С. 44–48.
13. **Киричук В. С., Косых В. П., Курманбек уулу Т.** Алгоритмы обнаружения движущихся малоразмерных объектов в последовательности изображений // *Автометрия.* 2009. **45**, № 1. С. 14–22.
14. **Ту Дж., Гонсалес Р.** Принципы распознавания образов. М.: Мир, 1978. 411 с.

Поступила в редакцию 27 апреля 2012 г.