

## АНАЛИЗ И СИНТЕЗ СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ

УДК 004.932.2

## ПОДАВЛЕНИЕ ФОНА С РЕЗКИМИ ПЕРЕПАДАМИ ЯРКОСТИ В ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДИНАМИЧЕСКИХ МАЛОРАЗМЕРНЫХ ОБЪЕКТОВ

© Г. И. Громилин<sup>1</sup>, В. П. Косых<sup>1,2</sup>, С. А. Попов<sup>1</sup>, В. А. Стрельцов<sup>3</sup><sup>1</sup>Институт автоматизации и электрометрии СО РАН,  
630090, г. Новосибирск, просп. Академика Коптюга, 1<sup>2</sup>Новосибирский государственный университет,  
630090, г. Новосибирск, ул. Пирогова, 2<sup>3</sup>АО «Научно-производственное объединение «Орион»»,  
111538, Москва, ул. Косинская, 9  
E-mail: kosych@iae.nsk.su

В системах космического мониторинга околоземного пространства существует задача обнаружения слабоконтрастных подвижных объектов в изображениях с мощным пространственно-нестационарным фоном, значительно превышающим случайный (как правило, слабо коррелированный) шум регистрации. Наиболее эффективным способом повышения отношения сигнал/фон в условиях различия скорости движения объектов и фона является межкадровая обработка последовательности изображений, реализующая подавление фоновой составляющей в текущем кадре за счёт вычитания его оценки, полученной по предыдущим кадрам. Проблема заключается в наличии априори неизвестного движения фона, приводящего на участках его резких изменений к существенным ошибкам в формировании оценки. Исследован алгоритм межкадровой обработки, позволяющий оценить небольшие локальные движения фона и компенсировать их вплоть до долей шага дискретизации. Приведены результаты натурного моделирования, показывающие возможность подавления фоновой составляющей вплоть до уровня шума даже на участках с резкими изменениями фона.

*Ключевые слова:* малоразмерные объекты, подавление фона, дробный сдвиг.

DOI: 10.15372/AUT20190301

**Введение.** Обнаружение малоразмерных слабоконтрастных объектов в изображениях с низким отношением сигнал/фон — актуальная задача для систем глобального мониторинга околоземного пространства. Обычной ситуацией в этой задаче является многократное превышение уровня фона над уровнем шума регистрации. Методы обнаружения, основанные на независимом пространственном анализе отдельных кадров, оказываются недостаточно эффективными, в частности, из-за сложной структуры фона, содержащего множество образований, подобных объектам. При совместном анализе последовательности кадров появляется возможность выделить из этого множества динамические объекты, движение которых отличается от движения фоновой составляющей. Наиболее эффективным способом предварительной обработки, способствующей повышению надёжности обнаружения, является межкадровая обработка, позволяющая подавить фоновую составляющую текущего кадра, учитывая её оценку, полученную по предыдущим кадрам. Пусть цифровое изображение  $D$  размерами  $I \times J$  формируется дискретным фотоприёмником из непрерывного изображения  $\tilde{D}(y, x)$ :

$$D_{ij} = \tilde{D}(is, js) + \xi_{ij}, \quad i = \overline{1, I}, \quad j = \overline{1, J},$$

где  $s$  — пространственный шаг дискретизации (для последующих выводов не принципиально, одинаковы ли шаги дискретизации вдоль направлений  $y$  и  $x$  или нет);  $\xi_{ij}$  — некоррелированный шум регистрации с нулевым средним и дисперсией  $\sigma^2$ , причём дисперсия шума значительно меньше среднего квадрата уровня фона. Непрерывное изображение содержит либо фон  $\tilde{B}(y, x)$ , либо аддитивную смесь фона и объектов  $\tilde{O}(y, x)$ :

$$\tilde{D}(x, y) = \begin{cases} \tilde{B}(y, x), \\ \tilde{B}(y, x) + \tilde{O}(y, x). \end{cases}$$

Фоном является пространственно-нестационарный случайный процесс, а объектами — изображения «точечных» источников излучения, характерные размеры которых определяются в основном функцией рассеяния точки системы регистрации. В последовательности регистрируемых изображений изменения фона на протяжении нескольких кадров сводятся к пространственному сдвигу (по крайней мере, в пределах достаточно больших фрагментов кадра), а объекты появляются или смещаются от кадра к кадру относительно фона на расстояния, превышающие их размеры.

**Постановка задачи.** Рассмотрим два соседних по времени непрерывных изображения последовательности: предыдущее  $\tilde{P}(y, x)$  и текущее  $\tilde{D}(y, x)$ , отличающиеся тем, что в текущем изображении, во-первых, появляются объекты, а во-вторых, фоновая составляющая сдвинута по каждой координате на  $(dy, dx)$ , где  $dy = ks + \mu$ ,  $dx = ls + \nu$ , причём  $|\mu|, |\nu| < s$ . Тогда текущий (информационный) и предыдущий (опорный) кадры последовательности можно представить в виде

$$D_{ij} = \tilde{B}(is, js) + \tilde{O}(is, js) + \xi_{ij},$$

$$P_{ij} = \tilde{B}((i+k)s + \mu, (j+l)s + \nu) + \zeta_{ij}.$$

Простейшая межкадровая обработка заключается в получении разности текущего и сдвинутого на  $(-k, -l)$  предыдущего кадров:

$$r_{ij} = D_{ij} - P_{i-k, j-l},$$

в которой фоновая составляющая будет ослаблена.

Легко убедиться, что после совмещения кадров с точностью до целочисленных (кратных шагу дискретизации  $s$ ) сдвигов среднеквадратичное значение остаточного фона составит

$$s_{bij} = \sqrt{E\{r_{ij}^2\}} \approx \sqrt{\tilde{B}_y'^2 \mu^2 + \tilde{B}_x'^2 \nu^2} \Big|_{y=is, x=js}, \quad (1)$$

где  $E\{ \}$  — математическое ожидание,  $\tilde{B}_y'$ ,  $\tilde{B}_x'$  — производные входного изображения по соответствующим направлениям. На участках с резкими изменениями фона оно может достигать величины, по-прежнему значительно превышающей СКО компоненты, обусловленной шумом регистрации  $\sigma_n \approx \sqrt{2} \sigma$ . Это является основанием для компенсации фона, учитывающей дробные сдвиги между информационным и опорным кадрами. Способы оценивания целочисленных сдвигов хорошо известны (например, [1]) и далее не рассматриваются. Предполагается, что они определены и скомпенсированы, а остаточные взаимные сдвиги  $(dy, dx)$  являются величинами  $(\mu, \nu)$ , меньшими по отношению к  $s$ .

Не располагая в дискретных изображениях значениями сигнала между отсчётами, их оценки можно получить посредством интерполяции, представив совмещённый с текущим опорный кадр в виде

$$\hat{P}_{ij} = \sum_{s,t \in \Omega} h_{s,t} P_{i+s,j+t}.$$

Здесь  $h_{s,t}$  — интерполяционные коэффициенты, зависящие от величины сдвигов и модели поведения фона между отсчётами,  $\Omega$  — область, по которой выполняется интерполяция. Ранее [2] рассматривались два способа построения  $h_{s,t}$ : статистический и параметрический. Статистический способ [3] предполагает непосредственное вычисление коэффициентов на основе оптимального линейного прогноза (ОЛП) [4], а параметрический рассматривает некоторую априори заданную функцию  $h_{s,t}(\mu, \nu)$ , зависящую от дробных сдвигов  $\mu$ ,  $\nu$  как параметров, оценки которых получаются посредством минимизации функционала

$$(\hat{\mu}, \hat{\nu}) = \underset{(\mu, \nu)}{\operatorname{argmin}} \left\{ J(\mu, \nu) = \sum_{i,j} \left[ D_{i,j} - \sum_{s,t \in \Omega} h_{s,t}(\mu, \nu) P_{i+s,j+t} \right]^2 \right\}.$$

Применение ОЛП даёт несколько лучшую модель фона, чем интерполяция с помощью коэффициентов, параметрически зависящих от величины сдвигов, что обосновано и экспериментально подтверждено в [2], но требует обращения матриц сравнительно большой размерности и специальных мер стабилизации оценок коэффициентов в условиях слабо изменяющегося фона.

Задачей данной работы является детальное исследование и разработка алгоритма, основанного на втором варианте оценивания коэффициентов в целях получения устойчивых оценок и исключения обращения матриц большой размерности.

Заметим, что в [5] и [6] для подавления фона, по-видимому, применялся аналогичный подход, однако без раскрытия деталей.

**Подавление фона через оценивание дробных сдвигов.** Поскольку в крупноформатных изображениях величина сдвига может не сохраняться на всём изображении, предполагается, что изображения предварительно разбиты на фрагменты, в которых сдвиг можно считать постоянным и которые обрабатываются независимо друг от друга. Как было показано ранее [7], вычислительно наиболее простой алгоритм оценивания дробных сдвигов, основанный на линейной интерполяции опорного кадра, даёт смещённые оценки сдвигов и с учётом (1) не представляет интереса. Существенно уменьшить смещённость оценок позволил итерационный алгоритм [7], использующий билинейную интерполяцию, но применявшаяся в нём схема требовала многократного вычисления пространственных производных изображения в интерполированных точках, что приводило к значительным вычислительным затратам, и давала неустойчивые оценки на гладких фрагментах изображений. Далее предлагается более рациональная схема с однократным вычислением производных и стабилизацией оценок даже в условиях гладкого фона.

*Целевая функция при МНК-оценивании дробного смещения фрагмента.* Поскольку в пределах анализируемого фрагмента отличия в предыдущем  $P$  и текущем  $D$  кадрах заключаются только во взаимных дробных сдвигах и наличии независимого шума измерений, отсчёты межкадровой разности (остатки) можно представить в виде

$$r_{ij} = D_{ij} - \tilde{P}(si + \mu, sj + \nu). \quad (2)$$

Здесь  $i = \overline{Y_{\min}, Y_{\max}}$ ,  $j = \overline{X_{\min}, X_{\max}}$  — координаты точек фрагмента текущего кадра. Из независимости шума измерения яркости следует, что при отсутствии объекта остатки  $r_{ij}$  также независимы, их среднее равно нулю, а дисперсия

$$E(r_{ij}^2) = 2\sigma^2.$$

В соответствии с принятыми допущениями дробные сдвиги можно найти с помощью метода наименьших квадратов (МНК). Рассматривая остатки как функции оцениваемых параметров:

$$r_{ij} = r_{ij}(\mu, \nu),$$

оценки будем искать как результат безусловной нелинейной минимизации целевой функции, представляющей собой сумму квадратов остатков

$$J(\mu, \nu) = \sum_{i,j} r_{ij}^2(\mu, \nu), \quad i = \overline{Y_{\min}, Y_{\max}}, \quad j = \overline{X_{\min}, X_{\max}}, \quad (3)$$

$$(\hat{\mu}, \hat{\nu}) = \underset{(\mu, \nu)}{\operatorname{argmin}} J(\mu, \nu). \quad (4)$$

Из (3) и (4) видно, что на основе МНК выбирается такой дробный сдвиг, при котором фоновая компонента информационного кадра подавляется наилучшим (в среднеквадратическом смысле) образом. Строго говоря, минимум целевой функции может сместиться, когда в пределах текущего и опорного фрагментов присутствуют яркие объекты, движущиеся иначе, чем фон. Это смещение устраняется за счёт не требующего межкадровой обработки предварительного обнаружения и маскирования ярких объектов. Смещённостью минимума за счёт объектов малой яркости можно пренебречь, так как предполагается, что площадь анализируемого фрагмента значительно превышает совокупную площадь объектов, которые могут в нём находиться.

*Итерационная процедура Гаусса — Ньютона минимизации целевой функции.* Для минимизации (3) и вычисления МНК-оценки дробного сдвига можно применить итерационную процедуру Гаусса [8, п. 5.10], которая в данном случае выглядит следующим образом. Предположим, что на  $(n - 1)$ -й итерации алгоритма получены приближения  $\mu(n)$  и  $\nu(n)$  компонент дробного сдвига. С учётом этих приближений уравнения (2) можно переписать в виде

$$r_{ij}(\Delta\mu(n), \Delta\nu(n)) = \tilde{D}(si + \Delta\mu(n), sj + \Delta\nu(n)) - \tilde{P}(si + \mu(n), sj + \nu(n)),$$

где  $\Delta\mu(n)$  и  $\Delta\nu(n)$  — поправки к  $\mu(n)$  и  $\nu(n)$  соответственно, которые предстоит найти на  $n$ -й итерации алгоритма и уточнить оценки компонент дробного смещения:

$$\mu(n + 1) = \mu(n) - \Delta\mu(n), \quad \nu(n + 1) = \nu(n) - \Delta\nu(n).$$

Разложив функции  $r_{ij}(\Delta\mu(n), \Delta\nu(n))$  в ряд Тейлора по степеням  $\Delta\mu(n)$  и  $\Delta\nu(n)$  до членов первого порядка (линеаризация остатков по  $\Delta\mu(n)$  и  $\Delta\nu(n)$ ), получим

$$r_{ij}(\Delta\mu(n), \Delta\nu(n)) \approx D_{ij} + \frac{\partial \tilde{D}_{yx}}{\partial y} \Delta\mu(n) + \frac{\partial \tilde{D}_{yx}}{\partial x} \Delta\nu(n) - \tilde{P}(si + \mu(n), sj + \nu(n)), \quad (5)$$

где производные яркостей информационного кадра рассчитываются в точке  $(y, x) = (si, sj)$ . В качестве оценок производных в уравнениях (5) возьмём их дискретные аппроксимации:

$$\frac{\partial \tilde{D}_{yx}}{\partial y} \approx \frac{D_{i+1,j} - D_{i-1,j}}{2}, \quad \frac{\partial \tilde{D}_{yx}}{\partial x} \approx \frac{D_{i,j+1} - D_{i,j-1}}{2}.$$

Заметим, что производные яркостей информационного кадра не зависят от номера итерации и вычисляются для данного фрагмента 1 раз, а значения  $\tilde{P}(si + \mu(n), sj + \nu(n))$  опорного изображения в промежутках между отсчётами рассчитываются посредством билинейной интерполяции, которая заключается в свёртке опорного фрагмента с фильтром размерами  $2 \times 2$ .

Целевая функция (3) на  $n$ -й итерации примет вид

$$J(\Delta\mu(n), \Delta\nu(n)) = \sum_{i,j} \left\{ \frac{\partial \tilde{D}_{yx}}{\partial y} \Delta\mu(n) + \frac{\partial \tilde{D}_{yx}}{\partial x} \Delta\nu(n) + D_{ij} - \tilde{P}(si + \mu(n), sj + \nu(n)) \right\}^2$$

или в матричном представлении

$$J(\mathbf{p}(n)) = (\mathbf{A}\mathbf{p}(n) - \mathbf{b}(n))^\top (\mathbf{A}\mathbf{p}(n) - \mathbf{b}(n)), \quad (6)$$

где

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \dots & \dots \\ \partial \tilde{D}_{yx} / \partial y & \partial \tilde{D}_{yx} / \partial x \\ \dots & \dots \end{bmatrix} \approx \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \dots & \dots & \dots \\ D_{i+1,j} - D_{i-1,j} & D_{i,j+1} - D_{i,j-1} & \dots \\ \dots & \dots & \dots \end{bmatrix}, \quad (6')$$

$$\mathbf{b}(n) = \begin{bmatrix} \dots \\ \tilde{P}(si + \mu(n), sj + \nu(n)) - D_{ij} \\ \dots \end{bmatrix}, \quad \mathbf{p}(n) = \begin{bmatrix} \Delta\mu(n) \\ \Delta\nu(n) \end{bmatrix}.$$

Вектор  $\mathbf{p}(n)$  доставляет минимум целевой функции (6) при условии

$$\frac{d}{d\mathbf{p}(n)} J(\mathbf{p}(n)) = \mathbf{0}.$$

При невырожденной информационной матрице

$$\mathbf{M} = \mathbf{A}^\top \mathbf{A} \quad (7)$$

он является единственным решением системы нормальных линейных уравнений

$$\mathbf{M}\mathbf{p}(n) = \mathbf{A}^\top \mathbf{b}(n) \quad (8)$$

и может быть найден по формуле

$$\hat{\mathbf{p}}(n) = \mathbf{M}^{-1} \mathbf{A}^\top \mathbf{b}(n). \quad (9)$$

*Оценка дробного смещения фрагмента при вырожденной информационной матрице.* Ранг информационной матрицы  $\mathbf{M}$ , как следует из её определения (7), равен рангу матрицы  $\mathbf{A}$ . В свою очередь, ранг матрицы  $\mathbf{A}$ , как видно из выражений (6'), будет неполным и, следовательно, матрица  $\mathbf{M}$  — вырожденной, если (и только если) на фрагменте информационного кадра существует направление, вдоль которого яркостный сигнал не изменяется. В этом случае произвольный вектор, соответствующий направлению постоянной яркости, будет удовлетворять уравнениям (8) и давать одно и то же минимальное значение целевой функции  $J(\mathbf{p}(n))$  вида (6). Поскольку линейризация остатков применима лишь в небольшой окрестности текущего сдвига  $(\mu(n), \nu(n))^\top$ , то при выборе решения уравнений (8) из

всех возможных предпочтении следует отдать решению с минимальной нормой, которое имеет вид

$$\mathbf{p}(n) = \mathbf{M}^+ \mathbf{A}^\top \mathbf{b}(n),$$

где  $\mathbf{M}^+$  — псевдообратная к  $\mathbf{M}$  матрица [9, п. 4.1].

Матрица  $\mathbf{M}^+$ , обеспечивающая решение с минимальной нормой, может быть найдена с использованием спектрального разложения матрицы  $\mathbf{M}$ . Если  $\mathbf{v}_1$  и  $\mathbf{v}_2$  — собственные векторы матрицы  $\mathbf{M}$ , отвечающие собственным значениям  $\lambda_1$  и  $\lambda_2$  соответственно, то её спектральное разложение имеет вид

$$\mathbf{M} = \lambda_1 \mathbf{v}_1 \mathbf{v}_1^\top + \lambda_2 \mathbf{v}_2 \mathbf{v}_2^\top.$$

Тогда [10, п. 4a3]

$$\mathbf{M}^+ = \gamma_1 \mathbf{v}_1 \mathbf{v}_1^\top + \gamma_2 \mathbf{v}_2 \mathbf{v}_2^\top, \quad \gamma_k = \begin{cases} \lambda_k^{-1}, & \lambda_k > 0, \\ 0, & \lambda_k = 0, \end{cases} \quad k = 1, 2. \quad (10)$$

Если оба собственных числа матрицы  $\mathbf{M}$  не равны нулю, то  $\mathbf{M}^+ = \mathbf{M}^{-1}$ . Важно отметить, что размерность матрицы  $\mathbf{M}$  равна  $2 \times 2$ , её спектральное разложение легко получить в явном виде. Это существенно упрощает реализацию алгоритма в бортовой аппаратуре.

В терминах статистики векторы  $\mathbf{v}_1$  и  $\mathbf{v}_2$  задают направления главных осей эллипсоида рассеяния оценки  $\mathbf{p}(n)$ , а величины  $\lambda_1^{-1/2}$  и  $\lambda_2^{-1/2}$  пропорциональны длинам его полуосей. При вырожденной информационной матрице  $\mathbf{M}$  по крайней мере одно из её собственных значений равно нулю, тогда длина полуоси эллипсоида рассеяния, направленной вдоль соответствующего собственного вектора  $\mathbf{v}_k$ , обращается в бесконечность, приводя к нестабильности оценок. При выборе сдвига минимальной нормы в соответствии с (10) компонента шага  $\mathbf{p}(n)$  вдоль вектора  $\mathbf{v}_k$  полагается равной нулю, что и является дополнительным ограничением на решение, обеспечивающим его единственность.

*Псевдообращение информационной матрицы при наличии шума регистрации.* Пусть  $\mathbf{M}$  — информационная матрица системы (6) в отсутствие шума. Нетрудно показать, что в присутствии аддитивного независимого шума с нулевым средним и дисперсией  $\sigma^2$  в пределе, когда число элементов фрагмента  $N \rightarrow \infty$ , диагональные элементы матрицы  $\mathbf{M}$  примут вид

$$\mathbf{M}_{kk} \rightarrow \mathbf{M}_{kk} + \sigma^2 N/2, \quad k = 1, 2,$$

а внедиагональные останутся практически прежними. Соответственно изменятся собственные числа матрицы  $\mathbf{M}$ :

$$\lambda_k \rightarrow \lambda_k + \sigma^2 N/2, \quad k = 1, 2. \quad (11)$$

Таким образом, если в отсутствие шума информационная матрица вырождена, то при его наличии вырождение снимается. Хотя формально можно воспользоваться формулой (9) для вычисления шага  $\mathbf{p}(n)$ , этого делать не рекомендуется, так как компоненты  $\mathbf{p}(n)$  вдоль главных направлений, вырожденных (или плохо обусловленных) в отсутствие шума, из-за конечности  $N$  формируются случайным образом, что на практике может привести к нестабильности итерационной процедуры. Как показали эксперименты, в данном случае могут получаться сдвиги  $\mathbf{p}(n)$  величиной в несколько десятков пикселей. Неадекватно большие сдвиги возникают по направлениям, шаг вдоль которых формируется преимущественно за счёт присутствия шума. Исключение этих компонент шага в проведённых экспериментах неизменно устраняло проблему.

В правой части выражения (11) слагаемое  $\lambda_k$  имеет размерность дисперсии и является интегральной характеристикой фона в направлении собственного вектора  $\mathbf{v}_1$ . Значение  $\sigma^2 N/2$ , очевидно, определяется только дисперсией шума. Введём обозначение

$$d_k = \lambda_k + \sigma^2 N/2, \quad k = 1, 2,$$

Тогда величину

$$\text{SNR}_k = \sqrt{2\lambda_k/(\sigma^2 N)} = \sqrt{2d_k/(\sigma^2 N) - 1}$$

можно интерпретировать как отношение сигнал/шум вдоль направления  $\mathbf{v}_k$ . Ясно, что при малом  $\text{SNR}_k$  компонента шага  $\mathbf{p}(n)$  вдоль направления  $\mathbf{v}_k$  будет определяться в основном шумом, а не характеристиками фона, и такую компоненту следует положить равной нулю. В соответствии с вышеуказанным приходим к следующей адаптированной к наличию шума процедуре вычисления псевдообратной матрицы  $\mathbf{M}^+$ :

$$\mathbf{M}^+ = s_1 \mathbf{v}_1 \mathbf{v}_1^\top + s_2 \mathbf{v}_2 \mathbf{v}_2^\top, \quad s_k = \begin{cases} d_k^{-1}, & \text{SNR}_k > t, \\ 0, & \text{SNR}_k \leq t, \end{cases} \quad t > 0, \quad k = 1, 2.$$

Значение порога  $t$  не должно быть слишком мало, поскольку это может привести к неустойчивости итераций, но также не должно быть и слишком велико, так как результатом будет неполное подавление фона. Как показывают эксперименты, данный компромисс достигается при  $t \in [0,5-1,0]$ .

*Подавление фона в информационном кадре.* Вычисление межкадровой разности текущего и опорного фрагментов после окончательной оценки вектора сдвига  $\mathbf{p}(n_{\max}) = (\mu(n_{\max}), \nu(n_{\max}))^\top$  выполняется согласно выражению

$$R_{ij} = D_{ij} - \tilde{P}(si + \mu(n_{\max}), sj + \nu(n_{\max})),$$

причём на этом этапе значения  $\tilde{P}(si + \mu(n_{\max}), sj + \nu(n_{\max}))$  находятся с использованием интерполяционного фильтра Ланцоша [11]:

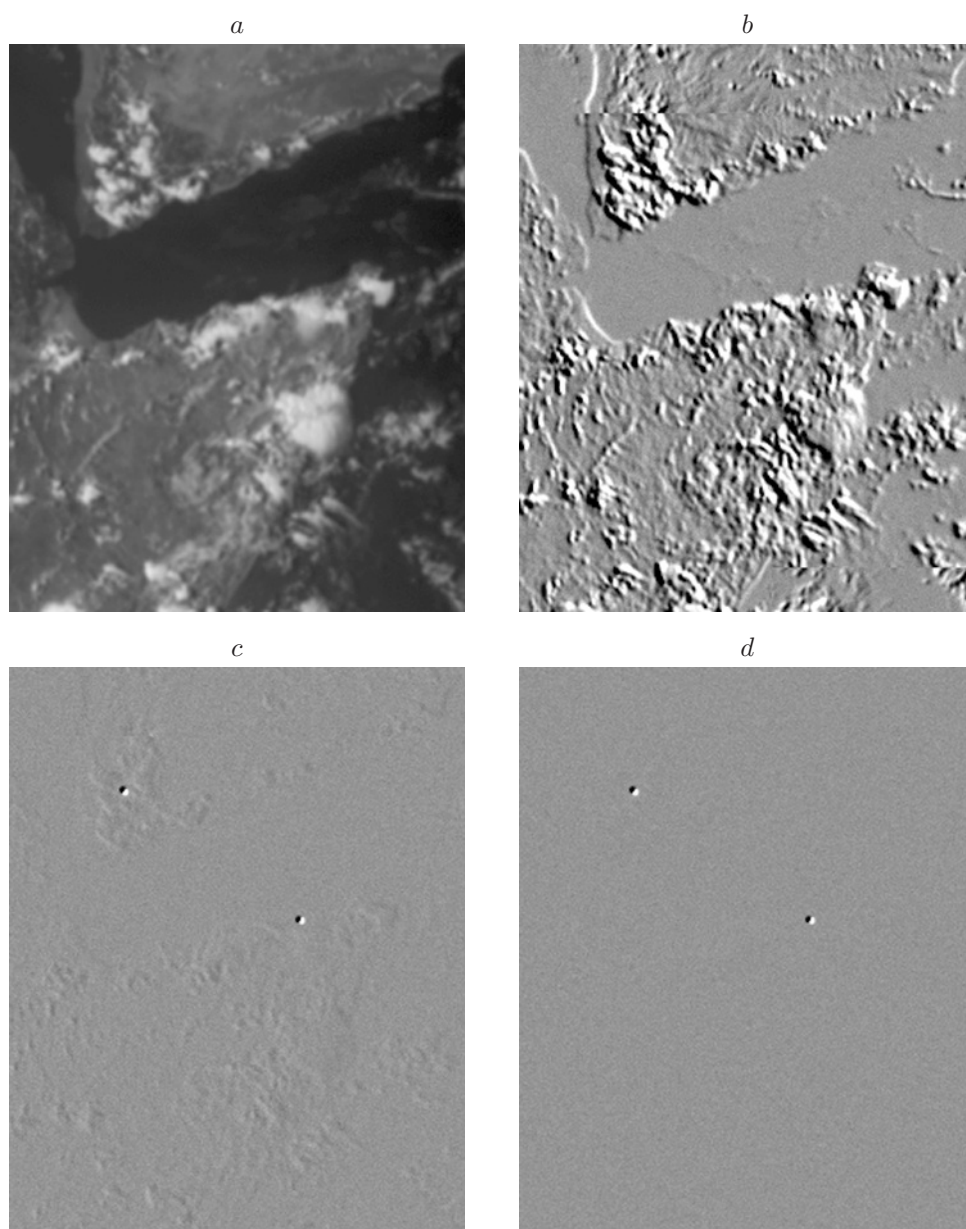
$$\tilde{P}(si + \mu, sj + \nu) = A \sum_{t=-r_l+1}^{r_l} h(t - \nu) \sum_{q=-r_l+1}^{r_l} h(q - \mu) P_{i+q, j+t},$$

где

$$h(x) = \frac{\sin(\pi x)}{\pi x} \frac{\sin(\pi x/r_l)}{\pi x/r_l}, \quad A = \left( \sum_{t=-r_l+1}^{r_l} h(t - \nu) \sum_{q=-r_l+1}^{r_l} h(q - \mu) \right)^{-1},$$

$2r_l + 1$  — длина фильтра.

**Эффективность межкадровой обработки с компенсацией дробного сдвига.** Эффективность предлагаемого метода межкадровой обработки иллюстрирует эксперимент, выполненный с последовательностями изображений, сформированных на основе реального обзорного снимка, полученного космическим аппаратом «Электро-Л» [12]. Последовательность строилась из исходного изображения посредством нанесения на него движущихся объектов, смещения начала выборки с периодом 3 пикселя вдоль вертикальной и 6 пикселей вдоль горизонтальной осей и последующего прохождения через имитационную



Подавление пространственно неоднородного фона посредством межкадровой обработки: *a* — одно изображение из последовательности подлежащих обработке с нанесёнными объектами, *b* — межкадровая разность после компенсации целочисленного сдвига, *c* — межкадровая разность с компенсацией дробного сдвига (1 итерация), *d* — межкадровая разность с компенсацией дробного смещения (3 итерации)



Таблица 1

СКО фона по кадру	СКО остатка фона после подавления фона с оценкой		
	целочисленной	с 1 итерацией	с 3 итерациями
648	59,1	7,03	5,85

Таблица 2

Объекты во фрагментах	СКО фона во фрагменте	СКО остатка фона после подавления фона с оценкой		
		целочисленной	с 1 итерацией	с 3 итерациями
Верхний	693	150	14,7	13,1
Нижний	985	68	10,8	10,5

модель регистрирующего устройства [13]. Имитационная модель позволяет из «непрерывного» изображения, проецируемого на фоточувствительный слой матричного приёмника, построить дискретное с учётом рассеяния в проекционной оптике, пространственно-временного интегрирования в фоточувствительных элементах, способа сканирования и топологии приёмника, а также частотной характеристики, уровня шума и нелинейности электронного тракта. Под непрерывным в модели подразумевается изображение, шаг дискретизации которого вчетверо меньше шага дискретизации выходного, и поэтому выходные кадры последовательно сдвинуты на 0,75 и 1,5 пикселя. Объекты на исходном изображении размещались в окрестности резких изменений яркости, вызывающих маскирующий эффект. Амплитуда объектов выбиралась таким образом, чтобы в выходной последовательности кадров быть примерно равной СКО фона (для используемого в эксперименте снимка СКО фона в выходных кадрах равно 700). К выходным данным добавляется некоррелированный нормально распределённый шум с СКО, равным 4, что соответствует динамическому диапазону выходного изображения, примерно равному 1000 (максимальное значение фона в выходных кадрах приблизительно составляет 4000). Подобное соотношение амплитуды объектов, СКО фона и шума наблюдается в изображениях, регистрируемых в реальных условиях. Результаты обработки иллюстрирует рисунок. Контраст рисунков  $c$  и  $d$  увеличен по сравнению с рисунком  $a$  в 20 раз. В местах, соответствующих положению объектов в опорном кадре, на разностных кадрах возникают отрицательные выбросы, которые не влияют на результат обнаружения, если межкадровый сдвиг объекта превышает его размеры.

В табл. 1, 2 представлены результаты моделирования подавления фона в режимах целочисленной привязки с оценкой дробного сдвига с одной и тремя итерациями. При идеальном подавлении фона СКО остатка должно составлять  $4\sqrt{2} \approx 5,66$ .

Поскольку объекты устанавливались в областях с наибольшими перепадами яркости, то во фрагментах размерами  $21 \times 21$  с вырезанными в центре областями объектов  $5 \times 5$  соотношение ещё более показательно.

**Заключение.** Предложен новый, основанный на оценивании дробных межкадровых сдвигов, алгоритм подавления пространственно-нестационарного фона в последовательностях изображений слабоконтрастных малоразмерных объектов. Алгоритм обладает повышенным по сравнению с предыдущими вариантами быстродействием, устойчив к ситуациям, когда невозможно получить достоверную оценку направления сдвига, обеспечивает подавление фона даже в области резких изменений яркости практически до уровня шума регистрации.

**Финансирование.** Работа выполнена при поддержке Министерства высшего образования и науки РФ (государственная регистрация № АААА-А17-117052410034-6).

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Губанов А. В., Ефимов В. М., Киричук В. С. и др.** Методы оценивания взаимного смещения фрагментов цифровых изображений // *Автометрия*. 1988. № 3. С. 70–73.
2. **Киричук В. С., Косых В. П., Попов С. А., Синельщиков В. В.** Подавление квазистационарного фона в последовательности изображений посредством межкадровой обработки // *Автометрия*. 2014. 50, № 2. С. 3–13.
3. **Киричук В. С., Пустовских А. И.** Применение статистических методов в задаче оценивания стационарной части фона по серии изображений // *Автометрия*. 1988. № 3. С. 74–78.
4. **Андерсен Т.** Статистический анализ временных рядов. М.: Мир, 1976. 756 с.
5. **Tartakovsky A. G., Brown A. P., Brown J.** Enhanced algorithms for EO/IR electronic stabilization, clutter suppression, and track-before-detect for multiple low observable targets // *Proc. of the Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies (AMOS) Conf. Maui, Hawaii, 1–4 Sept., 2009*. URL: <https://amostech.com/2009-technical-papers/> (дата обращения: 19.04.2019).
6. **Tartakovsky A. G., Brown A. P., Brown J.** Nonstationary EO/IR clutter suppression and dim object tracking // *Proc. of the Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies (AMOS) Conf. Maui, Hawaii, 14–17 Sept., 2010*. URL: <https://amostech.com/2010-technical-papers/> (дата обращения: 19.04.2019).
7. **Иванов В. А., Киричук В. С., Косых В. П.** Оценивание дробного сдвига дискретных изображений // *Автометрия*. 2007. 43, № 3. С. 15–30.
8. **Бард Й.** Нелинейное оценивание параметров. М.: Статистика, 1979. 349 с.
9. **Беклемишев Д. В.** Дополнительные главы линейной алгебры. М.: Наука, 1983. 336 с.
10. **Рао С. Р.** Линейные статистические методы и их применения. М.: Наука, 1968. 547 с.
11. **Duchon С. Е.** Lanczos filtering in one and two dimensions // *Journ. Appl. Meteorology*. 1979. 18, Is. 8. P. 1016–1022.
12. **Электро-Л.** Планета Земля за последние сутки. URL: <http://electro.ntsomz.ru/> (дата обращения: 13.09.2017).
13. **Громилин Г. И., Иванов В. А., Косых В. П., Попов С. А.** Имитационная модель сканирующего устройства на основе многорядного фотоприёмника с режимом ВЗН // *Вычислительные технологии*. 2016. 21, № 1. С. 60–69.

*Поступила в редакцию 22.04.2019*

*После доработки 07.05.2019*

*Принята к публикации 08.05.2019*