

УДК 519.2

АЛГОРИТМ ЛОКАЛИЗАЦИИ МАЛОРАЗМЕРНЫХ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЙ

А. А. Донцов, Ю. Л. Козирацкий

*Военно-воздушная академия имени профессора Н. Е. Жуковского и Ю. А. Гагарина,
394064, г. Воронеж, ул. Старых Большевиков, 54а
E-mail: addoncov@mail.ru*

Предложен алгоритм определения координат малоразмерных объектов, появляющихся в последовательности изображений сцены, основанный на суммарно-разностной обработке детализирующих вейвлет-коэффициентов текущего и эталонного изображений с последующим морфологическим анализом сформированного псевдоизображения. Проведено сравнение эффективности разработанного алгоритма с разностным алгоритмом анализа изменений в сцене наблюдения. Показано, что предложенный алгоритм более устойчив к влиянию относительных сдвигов текущего и эталонного изображений.

Ключевые слова: вейвлет-преобразования, поиск малоразмерных объектов, морфологический анализ изображений.

Введение. При обработке последовательности изображений больших размеров (1000×1000 элементов разрешения и более) часто возникает задача определения координат (локализации) вновь появляющихся объектов, размеры которых составляют единицы элементов разрешения (малоразмерные объекты). Такие изображения могут быть получены, например, с использованием датчиков, расположенных на пилотируемых или беспилотных летательных аппаратах, в различных диапазонах длин волн (оптическом, радиолокационном и др.). Анализ существующих методов цифровой обработки изображений [1–6 и др.] показывает, что основные трудности, возникающие в ходе практической реализации алгоритмов обнаружения и определения координат объектов, связаны с вычислительной реализуемостью и проблемами формального математического описания множества характерных признаков достаточно представительной совокупности объектов поиска, а также необходимостью создания и постоянного обновления баз данных яркостно-геометрических моделей объектов или их шаблонов.

Хорошие результаты дают разностные [6, 7] и оценочно-компенсационные алгоритмы [8], позволяющие упростить задачу локализации малоразмерных объектов и свести её к задаче поиска изменений в сцене наблюдения. Однако эффективность их применения существенно снижается даже при незначительных относительных сдвигах изображений, составляющих 1–2 элемента разрешения.

Локальный характер малоразмерных объектов поиска требует проведения детального анализа изображений, который может быть выполнен с помощью современных методов цифровой обработки сигналов, основанных на применении вейвлет-преобразований [9, 10 и др.]. В работах [11, 12] рассмотрены примеры использования вейвлетов для обнаружения (на основе выделения границ и сегментации) достаточно крупных (десятки элементов разрешения) движущихся объектов на изображениях, полученных стационарными системами видеонаблюдения. Вместе с тем представляет практический интерес оценка возможности применения вейвлет-преобразований для решения задачи поиска малоразмерных объектов на изображениях, получаемых в динамических условиях наблюдения.

Целью данной работы является создание алгоритма определения координат (локализации) появляющихся в последовательности изображений малоразмерных объектов, базирующегося на использовании вейвлет-преобразований.

Постановка задачи. Ориентируясь на необходимость дальнейшей программной реализации алгоритма, воспользуемся матричным представлением изображений. Пусть известно с требуемой детальностью эталонное плановое изображение местности, определённое матрицей \mathbf{A} размером $I \times J$. Полученное из последовательности изображений текущее изображение $\mathbf{B0}$ размером $I \times J$ содержит N новых объектов с максимальным размером на изображении L_n , площадь каждого из которых равна $S_n = kL_n^2$, $n = 1, \dots, N$, $k \in (0, 1]$, $S_n \ll IJ$. Координаты малоразмерных объектов (x_n, y_n) неизвестны, а зоны расположения объектов на изображении задаются элементами бинарной матрицы \mathbf{T} :

$$\mathbf{T}_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{если } (i \in [x_n - 0,5L_n, x_n + 0,5L_n]) \& (j \in [y_n - 0,5kL_n, y_n + 0,5kL_n]), \\ 0 & \text{иначе.} \end{cases}$$

Полагаем, что значения яркости элементов изображений объектов в пределах зон их расположения определяются матрицей \mathbf{F} , формируемой двумерным гауссовским случайным полем размером $I \times J$ со средним значением яркости m_f , дисперсией d_f и коэффициентом пространственной корреляции k_f . Тогда при отсутствии проективных сдвигов текущего изображения относительно эталонного (аддитивные, масштабные и т. д.) значения яркости элементов текущего изображения определяются элементами матрицы

$$\mathbf{B0} = \mathbf{A} * (1 - \mathbf{T}) + \mathbf{F} * \mathbf{T},$$

где «*» — поэлементное (адамарово) произведение матриц.

В реальных условиях присутствуют ошибки совмещения текущего и эталонного изображений, обусловленные преимущественно аддитивными сдвигами изображений друг относительно друга по горизонтальной и вертикальной осям. С учётом аддитивных сдвигов наблюдаемое изображение может быть представлено матрицей вида

$$\mathbf{B}_{i,j} = \mathbf{B0}_{i-\Delta x, j-\Delta y}, \quad (1)$$

где $\Delta x = \Delta \cos(\theta)$, $\Delta y = \Delta \sin(\theta)$ — случайные ошибки привязки текущего изображения к эталонному; $\Delta = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}$ — абсолютное значение ошибки привязки; θ — случайное направление ошибки привязки, равномерно распределённое в интервале от 0 до 2π .

Требуется на основе сравнения текущего \mathbf{B} и эталонного \mathbf{A} изображений определить координаты центров локальных зон, в пределах которых расположены новые малоразмерные объекты. В такой постановке предполагается существенно упростить задачу субпиксельной локализации объектов и снизить влияние возникающих при её решении нормальных и аномальных ошибок локализации в условиях недостаточности априорных сведений о характеристиках объектов.

Алгоритм локализации. Блок-схема алгоритма локализации малоразмерных объектов на текущем изображении представлена на рис. 1.

Текущее и эталонное изображения подвергаются последовательному разложению до k -го уровня в блоке расчёта детализирующих вейвлет-коэффициентов, который осуществляет двумерное дискретное стационарное вейвлет-преобразование [9]:

$$\mathbf{C}_{1B(A)}^k = ((\mathbf{C}_{1B(A)}^{k-1} \otimes g)^T \otimes g)^T, \quad \mathbf{C}_{2B(A)}^k = ((\mathbf{C}_{1B(A)}^{k-1} \otimes g)^T \otimes h)^T,$$

$$\mathbf{C}_{3B(A)}^k = ((\mathbf{C}_{1B(A)}^{k-1} \otimes h)^T \otimes g)^T, \quad \mathbf{C}_{4B(A)}^k = ((\mathbf{C}_{1B(A)}^{k-1} \otimes h)^T \otimes h)^T,$$

где \otimes — операция свёртки матрицы и вектора-строки, реализующая одномерное вейвлет-преобразование; T — операция транспонирования матрицы; k — номер шага вейвлет-пре-

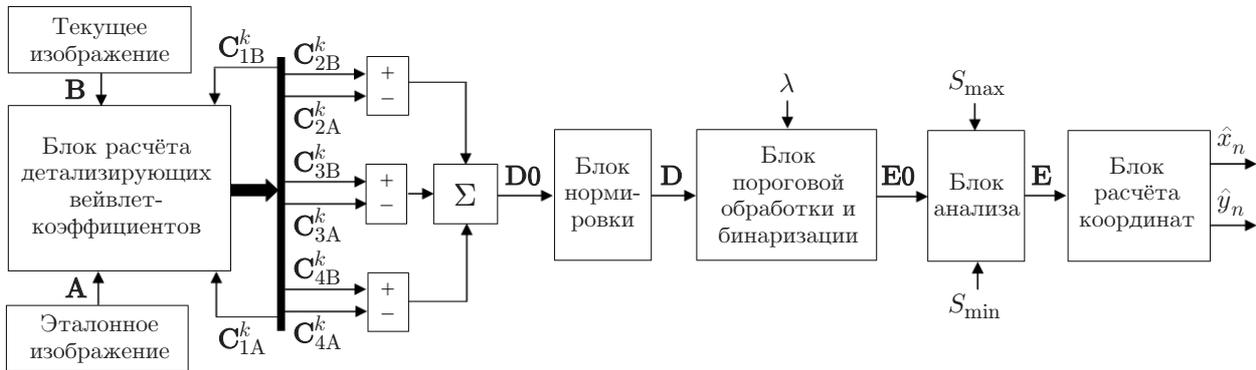


Рис. 1

образования; $C_{1B}^0 = B$; $C_{1A}^0 = A$; C_{1B}^k и C_{1A}^k — матрицы коэффициентов аппроксимации текущего и эталонного изображений; C_{2B}^k и C_{2A}^k , C_{3B}^k и C_{3A}^k , C_{4B}^k и C_{4A}^k — матрицы коэффициентов детализации текущего и эталонного изображений по горизонтали, вертикали и диагонали соответственно; g — вектор-строка коэффициентов низкочастотного фильтра вейвлета; h — вектор-строка коэффициентов высокочастотного фильтра вейвлета.

Одномерное вейвлет-преобразование осуществляет свёртку каждой строки матрицы с вектором-строкой коэффициентов определённого фильтра. К примеру, свёртка текущего изображения и вектора коэффициентов низкочастотного фильтра представляет собой матрицу Z , которая вычисляется следующим образом:

$$B \otimes g = Z_{i, b+1} = \sum_{m=0}^{M-1} B_{i, m+1} g_{b-m}, \quad (2)$$

где $b = 0, \dots, M-1$, $M = J + L - 1$.

Выражение (2) показывает, что в результате двойного применения операции свёртки матрицы вейвлет-коэффициентов C становятся избыточными $((I + M - 1) \times (J + M - 1))$. Поэтому для однозначного определения координат центров зон локализации на каждом шаге разложения размеры матриц C должны приводиться к исходным размерам матриц A и B путём вырезания центральной части.

В дальнейшей обработке используются матрицы детализирующих коэффициентов, содержащие информацию о малоразмерных деталях текущего и эталонного изображений. Их отличия определяются на основе анализа матрицы

$$D0 = (C_{2B}^k - C_{2A}^k) + (C_{3B}^k - C_{3A}^k) + (C_{4B}^k - C_{4A}^k).$$

В блоке нормировки рассчитываются относительные значения элементов $D0$:

$$D_{i, j} = D0_{i, j} / \max_{i, j}(D0).$$

Блок пороговой обработки и бинаризации обеспечивает формирование двухуровневого псевдоизображения нормированной матрицы D :

$$E0_{i, j} = \begin{cases} 1, & \text{если } D_{i, j} \geq \lambda, \\ 0, & \text{если } D_{i, j} < \lambda, \end{cases}$$

где λ — порог бинаризации.



Рис. 2

В результате формируется бинарное изображение, в котором элементы, принимающие значение 1, определяют местоположение локальных областей на текущем изображении, возникающих вследствие отличия его от эталонного. Дальнейшая обработка предусматривает использование морфологических операций в интересах анализа указанных локальных областей [13]. В блоке анализа рассчитываются значения площадей локальных областей и исключаются из дальнейшего рассмотрения области, площади которых не принадлежат интервалу $[S_{\min}, S_{\max}]$. В итоге формируется результирующая матрица \mathbf{E} , содержащая \hat{n} локальных областей $Q_{\hat{n}}$ площадью \hat{S}_n , интерпретируемых как появившиеся малоразмерные объекты. Координаты центров тяжести этих объектов определяются известными выражениями:

$$\hat{x}_n = \frac{1}{\hat{S}_n} \sum_{\mathbf{E}_{i,j} \in Q_{\hat{n}}} i, \quad \hat{y}_n = \frac{1}{\hat{S}_n} \sum_{\mathbf{E}_{i,j} \in Q_{\hat{n}}} j.$$

Таким образом, разработанный алгоритм позволяет локализовать местоположение новых малоразмерных объектов на текущем изображении. Рассчитанные с некоторой погрешностью координаты новых объектов могут быть использованы для дальнейшего детального поиска объектов в пределах выявленных локальных зон.

Результаты вычислительного эксперимента. Работоспособность алгоритма проверена методом математического моделирования с применением пакета Wavelet Toolbox системы Matlab [14] на примерах решения задачи обнаружения малоразмерных объектов на панорамных снимках больших размеров (1000×1000 элементов). В качестве панорамных снимков использовались тоновые изображения лесисто-степной (эталон 1) и урбанизированной (эталон 2) местностей, фрагменты которых представлены на рис. 2, *a, b*.

В каждой реализации на тестовом изображении моделировалось появление от одного до пяти объектов (см. рис. 2, *b*) размерами 5×2 , 10×5 и 15×7 элементов (максимальный размер $L_n = 5, 10, 15$). Средние значения яркости элементов изображений объектов m_f определялись заданным значением относительного контраста $K = 0,4-0,5$ в пределах локальной области расположения n -го объекта на эталоне:

$$m_f = \frac{1}{(4L_n)^2} \sum_{i=x_n-2L_n}^{x_n+2L_n} \sum_{j=y_n-2L_n}^{y_n+2L_n} \mathbf{A}_{i,j} / (1 - K).$$

Дисперсии значений яркости элементов d_f разрешения принимались равными $0,01m_f$, а коэффициент пространственной корреляции $k_f = 0,95$. Отметим, что зрительное определение мест появления таких объектов на экране монитора без соответствующего увеличения достаточно затруднительно. Далее согласно выражению (1) и заданным значениям абсолютной ошибки привязки Δ текущего изображения к эталонному моделировались случайные аддитивные сдвиги текущего изображения по горизонтальной и вертикальной осям и сформированное текущее изображение подвергалось обработке с учётом предлагаемого алгоритма. В качестве базисного использовался вейвлет Симлета пятого порядка [9]. Вейвлет-разложение изображений осуществлялось до третьего уровня. Пороговые значения λ , S_{\max} , S_{\min} устанавливались по результатам предварительного тестирования алгоритма: $\lambda = 0,25$; $S_{\max} = 3/2L_n^2$; $S_{\min} = 0,9S_{\max}$.

Оценка эффективности разработанного алгоритма проводилась по показателю вероятности правильной локализации новых малоразмерных объектов P_{pl} , которая рассчитывалась как отношение числа событий, соответствующих правильной локализации появившихся объектов в пределах зоны заданного радиуса, к общему числу реализаций. Считалось, что объект правильно локализован, если его истинные координаты (x_n, y_n) с учётом случайных сдвигов Δx , Δy находились в пределах окружности радиуса $3L_n$, координаты центра которой соответствовали координатам объектов (\hat{x}_n, \hat{y}_n) , рассчитанным представленным алгоритмом, т. е. выполнялось неравенство

$$\sqrt{(\hat{x}_n - x_n + \Delta x)^2 + (\hat{y}_n - y_n + \Delta y)^2} \leq 3L_n.$$

Если число обнаруженных объектов превышало число смоделированных и в пределах каждой из окружностей радиуса $3L_n$ с рассчитанными координатами (\hat{x}_n, \hat{y}_n) объект реально отсутствовал, то происходила ложная локализация. По результатам возникновения таких событий определялась вероятность ложной локализации.

В качестве альтернативного алгоритма обнаружения моделировался классический разностный алгоритм, основанный на вычитании текущего изображения из эталонного [6]. Результат разностной обработки также подавался на вход блока нормировки (см. рис. 1) и проводились аналогичные вышеописанным преобразования. К примеру, на рис. 3, *a* показано трёхмерное представление нормированной матрицы \mathbf{D} , полученной в результате разностной обработки фрагмента эталона 1 размером 500×500 элементов и сдвинутого на 7 элементов по горизонтальной и вертикальной осям текущего изображения, на котором в центральной области присутствует объект размером 15×7 элементов. На рис. 3, *b* дано трёхмерное изображение нормированной матрицы \mathbf{D} , полученной по результатам расчёта

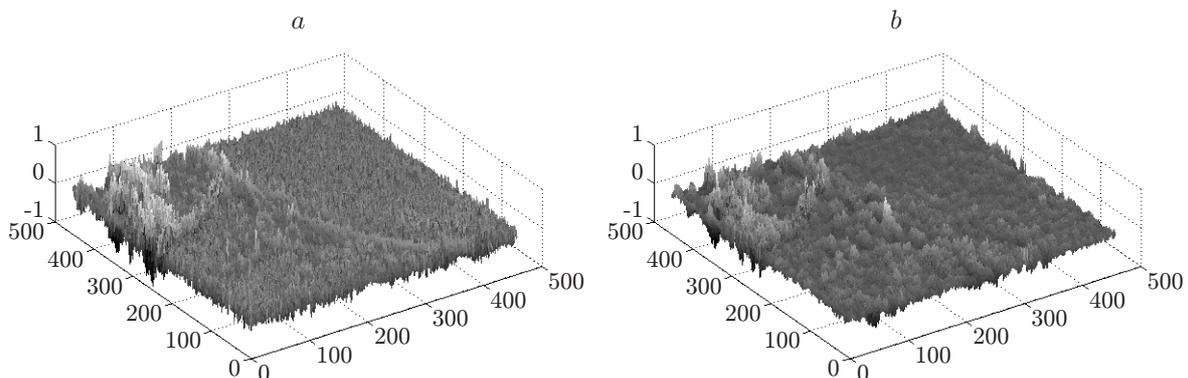


Рис. 3

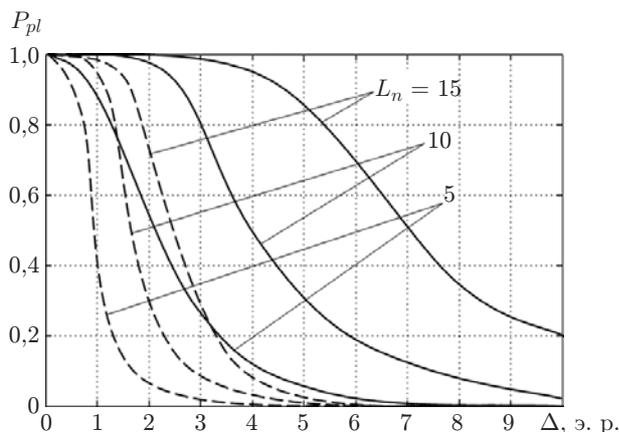


Рис. 4

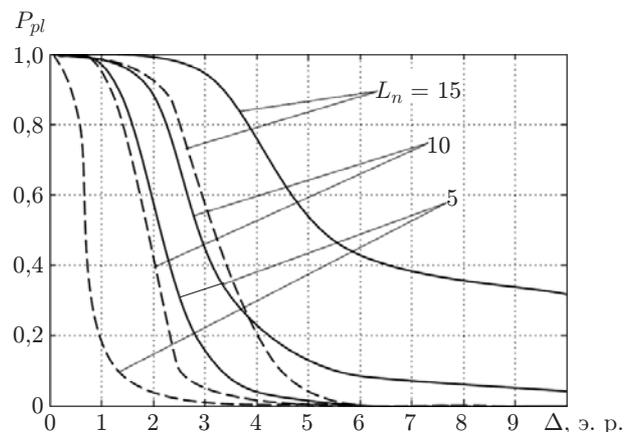


Рис. 5

детализирующих вейвлет-коэффициентов на третьем шаге вейвлет-преобразования. Видно, что предложенный алгоритм обработки обладает лучшими возможностями локализации нового малоразмерного объекта на текущем изображении при наличии аддитивных сдвигов (локальный максимум в центре трёхмерного изображения рис. 3, *b*).

На рис. 4 представлены графики зависимостей вероятности правильной локализации P_{pl} объектов с размерами L_n от ошибки привязки Δ текущего изображения к эталону 1 (сплошные кривые — результаты работы алгоритма локализации на основе вейвлет-преобразований, пунктирные — разностного алгоритма).

Анализ полученных результатов показывает, что разработанный алгоритм более устойчив к ошибкам привязки текущего и эталонного изображений и сохраняет свою работоспособность при $\Delta \approx 0,3L_n$. Разностный алгоритм позволяет успешно решать задачу локализации малоразмерных объектов, если ошибки привязки составляют не более 1–2 элементов разрешения. По результатам моделирования работы двух рассматриваемых алгоритмов вероятность ложной локализации объектов на изображениях, соответствующих эталону 1, не превышала 0,1.

На рис. 5 приведены графики зависимостей вероятности правильной локализации P_{pl} от Δ малоразмерных объектов, появляющихся на изображении урбанизированной местности (эталон 2). Видно, что, несмотря на некоторое ухудшение вероятностных показателей, алгоритм локализации на основе вейвлет-преобразований (сплошные кривые) предпочтительнее разностного алгоритма (пунктирные кривые). Вместе с тем отметим возрастание вероятности ложной локализации до 0,2–0,3, что обусловлено наличием на эталоне 2 большого количества элементов, близких по размеру и форме вновь появляющимся малоразмерным объектам.

Заключение. В данной работе предложен новый алгоритм локализации малоразмерных объектов на полутоновых изображениях, базирующийся на сравнительном анализе детализирующих вейвлет-коэффициентов текущего и эталонного изображений и имеющий невысокую вычислительную сложность. Проведённые эксперименты с реальными изображениями показали, что рассматриваемый алгоритм сохраняет работоспособность, если ошибки совмещения анализируемых изображений составляют не более 30 % от размеров объекта поиска.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Визильтер Ю. В., Желтов С. Ю. Проблемы технического зрения в современных авиа-

- ционных системах // Тр. науч.-техн. конф.-семинара «Техническое зрение в системах управления мобильными объектами-2010». М.: Изд-во КДУ, 2011. Вып. 4. С. 11–44.
2. **Журавлев Ю. И., Рязанов В. В., Сенько О. В.** «Распознавание». Математические методы. Программная система. Практические применения. М.: Фазис, 2006. 176 с.
 3. **Сойфер В. А.** Методы компьютерной обработки изображений. М.: Физматлит, 2004. 784 с.
 4. **Грузман И. С., Киричук В. С., Косых В. П. и др.** Цифровая обработка изображений в информационных системах. Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002. 352 с.
 5. **Алпатов Б. А., Бабаян П. В., Балашов О. Е., Степашкин А. И.** Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление. М.: Радиотехника, 2008. 176 с.
 6. **Прэтт У.** Цифровая обработка изображений. М.: Мир, 1982. Кн. 2. 790 с.
 7. **Иванов В. А., Киричук В. С., Орлов С. И.** Пространственно-временной анализ видеопоследовательностей для обнаружения оставленных предметов // Автометрия. 2011. **47**, № 1. С. 30–36.
 8. **Козирацкий А. Ю., Козирацкий Ю. Л., Тимохин В. Н.** Оценочно-компенсационный алгоритм выделения кратковременно существующих изображений матричными приемниками // Радиотехника. 2004. № 5. С. 39–42.
 9. **Добеши И.** Десять лекций по вейвлетам. Ижевск: РХД, 2001. 464 с.
 10. **Яковлев А. Н.** Введение в вейвлет-преобразования. Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2003. 104 с.
 11. **Махов В. Е., Потапов А. И.** Использование алгоритма непрерывного вейвлет-преобразования в системах технического зрения // Приборостроение. 2011. № 9. С. 10–15.
 12. **Töreyn B. U., Cetin A. E., Aksay A., Akhan M. B.** Moving object detection in wavelet compressed video // Signal Processing: Image Commun. 2005. N 20. P. 255–264.
 13. **Пытьев Ю. П.** Морфологический анализ изображений // ДАН СССР. 1983. **269**, № 5. С. 1061–1064.
 14. **Дьяконов В., Абраменкова И.** MATLAB. Обработка сигналов и изображений. Специальный справочник. С.-Пб.: Питер, 2002. 608 с.

Поступила в редакцию 30 октября 2012 г.
