

УДК 681.3

ОБНАРУЖЕНИЕ И ЛОКАЛИЗАЦИЯ ОБЪЕКТОВ НА СТАТИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МИНИМАКСНЫХ ФУНКЦИЙ СХОЖЕСТИ

*канд. техн. наук, доц. Р.П. БОГУШ
(Полоцкий государственный университет)*

Рассматривается алгоритм обнаружения и локализации объектов на статических изображениях, основанный на сопоставлении с эталоном. Новизна работы заключается в том, что для повышения эффективности задачи обнаружения и локализации объектов на статических изображениях предлагается использовать минимаксные функции схожести. Функции данного класса формируют интегральную оценку схожести на основе последовательного анализа элементов обрабатываемых изображений и позволяют получить нормированный минимаксный критерий схожести. Полученные результаты исследований подтвердили эффективность применения данных функций схожести и показали, что алгоритм является перспективным для использования в системах автоматизированного поиска полутонных объектов на статических изображениях.

Введение. Обнаружение объектов и точное определение их местоположения (локализация) на изображениях используется при решении ряда прикладных задач: поиск заданных объектов в информационно-справочных системах; обнаружение и локализация реперных меток на космических снимках земной поверхности, системах автоматического распознавания изображений и сопровождения целей бортовых радиолокационных станций; автоматический поиск дефектов по изображениям в промышленной и медицинской диагностике и т.д. [1 – 4]. Поэтому развитию методов обнаружения и локализации объектов на статических изображениях посвящено много работ, однако практически все методы сводятся к вычислению функции схожести заданного объекта (эталона) с наблюдаемым изображением и последующему сравнению ее с порогом, т.е. реализуется метод сопоставления с эталоном [1, 2, 5]. При этом наиболее широко используется нормированная функция корреляции. Между тем экспериментально установлено, что на достаточно сложных изображениях корреляционный обнаружитель имеет большую вероятность ошибочного отождествления искомого объекта с посторонними объектами фона [5].

Для увеличения надежности и точности обнаружения и локализации объектов предлагаются разного рода усовершенствования, среди которых поиск и использование более эффективных функций схожести. В работе [6] рассмотрено около 40 существующих критериев схожести, применяемых при обработке изображений, которые образуют пять классов: 1) функции, основанные на кросс-корреляционных измерениях; 2) функции, использующие статистическую обработку; 3) функции, использующие вычисления производных при пространственной фильтрации изображений; 4) функции на основе упорядоченных уровней пикселей в корреляционном окне; 5) робастные меры. Однако анализ существующих функций схожести свидетельствует о том, что можно говорить лишь о квазиоптимальности любого из критериев оценки схожести в зависимости от внешних условий и типа анализируемых данных, так как ни одна из них в полной мере не удовлетворяет предъявляемым требованиям: высокая надежность обнаружения и локализации объектов на изображениях с шумом; робастность; минимальные вычислительные затраты.

Таким образом, актуальным является поиск новых критериев схожести с улучшенными качественными характеристиками и построение на их основе алгоритмов обнаружения и локализации объектов на статических изображениях.

1. Обнаружение и локализация объектов на изображении методом сопоставления с эталоном

Рассмотрим задачу поиска заданного объекта $O = \{o_{ij}\}$ размером $m \times n$ на изображении $D = \{d_{ij}\}$ размером $M \times N$. Согласно общепринятому подходу [1], метод обнаружения объектов, использующий сопоставление с эталоном, требует вычисления критерия схожести для каждого фрагмента изображения и эталона. При этом эталон сравнивается со всеми объектами, находящимися на изображении, путем последовательного перемещения по изображению, как правило, слева направо, сверху вниз. Решение о наличии объекта принимается на основе полученной двумерной функции схожести. В случае если анализируемое значение больше порогового, принимается решение о наличии объекта на изображении.

Таким образом, в общем случае алгоритм обнаружения объектов на статическом изображении методом сопоставления с эталоном требует выполнения следующих шагов:

- 1) выделение фрагмента изображения D_{kl} ($k \in 0 \dots M - m$, $l \in 0 \dots N - n$) размером $m \times n$ с левой верхней части растрового изображения;
- 2) вычисление функции схожести R для эталона O и выделенного фрагмента D_{kl} :

$$R = F(O, D_{kl}),$$

где F – оператор математического преобразования;

3) определение наличия объекта по правилу:

$$\begin{cases} \text{если } R > T, \text{ то } D_{kl} = 0, \\ \text{иначе} & D_{kl} \neq 0. \end{cases}$$

где T – уровень порога;

4) сдвиг вправо или вниз на один пиксель и переход к пункту 1, если число сдвигов меньше $(M-m) \times (N-n)$, иначе поиск завершен. Общее число анализируемых фрагментов определяется как $(M-m+1) \times (N-n+1)$.

Локализация объектов на статическом изображении позволяет определить не только координаты объекта, но и взаимное расположение объектов. Подобные задачи используются при калибровке камер, компьютерных методах формирования стереоизображений, координатной привязке изображения к реальным картам местности и т.д. Наиболее полно задача локализации объектов отражена в [5]. При этом, как показано в [5], качество измерения координат объекта определяется двумя видами ошибок: ошибками первого рода, возникающими вследствие неверного отождествления искомого объекта с отдельными деталями на наблюдаемом изображении, и ошибками второго рода, которые связаны с искажениями сигнала искомого объекта шумом датчика. В работе [6] рассматриваются понятия погрешности и неоднозначности локализации объекта, графическая интерпретация которых представлена для нормированной корреляции и функции схожести на основе метрики Хаусдорфа (рис. 1) для изображения с уровнем гауссова шума ($K = 0,1$). Согласно [6] точность локализации увеличивается при уменьшении неоднозначности и погрешности, которые в значительной мере определяются величиной контраста функции схожести, позволяющей однозначно и без погрешности определить положение объекта (далее – величина контраста функции схожести).

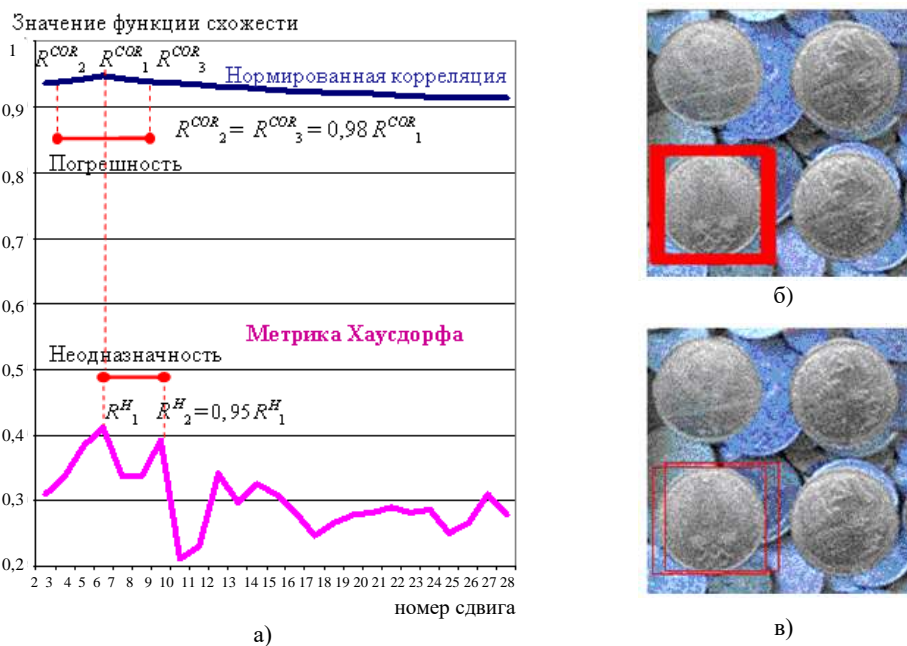


Рис. 1. Пример неоднозначности и погрешности локализации объекта:
а – функции схожести в зоне интереса; б – результат поиска на основе нормированной корреляции;
в – результат поиска на основе метрики Хаусдорфа

2. Семейство минимаксных функций схожести

Для сравнения изображений предложен и исследован новый класс функций схожести [7]. Разработанные функции являются универсальными, поскольку для произвольно выбранных характеристик изображений позволяют получить нормированный минимаксный критерий схожести пары изображений. Отличительной особенностью предложенного класса функций схожести является использование минимаксного анализа значений выбранных характеристик изображений.

Для оценки сходства изображения $A = \{a_{ij}\}$ размером $m \times n$ и изображения $B = \{b_{ij}\}$ размером $m \times n$ путем анализа амплитудных значений сигналов минимаксные функции схожести корреляционного типа представлены в таблице 1.

Таблица 1

Минимаксные функции схожести для обработки изображений

Тип функции схожести	Математическое описание
Минимаксная функция схожести	$R^{SM} = \min_{\substack{i \in 0, m-1 \\ j \in 0, n-1}} \left(\frac{\min(a_{ij}, b_{ij})}{\max(a_{ij}, b_{ij})} \right)$
Минимаксная мультипликативная	$R^M = \prod_{i=0}^{m-1} \prod_{j=0}^{n-1} \frac{\min(a_{ij}, b_{ij})}{\max(a_{ij}, b_{ij})}$
Минимаксная аддитивная	$R^S = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{\min(a_{ij}, b_{ij})}{\max(a_{ij}, b_{ij})}$
Минимаксная аддитивная степенная	$R^{SD^P} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{\min(a_{ij}^P, b_{ij}^P)}{\max(a_{ij}^P, b_{ij}^P)}, p > 1$
Минимаксная усредненная аддитивная	$\left\{ \begin{array}{l} \text{if } a_{ij} - \overline{a_{ij}} > b_{ij} - \overline{b_{ij}} : R^S = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{\overline{b_{ij}} - \overline{b_{ij}}}{a_{ij} - \overline{a_{ij}}}; \\ \text{else: } R^S = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{a_{ij} - \overline{a_{ij}}}{b_{ij} - \overline{b_{ij}}}. \end{array} \right.$

Для определения вычислительной эффективности предлагаемого семейства минимаксных функций схожести в таблице 2 приведено необходимое число операций типа сложение-вычитание, умножение-деление и сравнение для вычисления сходства различными наиболее употребительными функциями корреляционного типа [8].

Таблица 2

Вычислительные затраты при определении сходства двух изображений размером $m \times n$ на основе функций схожести корреляционного типа

Тип функции схожести	Аддитивная вычислительная сложность	Мультипликативная вычислительная сложность	Количество операций сравнения	Тотальная вычислительная сложность
Нормированная корреляция	$3(m-1)(n-1)$	$3mn + 4$	–	$3(m-1)(n-1) + 3mn + 4$
Нормированная усредненная корреляция	$5(m-1)(n-1) + 2mn$	$3mn + 7$	–	$5(m-1)(n-1) + 5mn + 7$
Сумма квадратов разностей	$(m-1)(n-1) + mn + 1$	$mn + 3$	–	$(m-1)(n-1) + 2mn + 4$
Взвешенная сумма квадратов разностей	$3(m-1)(n-1) + mn + 1$	$3mn + 5$	–	$3(m-1)(n-1) + 4mn + 6$
Метрика Хаусдорфа	$mn + 1$	1	$mn - 1$	$2mn$
Городская метрика	$(m-1)(n-1) + mn + 1$	3	–	$(m-1)(n-1) + mn + 4$
Усредненная городская метрика	$3(m-1)(n-1) + 3mn + 1$	6	–	$3(m-1)(n-1) + 3mn + 7$
Среднеквадратичная погрешность	$(m-1)(n-1) + mn + 1$	$mn + 4$	–	$(m-1)(n-1) + 2mn + 5$
Минимаксная функция схожести	–	mn	$2mn - 1$	$3mn - 1$
Минимаксная мультипликативная	–	$(m-1)(n-1) + mn$	mn	$(m-1)(n-1) + 2mn$
Минимаксная аддитивная	$(m-1)(n-1)$	$mn + 2$	mn	$(m-1)(n-1) + 2mn + 2$
Минимаксная усредненная аддитивная	$3(m-1)(n-1) + 2mn$	$mn + 4$	mn	$3(m-1)(n-1) + 4mn + 4$

Анализ таблицы 2 свидетельствует: по сравнению с нормированной корреляцией предложенные минимаксные функции схожести обеспечивают уменьшение вычислительных затрат в среднем в два раза.

3. Результаты исследований качественных характеристик минимаксных функций схожести

Для экспериментального определения качественных характеристик семейства минимаксных функций схожести разработан программный комплекс, с использованием которого проведены исследования контрастности функций схожести, во многом определяющей точность локализации объектов на изображениях, и вероятностей пропуска объекта и ложной тревоги.

Особенность задачи обнаружения на изображении заключается в том, что возможность пропуска объекта и ложной тревоги определяется разными случайными факторами:

- первая – наличием шума датчика сигнала;
- вторая – наличием посторонних объектов и (в меньшей степени) шумом датчика сигнала, что затрудняет точную теоретическую оценку таких параметров [5]. Например, выражение для оценки вероятности ложной тревоги, представленное в [5], справедливо лишь в случае, если посторонние объекты заданы статистически.

Исследование проведено с использованием 20 различных изображений и эталонов, при этом эксперименты выполнялись для изображений, искаженных гауссовым шумом и импульсным шумом.

Гауссов шум возникает на изображениях в результате воздействия таких факторов, как шум в электронных цепях, шум сенсоров видекамеры из-за недостатка освещения или высокой температуры. Функция плотности распределения вероятностей гауссовой случайной величины z задается выражением [3]:

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(z-\mu)^2/2\sigma^2},$$

где z – значение яркости; μ – среднее значение случайной величины z ; σ – среднеквадратическое отклонение случайной величины z .

Функция плотности распределения вероятностей импульсного шума случайной величины z задается выражением [3]:

$$p(z) = \begin{cases} P_a & \text{при } z = a, \\ P_b & \text{при } z = b, \\ \text{иначе} & 0. \end{cases}$$

В случае если $b > a$, пиксель с яркостью b выглядит, как светлая точка на изображении, а пиксель с яркостью a – как черная точка на изображении. Импульсный шум на изображениях возникает, например, в ситуациях, когда в процессе получения изображения присутствуют быстрые переходные процессы.

Результаты экспериментальных исследований по оценке качественных характеристик функций схожести представлены на рисунках 2 – 4.

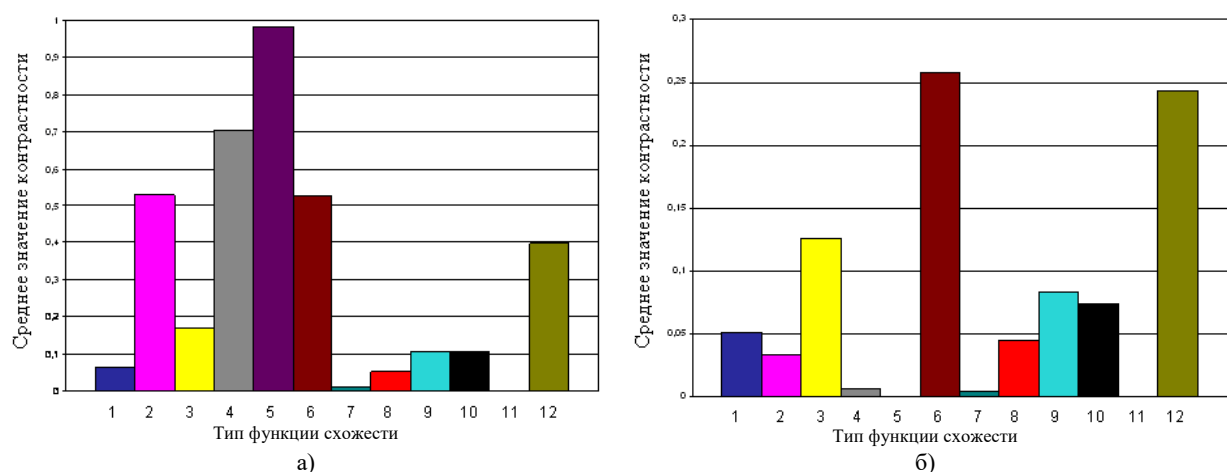


Рис. 2. Результаты экспериментов по оценке контрастности функций схожести:

а – для изображений без шума; б – для изображений с импульсным шумом;

- 1 – нормированная корреляция; 2 – метрика Хаусдорфа; 3 – минимаксная аддитивная; 4 – минимаксная; 5 – минимальная мультипликативная; 6 – минимаксная усредненная аддитивная; 7 – среднеквадратичная погрешность; 8 – сумма квадратов разности; 9 – городская метрика; 10 – усредненная городская метрика; 11 – взвешенная сумма квадратов разности; 12 – усредненная нормированная корреляция

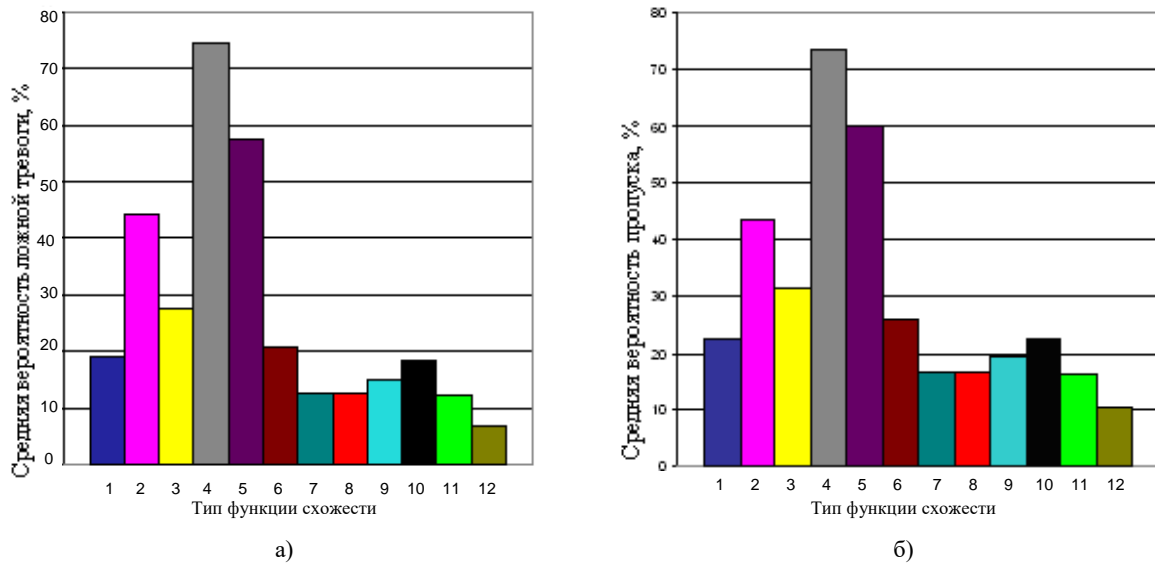


Рис. 3. Сравнение функций схожести по критериям вероятности ложного обнаружения (а) и пропуска (б) при искажении изображений гауссовым шумом различного уровня:

- 1 – нормированная корреляция; 2 – метрика Хаусдорфа; 3 – минимаксная аддитивная; 4 – минимаксная;
- 5 – минимальная мультипликативная; 6 – минимаксная усредненная аддитивная; 7 – среднеквадратичная погрешность;
- 8 – сумма квадратов разности; 9 – городская метрика; 10 – усредненная городская метрика;
- 11 – взвешенная сумма квадратов разности; 12 – усредненная нормированная корреляция

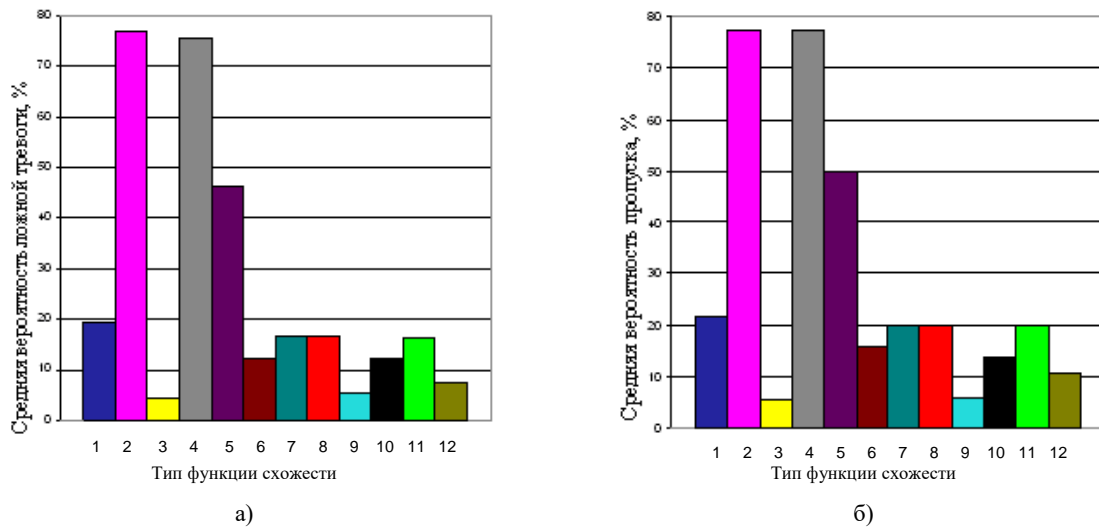


Рис. 4. Сравнение функций схожести по критериям вероятности ложного обнаружения (а) и пропуска (б) при искажении изображений импульсным шумом различного уровня:

- 1 – нормированная корреляция; 2 – метрика Хаусдорфа; 3 – минимаксная аддитивная; 4 – минимаксная;
- 5 – минимальная мультипликативная; 6 – минимаксная усредненная аддитивная; 7 – среднеквадратичная погрешность;
- 8 – сумма квадратов разности; 9 – городская метрика; 10 – усредненная городская метрика;
- 11 – взвешенная сумма квадратов разности; 12 – усредненная нормированная корреляция

Заключение

Анализ представленных результатов позволяет сделать следующие выводы:

- минимаксная мультипликативная функция схожести обеспечивает наиболее высокую точность локализации при поиске объектов на статических изображениях, однако является наиболее чувствительной к воздействию шумов;

- использование минимаксной аддитивной или минимаксной усредненной аддитивной функций схожести для поиска объектов на статических изображениях, искаженных импульсным шумом, позволяет обеспечить минимальную вероятность ложной тревоги и пропуска, а также высокую точность локализации объекта на изображении, по сравнению с другими функциями корреляционного типа;

- поиск объектов на изображениях, искаженных низким уровнем гауссова шума, рекомендуется осуществлять на основе минимаксной аддитивной или минимаксной усредненной аддитивной функции схожести, так как в этом случае по сравнению с другими они характеризуются улучшенной контрастностью, а при высоком уровне гауссова шума наиболее оптимальной является усредненная нормированная корреляционная функция.

ЛИТЕРАТУРА

1. Pratt, W.K. Digital Image Processing: PIKS Inside, Third Edition / W.K. Pratt. – Inc. New York: John Wiley & Sons, 2001. – 738 p.
2. Методы компьютерной обработки изображений / под ред В.А. Сойфера. – 2-е изд., испр. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 784 с.
3. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М: Техносфера, 2005. – 1072 с.
4. Гайденков, А.В. Корреляционный алгоритм автоматического сопровождения наземных целей / А.В. Гайденков, И.В. Епатко, В.Е. Злобин // Радиотехника. – 2003. – № 3. – С. 3 – 12.
5. Ярославский, Л.П. Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии: введение в цифровую оптику / Л.П. Ярославский. – М.: Радио и связь, 1987. – 296 с.
6. Chambon, S. Dense matching using correlation: new measures that are robust near occlusions / S. Chambon, A. Crouzil // British Machine Vision Conference, Norwich, Great Britain. – 2003. – Vol. 1. – P. 143 – 152.
7. Bogush, R. Minimax Criterion of Similarity for Video Information Processing / R. Bogush, S. Maltsev // IEEE Proc. of Int. Conf. on Control and Communications, SIBCON-2007, Tomsk, April 20 – 21, 2007. – Tomsk, 2007. – P. 120 – 126.
8. Старовойтов, В.В. Локальные геометрические методы цифровой обработки и анализа изображений / В.В. Старовойтов. – Минск: ИТК НАН Беларуси, 1997. – 284 с.

Поступила 21.05.2007