

УДК 681.327.12.001.362

**К. Д. Гребенщиков, А. А. Спектор***(Новосибирск)***РАНГОВЫЙ ОБНАРУЖИТЕЛЬ  
ЛОКАЛЬНЫХ КОНТУРНЫХ ПРИЗНАКОВ ИЗОБРАЖЕНИЯ  
С ФИКСИРОВАННЫМ УРОВНЕМ ЛОЖНЫХ СРАБАТЫВАНИЙ\***

Рассматривается новый метод выделения локальных контурных признаков (ЛКП) изображения. Его основу составляет применение ранговой процедуры обнаружения, достоинствами которой являются управляемость вероятности ложного срабатывания и высокий уровень вероятности правильного обнаружения ЛКП. Важно, что стабилизация вероятностных характеристик достигается при априорно неопределенных характеристиках фона изображения. Однако для этого фон должен обладать свойствами белого шума. Поэтому процедура выделения ЛКП включает в себя в качестве составной части декорреляцию фона. Приводятся характеристики обнаружения ЛКП, а также результаты экспериментов, выполненных на модели и реальных изображениях.

**Введение.** Многие задачи цифровой обработки изображений успешно решаются на основе использования предварительно выделенных локальных контурных признаков (ЛКП). По этой причине большое внимание уделяется исследованиям различных методов выделения контуров [1–4]. Примерами задач, решаемых на основе использования контурных признаков, являются: совмещение изображений, полученных от различных датчиков, слежение за объектами, наблюдаемыми на последовательности кадров [5], улучшение их визуальной наблюдаемости [6]. Поскольку узнавание человеком знакомых ему объектов в значительной степени опирается на анализ контурных признаков, то и при автоматическом распознавании эти признаки могут использоваться в качестве исходного описания. Для этой цели каждой точке, принадлежащей яркостному перепаду, ставится в соответствие целочисленная величина, значения которой определяются диапазоном возможных направлений градиента функции яркости на плоскости изображения. Для локальной окрестности выделяют четыре направления: 0, 45, 90 и 135°, при этом ЛКП может принимать значения: 0, 1, 2, 3 и 4. Последнему значению соответствует отсутствие яркостного перепада.

\* Работа выполнена при частичной финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 99-01-00489) и Министерства образования Российской Федерации (проект № Т00-2.4-265).

Существенным достоинством ЛКП-препарата по сравнению с исходным полутоновым изображением является резкое сокращение памяти, необходимой для хранения препарированного изображения. Это связано как с относительно небольшим количеством пикселей, соответствующих локальным контурам, так и с малой разрядностью их представления [2].

Использование контурных признаков для описания изображений требует тщательной разработки процедур, обеспечивающих их качественное выделение. Важно, чтобы в результате контурной обработки был стабилизирован уровень ложных обнаружений ЛКП вне зависимости от средней яркости и контрастности картины при ее возможной неоднородности по этим характеристикам в пределах кадра. При нестабильном числе ложно обнаруженных ЛКП неконтролируемо изменяется объем вычислительной работы при последующей обработке препарированного изображения. Это подталкивает к использованию статистических методов, обеспечивающих устойчивые результаты при заранее неизвестных характеристиках изображения.

В данной работе исследуется применение для этих целей рангового обнаружителя (РО) ЛКП. Привлекательна способность РО стабилизировать вероятность ошибок первого рода при высокой вероятности успешного обнаружения полезного эффекта [7, 8].

**Математическая модель изображения, содержащего ЛКП.** Следуя многим работам по выделению контуров, достаточно подробный обзор которых дан в [2], представим исходное изображение  $y(i, j)$  в виде суммы непрерывной (фоновой) компоненты  $\lambda(i, j)$  и ступенчатой функции  $s(i, j)$ , описывающей яркостный перепад:

$$y(i, j) = \lambda(i, j) + s(i, j). \quad (1)$$

Функция  $s(\cdot)$  принимает одно из двух значений  $s_0$  или  $s_1 > s_0$ , причем в пределах локальных участков граница раздела областей малой и большой яркости прямолинейна. Считается, что линия границы может иметь одну из четырех ориентаций – вдоль координатных направлений и под углом  $45^\circ$  к ним.

Полагаем, что непрерывная компонента  $\lambda(\cdot)$  описывается математической моделью дискретного случайного поля с гауссовским законом распределения. Поскольку фон обычно является коррелированной функцией, то воспользуемся его представлением при помощи стохастического разностного уравнения [9]:

$$\lambda(i, j) = \alpha_1 [\lambda(i-1, j) + \lambda(i+1, j)] + \alpha_2 [\lambda(i, j-1) + \lambda(i, j+1)] + \xi(i, j). \quad (2)$$

Описание (2) соответствует некаузальному представлению. Его достоинством по сравнению с более простым каузальным представлением является симметричное влияние ближайших соседей (как с меньшими, так и с большими значениями координат  $i, j$ ) на данный отсчет поля  $\lambda(i, j)$ . При этом параметры  $\alpha_1$  и  $\alpha_2$  описывают меру этого влияния по столбцам и по строкам соответственно. Выражения в (2), заключенные в квадратные скобки, рассматриваются как прогноз (предсказание) поля в точке  $i, j$  по его соседним отсчетам. Слагаемое  $\xi(i, j)$  в этом случае играет роль ошибки предсказания.

В реальных условиях обработки изображений дисперсия поля  $\xi(\cdot)$ , определяющая и дисперсию фона  $\lambda(\cdot)$ , бывает неизвестна. В случае неоднородного фона она является функцией координат. Именно это служит причиной,

требующей использования процедуры выделения ЛКП, обеспечивающей устойчивое обнаружение при изменяющихся характеристиках изображения.

Ранговые алгоритмы основаны на использовании двух выборок: рабочей  $U$  и опорной  $V$ . Известно [7, 8], что независимость вероятности ложного обнаружения от законов распределения векторов  $U$  и  $V$  достигается, если независимы элементы этих выборок. Это делает невозможным непосредственное применение РО к исходному изображению (1).

Применяемый далее подход к решению данной проблемы основан на предварительной обработке изображения, приводящей к декорреляции фона  $\lambda(\cdot)$ . Однако эта обработка затрагивает и сигнальную компоненту  $s(\cdot)$ , поэтому необходимо изучение свойств преобразованного сигнала и использование этих свойств при разработке обнаружителя.

С учетом вида математической модели фона (2) воспользуемся для его декорреляции процедурой

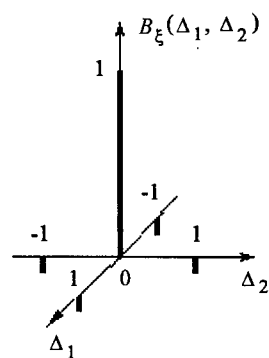
$$\begin{aligned} \tilde{y}(i, j) &= y(i, j) - \alpha_1 [y(i-1, j) + y(i+1, j)] - \alpha_2 [y(i, j-1) + y(i, j+1)] = \\ &= \tilde{\lambda}(i, j) + \tilde{s}(i, j) = \xi(i, j) + \tilde{s}(i, j), \end{aligned} \quad (3)$$

где символ « $\sim$ » обозначает результаты преобразования исходных полей, входящих в (1). Известно [10, 11], что при марковском фоне  $\lambda(\cdot)$  его представлению в виде (2) свойственна корреляционная функция  $B_\xi(\Delta_1, \Delta_2)$  шума предсказания  $\xi(\cdot)$ , показанная на рис. 1. Ее важная черта – равенство нулю при всех значениях  $\Delta_1, \Delta_2$ , за исключением четырех точек при  $(\Delta_1 = \pm 1, \Delta_2 = 0)$  и  $(\Delta_1 = 0, \Delta_2 = \pm 1)$ , в которых  $B_\xi(\cdot) = -\alpha_1$  и  $B_\xi(\cdot) = -\alpha_2$  соответственно, а также точки  $(\Delta_1 = 0, \Delta_2 = 0)$ , в которой  $B_\xi(\cdot) = 1$ . При этом достоинство модели (2) состоит также в том, что описываемое ею случайное поле очень близко к изотропному (при  $\alpha_1 = \alpha_2$ ), а это характерно для большинства реальных изображений.

Отмеченный вид корреляционной функции  $B_\xi(\cdot)$  позволяет использовать продукт обработки (3) для формирования некоррелированных (с учетом гауссовости и независимых) векторов  $V$  и  $U$ , если при этом использовать такие элементы  $\tilde{y}$ , для которых  $B_\xi(\cdot) = 0$ . Если же  $|\alpha_1| \ll 1$  и  $|\alpha_2| \ll 1$ , то формирование выборочных данных вообще производится без ограничений. Эти свойства корреляционной функции  $B_\xi(\cdot)$  и простота процедуры (3) делают ее более предпочтительной, чем преобразование Карунена – Лозва.

Вид сигнала, прошедшего через процедуру декорреляции, зависит от значений параметров  $\alpha_1, \alpha_2$ . При их определении примем условие одинаковости характеристик изображения по строкам и столбцам  $\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha$ . Поскольку параметр  $\alpha$  участвует в процедуре некаузального предсказания (2), то его выбор подчиним минимизации ошибок этого предсказания:

$$E\{\lambda(i, j) - \alpha[\lambda(i-1, j) + \lambda(i+1, j) + \lambda(i, j-1) + \lambda(i, j+1)]\}^2 = \min_{\alpha}$$



где  $E\{\cdot\}$  – символ математического ожидания. Приравняв нулю производную по  $\alpha$  левой части этого выражения, находим

$$\alpha = \frac{R_{1,0} + R_{0,1}}{(1 + 2R_{1,1} + R_{2,0}) + (1 + 2R_{1,1} + R_{0,2})}, \quad (4)$$

где  $R_{\Delta_1, \Delta_2}$  – нормированная корреляционная функция фона. Фон многих реальных изображений обладает свойством изотропности, при котором корреляционные свойства одинаковы по всем направлениям. Этому отвечает часто применяемая аппроксимация вида

$$R_{\Delta_1, \Delta_2} = \rho \sqrt{\Delta_1^2 + \Delta_2^2}, \quad (5)$$

параметр  $0 < \rho < 1$  которой имеет смысл одношагового коэффициента корреляции. Подставляя данную аппроксимацию в (4), находим

$$\alpha = \frac{\rho}{1 + 2\rho\sqrt{2} + \rho^2}.$$

Очень часто значения коэффициента одношаговой корреляции  $\rho$  лежат в пределах  $0,9 < \rho < 1$ . Этому соответствует  $0,25 < \alpha < 0,255$ . Изменение параметра  $\alpha$  в таких небольших пределах незначительно изменяет отклик оператора декорреляции на яркостный перепад  $s(i, j)$ , поэтому приводимая на рис. 2 иллюстрация преобразования яркостного перепада соответствует значению  $\alpha = 0,25$ . В верхней части рисунка показан фрагмент, содержащий вертикальную границу, которая разделяет области малой  $s_0$  и большой  $s_1$  яркости. Преобразованный сигнал, нормированный к абсолютному контрасту  $\Delta s = s_1 - s_0$ , имеет два одноточечных пика одинаковой величины и противоположных по знаку. Характер отклика остается таким же и при противоположном яркостном перепаде типа от светлого к темному, в этом случае изменяется лишь оче-

редность следования импульсов положительной и отрицательной полярности. Так же выглядит преобразованный сигнал и при других ориентациях контурной линии.

**Ранговое обнаружение локальных контурных признаков.** Как и при обычных градиентных методах подчеркивания контуров, роль масок, осуществляющих в данном случае формирование рабочей  $U$  и опорной  $V$  выборок, остается значительной. Кроме приведенных выше соображений о независимости выборочных элементов, важны и встречные соображения о желательности их компактного размещения в

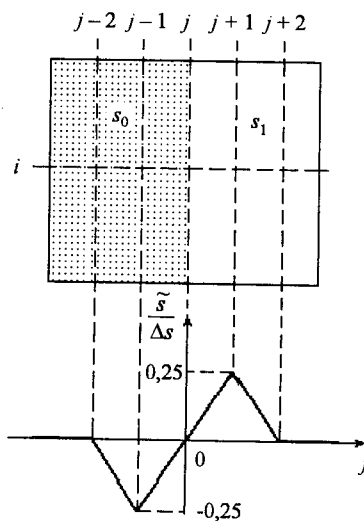


Рис. 2. Преобразование яркостного перепада при декорреляции

кадре. Это обусловлено локальным характером решаемой проблемы, который будет нарушаться при увеличении геометрических размеров рабочей области. Кроме того, ее увеличение будет способствовать усилению неоднородности опорной выборки, что сделает исходные предпосылки для ранговой процедуры неверными и приведет к нарушению ее непараметрических свойств.

Приводимые далее результаты получены при использовании масок, представляемых в виде следующих матриц:

$$\begin{array}{cc}
 0 & 0 & 2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 2 & 1 \\
 0 & 0 & 2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 2 & 1 & 0 \\
 0 & 0 & 2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 2 & 1 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 2 & 1 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 2 & 1 & 0 & 0 & 2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 2 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0
 \end{array}$$

Первая маска соответствует вертикальной границе яркостного перепада (ЛКП=0), вторая – наклонной (ЛКП=4). Аналогично выглядят матрицы горизонтального (ЛКП=3) и второго диагонального (ЛКП=2) направлений с соответствующим этим направлениям расположением символов 1 и 2. Символ 0 соответствует элементам опорной выборки, 1 – элементам рабочей выборки, а 2 – элементам, которые не используются для взятия выборок. Введение последних вызвано спецификой полезного сигнала, получаемого после декорреляции (наличием положительного и отрицательного пиков). Смысл применяемой ранговой процедуры не позволяет использовать их одновременно. Поэтому при применении масок данного вида элементы положительного и отрицательного знаков в роли рабочих будут участвовать поочередно. Как следствие, это будет приводить к раздвоению граничной линии, что само по себе не является недостатком. Например, применение полученных таким образом результатов препарирования для задач распознавания потребует и создания эталонных изображений посредством аналогичной технологии с тем же раздвоением контурных линий.

Рабочее правило, при помощи которого в каждой точке кадра выносится решение о наличии в ней локального контурного признака, имеет вид [8]

$$\left| z(U, V) - \frac{n_u n_v}{2} \right| \geq z_0. \quad (6)$$

При противоположном неравенстве принимается решение об отсутствии ЛКП. Здесь  $z(U, V) = \sum_{i=1}^{n_u} \sum_{j=1}^{n_v} \eta(u_i - v_j)$  – решающая статистика, определяемая

при помощи ступенчатой функции  $\eta(x) = \begin{cases} 1, & \text{при } x \geq 0, \\ 0, & \text{при } x < 0; \end{cases}$   $u_i, v_j$  – элементы векторов  $U$  и  $V$ ;  $n_u, n_v$  – объемы выборочных данных;  $z_0$  – порог принятия решения. Статистика  $z(U, V)$  представляет собой, таким образом, общее число тех случаев, в которых рабочий элемент превосходит элементы

опорной выборки. Согласно правилу (6), решение о наличии ЛКП принимается либо при достаточно большом значении этой статистики, либо при ее достаточно малом значении. Первый вариант обеспечивает срабатывание обнаружителя при попадании в число рабочих тех элементов сигнала, которые имеют положительный знак, второй – при отрицательном знаке сигнальных импульсов. Таким образом, процедура (6), являясь двухсторонней, обеспечивает чувствительность обработки к сигнальным импульсам обоих знаков.

Ранговый алгоритм (6) обладает непараметрическим свойством в том смысле, что вероятность ложного обнаружения перепада устанавливается на желаемом уровне путем соответствующего выбора порога  $z_0$  и не зависит не только от параметров распределения фона, но и от вида этого распределения. В предположении о гауссовском характере распределения статистики  $z(U, V)$ , справедливом в силу центральной предельной теоремы Ляпунова, порог определяется выражением [8]

$$z_0 = z_{F/2} [n_u n_v (n_u + n_v + 1) / 12]^{1/2},$$

где  $z_{F/2}$  – процентная точка нормального распределения, соответствующая половине желаемой вероятности ложного обнаружения  $F/2$ .

Эффективность описанного метода оценивается при помощи характеристик обнаружения (рис. 3), представляющих собой зависимости вероятности правильного обнаружения  $D$  от отношения яркостный перепад/фон  $q^2 = (\Delta s)^2 / \sigma_\lambda^2$ , где  $\sigma_\lambda^2$  – дисперсия фона. Параметром семейств, изображенных на рис. 3, является вероятность  $F$  ложного обнаружения ЛКП. Аналитическое получение этих характеристик даже в гауссовском приближении для распределения статистики  $z(U, V)$  затруднено, поэтому зависимости на рисунке есть результат статистического моделирования с объемом выборки в каждой точке анализа равным 500.

Приведенные зависимости соответствуют двум ориентациям яркостного перепада – вдоль диагоналей (рис. 3, *a*) и вдоль координатных направлений (рис. 3, *b*). Из их сравнения видно, что эффективность обнаружения диагональных перепадов заметно выше, чем расположенных вдоль строк или столбцов. Дело в том, что используемый оператор декорреляции лучше выделяет яркостные перепады, ориентированные вдоль диагональных направлений,

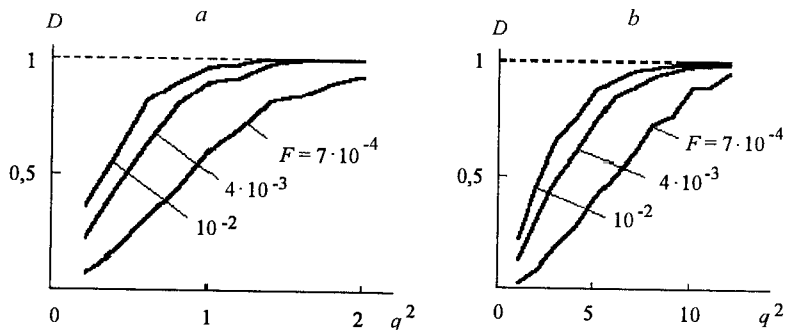


Рис. 3. Характеристики рангового обнаружения контурных признаков: *a* – диагональное расположение ЛКП, *b* – расположение ЛКП вдоль строк или столбцов

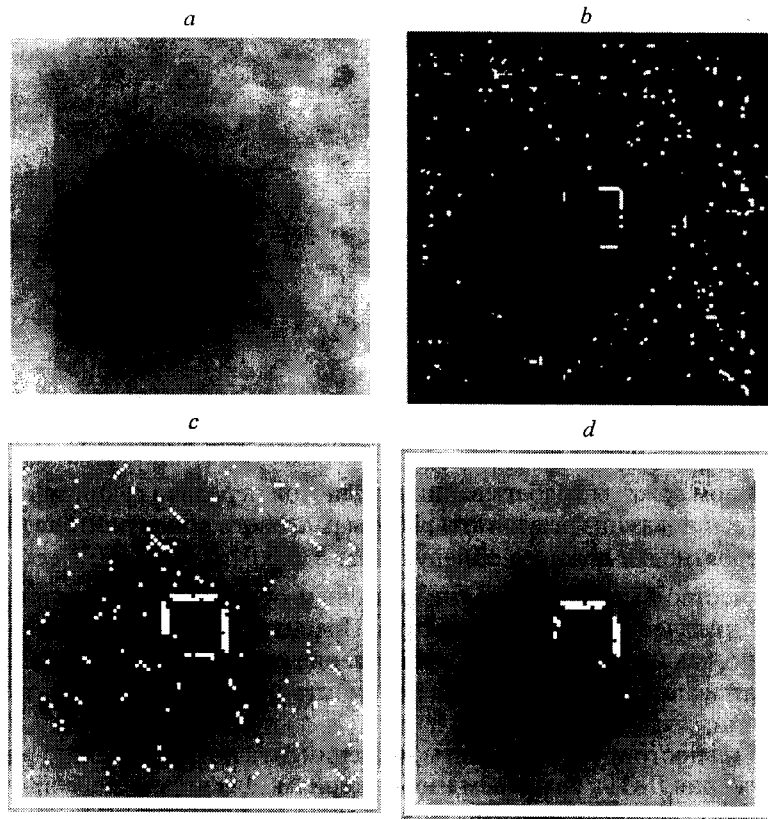


Рис. 4. Ранговое обнаружение ЛКП на модели: *a* – исходное изображение, *b* – выделение контура оператором Превитта, *c* – выделение контура ранговым обнаружителем при  $F = 0,01$ , *d* – при  $F = 7 \cdot 10^{-4}$

что объясняется не вполне изотропным характером его механизма. К сожалению, в настоящее время не найдены декоррелирующие операторы, обладающие полностью изотропными характеристиками.

На рис. 4 показаны результаты эксперимента, в котором проводилось ранговое обнаружение ЛКП на модели. Математическая модель изображения (рис. 4, *a*) представляет собой однородный изотропный гауссовский фон с корреляционной функцией вида (5). Средняя яркость фона  $s_0 = 100$ , его дисперсия  $\sigma_\lambda^2 = 50$ , коэффициент одношаговой корреляции  $\rho = 0,9$ . Перепады яркости образованы границами объекта, изображение которого представляет собой квадрат с яркостью  $s_1 = 122$  и стороной 16 элементов. Изображение искажено темным пятном, полученным путем умножения исходного (неискаженного) изображения на функцию вида

$$f(i, j) = 1 - 0,99 \exp\left(-\frac{i^2 + j^2}{2R^2}\right)$$

при  $R = 20$ . На рис. 4, *b* приведен результат пороговой обработки изображения, предварительно преобразованного оператором Превитта [1]. При этом порог бинаризации подбирался таким образом, чтобы достичь компромисса

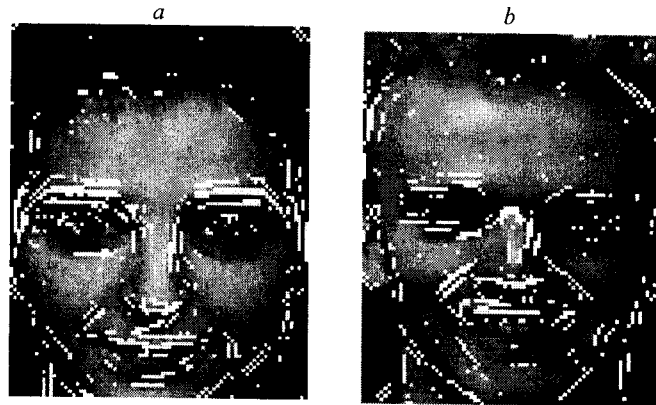


Рис. 5. Ранговое обнаружение ЛКП на портретах

между числом ложных срабатываний и полнотой передачи граничных точек. На рис. 4, *c*, *d* показаны результаты работы рангового обнаружителя при значениях вероятности ложного обнаружения  $F = 0,01$  и  $F = 7 \cdot 10^{-4}$  соответственно. Качество выделения границ ранговым обнаружителем значительно превосходит качество работы оператора Превитта. При этом ранговому обнаружению, как видно из рис. 3, 4, свойственна управляемость по числу ложных срабатываний, что находится в соответствии с его теоретическими возможностями.

Рис. 5 иллюстрирует результаты эксперимента по применению рангового обнаружения ЛКП к реальным изображениям. Для упрощения визуального восприятия обнаруженные ЛКП отмечены одной яркостью. При описании изображений с целью распознавания каждая точка кадра кодируется ЛКП, принимающими значения от 0 до 4. Как показывает качественный анализ, в случае такого представления ранговое обнаружение позволяет добиться достаточно высоких показателей распознавания.

**Заключение.** Таким образом, предложенный и развитый в статье метод автоматического выделения локальных контурных признаков на основе декорреляции фона и рангового обнаружения решает поставленную задачу, обеспечивая стабильность качества при заранее неизвестных характеристиках изображения, таких как средняя яркость, дисперсия флуктуаций фона, нестабильность его характеристик в пределах кадра.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Бакут П. А., Колмогоров Г. С., Ворновицкий И. Э. Сегментация изображений: методы пороговой обработки // Зарубеж. радиоэлектрон. 1987. № 10. С. 4.
2. Бакут П. А., Колмогоров Г. С. Сегментация изображений: методы выделения границ областей // Зарубеж. радиоэлектрон. 1987. № 10. С. 25.
3. Haralick R. M. Digital step edges from zero crossing of second directional derivatives // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1984. PAMI-6, N 1. P. 58.
4. Marr D., Hildreth E. Theory of edge detection // Proc. of the Royal Society of London. 1980. 207. P. 187.
5. Попов П. Г. Робастная компиляция изображений // Опт. журн. 1994. № 4. С. 149.



6. **Pratt W. K.** Digital image processing. N. Y.: John Wiley and Sons, 1978.
7. **Акимов П. С., Бакут П. А., Богданович В. А. и др.** Теория обнаружения сигналов. М.: Радио и связь, 1984.
8. **Левин Б. Р.** Теоретические основы статистической радиотехники. Кн. 3. М.: Сов. радио, 1976.
9. **Джайн А. К.** Успехи в области математических моделей для обработки изображений // ТИИЭР. 1981. № 5. С. 4.
10. **Витгих В. А., Сергеев В. В., Сойфер В. А.** Обработка изображений в автоматизированных системах научных исследований. М.: Наука, 1982.
11. **Woods J. W.** Two-dimensional discrete Markovian fields // IEEE Trans. Inform. Theory. 1972. 18. P. 232.

*Новосибирский государственный  
технический университет,  
E-mail: grebenschikov@ktor.ref.nstu.ru*

*Поступила в редакцию  
12 февраля 2001 г.*

---

---

**Реклама продукции в нашем журнале – залог Вашего успеха!**