

УДК 621.396:681.34

ПРИМЕНЕНИЕ УСТОЙЧИВЫХ ОЦЕНОК ПАРАМЕТРОВ ВЫБОРОК ДАННЫХ ПРИ ОБРАБОТКЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ

А.А. Роенко, Д.В. Февралев, Н.Н. Пономаренко, В.В. Лукин

Проанализированы возможности применения устойчивых оценок статистических параметров выборок данных при обработке изображений в скользящем окне для выделения границ и фильтрации¹. Показано, что результаты фильтрации могут быть существенно улучшены благодаря использованию соответствующих локально-адаптивных алгоритмов. Кроме того, детекторы на основе устойчивых оценок позволяют выделять контрастные границы при неизвестных типе и характеристиках помех.

1. Введение

В практике обработки изображений обнаружение границ является стандартной операцией, входящей в состав процедур получения контуров объектов [1], сегментации, локально-адаптивной фильтрации [2-4] и т.п. В последнее десятилетие признаки формы объектов, получаемые на основе обнаружения их границ, также широко используются при индексировании изображений и их извлечении из баз данных [5].

На данный момент разработано огромное количество различных детекторов (обнаружителей границ) [1-4]. Однако среди них практически нет универсальных, которые можно было бы с достаточной эффективностью применять для разнообразных приложений и помеховых ситуаций [6, 7]. Изначально детекторы границ разрабатывались для обработки изображений в градациях серого. Большинство из них предполагает обработку изображений локально, в скользящем окне, с использованием относительно простых операторов, выходные значения которых затем для каждого пикселя сравниваются с некоторым порогом. Таковы, например, известные детекторы Собеля, Превитта, Кенни и т.п. [1, 8]. Для этих детекторов теоретически проработаны вопросы оптимального выбора порогов, однако они применимы, в первую очередь, для случая воздействия аддитивного пространственно-некоррелированного гауссова шума с заранее известной дисперсией. Кроме того, многие из этих сравнительно простых детекторов одновременно с обнаружением границ площадных объектов реагируют (имеют выходные значения, превышающие порог) на текстуру и малоразмерные объекты, что для ряда приложений нежелательно.

Ряд других детекторов, основанных, например, на использовании некоторых статистик, вычисляемых в скользящем окне (локальной дисперсии, квазиразмаха [2, 3]), можно сравнительно легко модифицировать для случаев воздействия различных типов помех. Однако и эти детекторы реагируют на текстуру и, в определенной степени, на малоразмерные объекты. Для установления порогов, с которыми обычно производится сравнение выходных значений детек-

¹ Работа подготовлена при поддержке ООО "ЯНДЕКС" (www.yandex.ru)

торов, необходимо априорное знание типа и характеристик помех.

Существуют и более сложные методы обнаружения границ, использующие нейросети или другие подходы к объединению нескольких локальных статистических параметров, которые способны выделить в отдельные классы границы площадных объектов, текстурные участки, а также малоразмерные объекты и их окрестности [9, 10]. Но и для этих детекторов предполагается, что тип и параметры помех заранее известны.

Таким образом, актуальной задачей является разработка методов обнаружения границ площадных объектов, которые бы позволяли выделять лишь границы площадных объектов при отсутствии априорных сведений о типе и статистических свойствах помех. Кроме того, целью работы является рассмотрение возможности применения разработанных детекторов в локально-адаптивных фильтрах.

При этом идея методов, предлагаемых и исследуемых в данной статье, заключается в использовании различия статистических свойств выборок, состоящих из значений изображения в каждом из положений скользящего окна, для окрестностей резких границ площадных объектов от статистических свойств выборок для других типов участков. Для описания этих локальных статистических свойств выборки данных предлагается использовать модификацию устойчивых (робастных) оценок эксцесса и асимметрии [11, 12], которые ранее успешно применялись при решении задач фильтрации и обработки одномерных сигналов [13, 14].

2. Обнаружение границ на основе модифицированной устойчивой оценки коэффициента эксцесса

Одним из детекторов границ, который относительно мало чувствителен к присутствию малоразмерных объектов и текстуры, является квазиразмах, который для каждого ij -го пикселя для случая воздействия аддитивных помех определяется в виде $Q_{ij} = I_{ij}^{(p)} - I_{ij}^{(q)}$ [3, 4], где $I_{ij}^{(p)}$ - p -я порядковая статистика, $p+q=N+1$, N - количество пикселей в скользящем окне. При этом рекомендуемые значения - $p \approx 0,8N, q \approx 0,2N$. В случае мультипликативных помех квазиразмах следует рассчитывать в нормированном виде, одним из вариантов является $Q_{ij}^n = (I_{ij}^{(p)} - I_{ij}^{(q)}) / (I_{ij}^{(p)} + I_{ij}^{(q)})$, а значение порога для обоих рассматриваемых типов помех пропорционально среднеквадратическому отклонению аддитивных помех σ_{add} или мультипликативного шума σ_μ : $T_a = \rho_1 \sigma_{add}$ и $T_\mu = \rho_2 \sigma_\mu$, где ρ_1, ρ_2 - коэффициенты, рекомендации по выбору которых даны в [3].

Имеется и другая возможность расчета квазиразмаха, дополнительно нормируя Q_{ij} и Q_{ij}^n на соответственно σ_{add} и σ_μ , при этом среднеквадратическое отклонение помех при выборе порога не учитывается. Тогда можно прийти к следующему выводу - в знаменателе выражений для расчета нормированных значений квазиразмаха должна стоять некоторая оценка масштаба помех, ведь и σ_{add} , и $(I_{ij}^{(p)} + I_{ij}^{(q)}) \sigma_\mu$ являются параметрами, характеризующими масштаб помех для случаев соответственно аддитивных и мультипликативных помех. Если

тип и характеристики помех априорно неизвестны, то вместо σ_{add} или $(I_{ij}^{(p)} + I_{ij}^{(q)})\sigma_{\mu}$ в знаменателе должна быть локальная оценка масштаба помех, причем, желательно, устойчивая.

Отметим, что аналогичные задачи получения устойчивых оценок масштаба помех для выборок данных малого размера возникают для ряда других приложений. Одним из возможных решений является использование так называемого минимизированного квазиразмаха [13], который определяется в виде минимального интерквантильного расстояния [14] или, для выборок данных конкретного размера, в виде минимальной разности порядковых статистик $Z_{ij} = \min_s (I_{ij}^{(t)} - I_{ij}^{(s)}), t = s + K, s = 1, \dots, N - K$, где $K < N$ – параметр, имеющий порядок $N/2$. Таким образом, предлагаемый параметр вычисляется для каждого положения скользящего окна в виде

$$D_{ij} = (I_{ij}^{(p)} - I_{ij}^{(q)}) / Z_{ij}. \quad (1)$$

Если для изображения в стандартном 8-битном представлении Z_{ij} оказывается равным 0, то во избежание деления на нуль можно считать $Z_{ij} = 1$. При $p \approx 0,9N, q \approx 0,1N, p + q = N + 1$ методика расчета параметра D_{ij} аналогична процедуре расчета робастной оценки эксцесса, которая согласно [12] для выборки конечного размера N определяется как

$$P_{ij} = (I_{ij}^{(t1)} - I_{ij}^{(s1)}) / 2(I_{ij}^{(p)} - I_{ij}^{(q)}), \quad (2)$$

где $t1 \approx 0,75N, s1 \approx 0,25N, t1 + s1 = N + 1$.

Если помехи гауссовы (не важно, является ли шум аддитивным, мультипликативным или даже Пуассоновским при достаточно большом значении среднего на однородном участке), то для заданных p, q, s и t можно примерно определить математическое ожидание параметра $\langle D \rangle$ на однородном участке изображения. Для этого вначале рассчитаем Q - среднее значение разности $I_{ij}^{(p)} - I_{ij}^{(q)}$, которое может быть определено следующим образом:

$$\begin{aligned} Q &= \arg \left[\int_{-\infty}^{I_{ij}^{(p)}} p_G(x) dx - \int_{-\infty}^{I_{ij}^{(q)}} p_G(x) dx = \frac{p-q}{N} \right] = \\ &= \arg \left[\int_{I_{ij}^{(q)}}^{I_{ij}^{(p)}} p_G(x) dx = \frac{p-q}{N} \right], \end{aligned} \quad (3)$$

где $p_G(x)$ - Гауссова ПРВ с математическим ожиданием μ_G и СКО σ_G .

Так как распределение симметрично относительно μ_G , последнюю формулу можно записать как

$$Q = \arg \left[\int_{\mu_G}^{I_{ij}^{(p)}} p_G(x) dx = \frac{p-q}{2N} \right]. \quad (4)$$

После подстановки выражения для $p_G(x)$ и соответствующих замен, равенство (4) приобретает следующий вид:

$$Q = \arg \left[\frac{1}{\sqrt{\pi}} \int_0^{(I_{ij}^{(p)} - \mu_G) / \sqrt{2}\sigma_G} e^{-t^2} dt = \frac{p-q}{2N} \right]. \quad (5)$$

Согласно (5), значение аргумента полученного интеграла вероятности, а, следовательно, и значение Q зависит от разности $p-q$. В случае $p \approx 0,9N$ и $q \approx 0,1N$ получаем $Q \approx 1,28$.

Аналогично, проведем расчет среднего значения параметра Z_{ij} . Для этого вначале рассмотрим $R = \langle I_{ij}^{(t)} - I_{ij}^{(s)} \rangle$:

$$R = \arg \left[\int_{-\infty}^{I_{ij}^{(t)}} p_G(x) dx - \int_{-\infty}^{I_{ij}^{(s)}} p_G(x) dx = \frac{t-s}{N} \right]. \quad (6)$$

Заменяя t на $s+K$, получаем

$$R = \arg \left[\int_{I_{ij}^{(s)}}^{I_{ij}^{(s+K)}} p_G(x) dx = \frac{K}{N} \right]. \quad (7)$$

Так как значение интеграла не зависит от индекса s , а изменяется только в зависимости от значения параметра K , для простоты вычислений выберем s такое, что $(I_{ij}^{(s+K)} + I_{ij}^{(s)}) / 2 = \mu_G$. Тогда интеграл (7) можно записать следующим образом:

$$R = \arg \left[\int_{\mu_G}^{I_{ij}^{(s+K)}} p_G(x) dx = \frac{K}{2N} \right]. \quad (8)$$

Либо, приводя к табличному виду, получаем:

$$R = \arg \left[\frac{1}{\sqrt{\pi}} \int_0^{(I_{ij}^{(s+K)} - \mu_G) / \sqrt{2}\sigma_G} e^{-t^2} dx = \frac{K}{2N} \right]. \quad (9)$$

Очевидно, что на среднее значение Z_{ij} на однородных участках влияние оказывает только величина параметра K . Для случая $K = N/2$ среднее значение параметра Z_{ij} примерно равно 0,675; при $K = 0,4N$, $R \approx 0,525$.

Таким образом, математическое ожидание параметра D_{ij} для случая $K = N/2$ оказывается примерно равным $Q/R = 1,28/0,675 = 1,896$, а при $K = 0,4N$, $Q/R = 2,438$. В дальнейшем будем рассматривать детектор с $K = 0,4N$, поскольку, как показали исследования, он более эффективен, чем детектор с $K = 0,5N$.

Если же скользящее окно включает окрестность границы площадных объектов, то числитель в (1) резко возрастает (по сравнению с его МО на однородных участках), а знаменатель также возрастает, но менее существенно.

При выборе $p \approx 0,9N, q \approx 0,1N$ параметр D_{ij} должен слабо реагировать на присутствие в скользящем окне малоразмерных объектов, если число принадлежащих им пикселей меньше $0,1N$. Наконец, если распределение значений на текстурном участке (если текстура не очень контрастная) достаточно близко к гауссову [9], то и на нем значения D_{ij} примерно такого же уровня, как и на однородных участках.

Следовательно, установив определенным образом значение порога D_{thr}

представляется возможным обнаруживать границы площадных объектов согласно традиционному алгоритму

$$E_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{если } D_{ij} > D_{thr} \\ 0, & \text{если } D_{ij} \leq D_{thr} \end{cases} \quad (10)$$

где E_{ij} - бинарный показатель границы.

Проверим наши предположения для реальных изображений. Конкретные значения параметров исследуемого алгоритма таковы: размер скользящего окна – 7×7 ; $p=45$, $q=5$, $K=20$.

Тестовое изображение в отсутствие помех показано на рис.1. Соответствующее ему визуализированное поле значений E_{ij} в случае отсутствия помех приведено на рис.2. Значения бинарного показателя, соответствующие границам, показаны на них белым цветом.

Кроме того, были рассмотрены случаи искажения исходного изображения различными видами шумов, среди которых были исследованы случаи гауссова, мультипликативного, сигнально-зависимого шумов, а также помехи с Пуассоновской ПРВ. Помехи всех типов полагались пространственно-некоррелированными. Аддитивные и мультипликативные помехи полагались гауссовыми соответственно с математическими ожиданиями 0 и 1 и дисперсиями σ_{add}^2 и σ_{μ}^2 . Сигнально-зависимый шум моделировался в виде гауссовой помехи с нулевым математическим ожиданием и дисперсией σ_{sd}^2 , определяемой при помощи выражения:

$$\sigma_{sd}^2 = -0,05 \left(\left[I_{ij}^{true} - 128 \right] / 128 \right)^2 + 0,05, \quad (11)$$

где I_{ij}^{true} - значение ij -го пикселя на незашумленном изображении.

Карты границ (визуализированные поля значений E_{ij}), соответствующие различным помеховым ситуациям, представлены на рис. 3-6. Одной из особенностей предлагаемого детектора в случае наличия шумов на изображении является появление раздвоенности границ, что неприемлемо для ряда приложений, например, для задачи определения контурных препаратов. Такая раздвоенность обусловлена отмеченным ранее ростом значений параметра Z_{ij} в непосредственной близости перепада значений (границы площадных объектов) при относительно малых контрастах. Для устранения данного эффекта предлагается обрабатывать карты границ, полученные исследуемым параметром, при помощи медианного фильтра. В качестве примера, на рис. 7 приведено изображение, полученное для случая шума с пуассоновской ПРВ, после обработки медианным фильтром с размером окна, равным 3. Данная процедура позволила в ряде случаев «соединить» контуры границ площадных объектов, что особенно хорошо проявляется на границах небольших объектов с различными контрастами.

Другой особенностью обнаруженных контуров площадных объектов, полученных предлагаемым детектором, является тот факт, что они оказываются достаточно широкими. Устранение данного эффекта возможно путем применения алгоритмов утоньшения, пример реализации одного из которых для случая

шума с пуассоновской ПРВ, приведен на рис. 8.

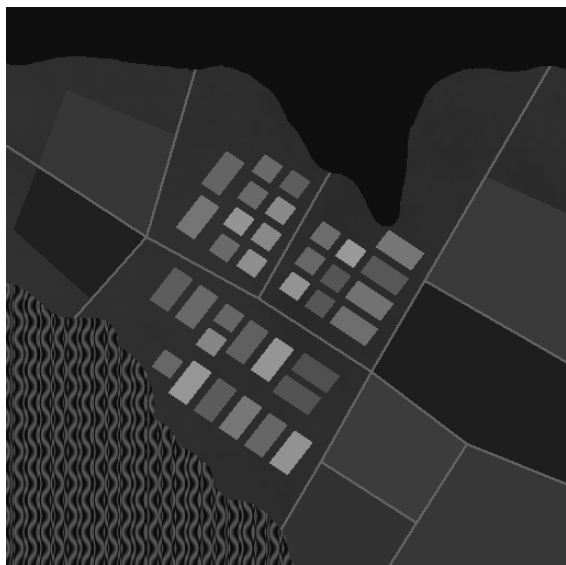


Рис.1. Тестовое изображение

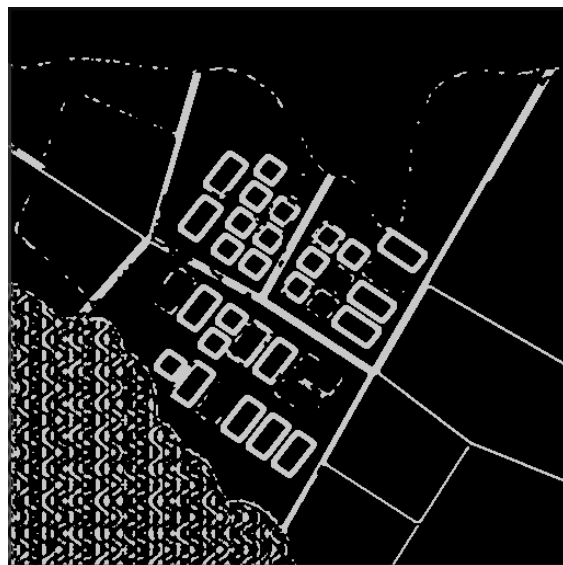


Рис.2. Карта границ незашумленного тестового изображения, полученная предложенным детектором

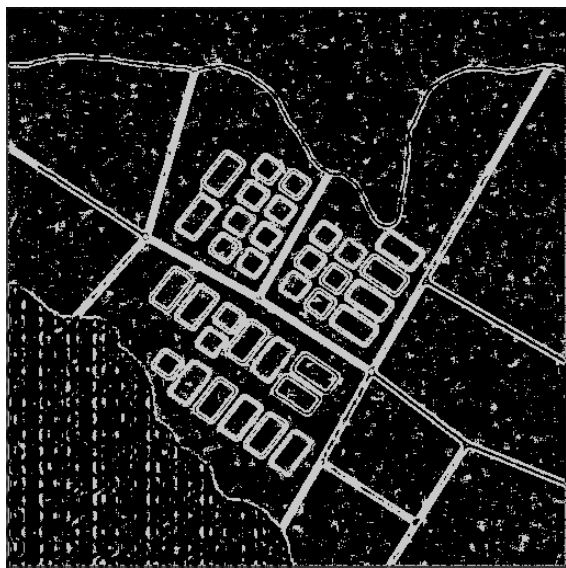


Рис.3. Карта границ, полученная для случая Гауссова шума с дисперсией 40

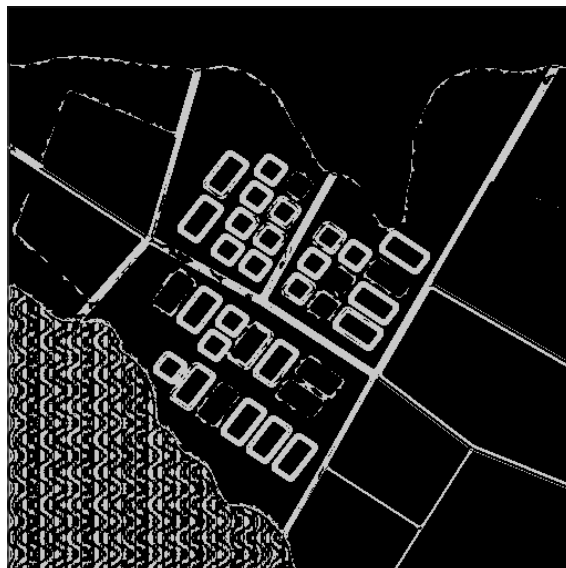


Рис.4. Карта границ, полученная для случая мультипликативного шума с дисперсией 0,01

Таким образом, предложенный детектор границ (1), (3) позволяет обнаруживать достаточно контрастные границы площадных объектов при отсутствии априорной информации о типе и характеристиках помех. После утоньшения границ получаемые контурные препараты могут использоваться для извлечения изображений из баз данных с учетом признаков формы в соответствии с известными подходами [5, 16]. Другое применение результатов обнаружения границ рассмотрено в следующем подразделе.

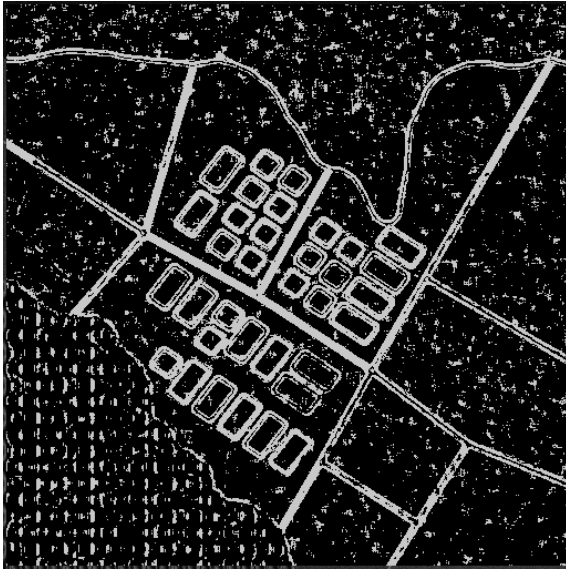


Рис.5. Карта границ, полученная для случая шума с пуассоновской ПРВ



Рис.6. Карта границ, полученная для сигнально-зависимого шума

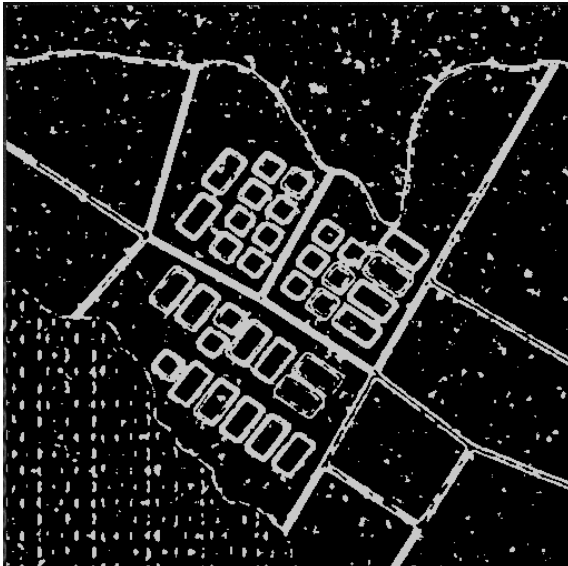


Рис.7. Карта границ, полученная для шума с Пуассоновской ПРВ, после обработки медианным фильтром с размером окна, равным 3

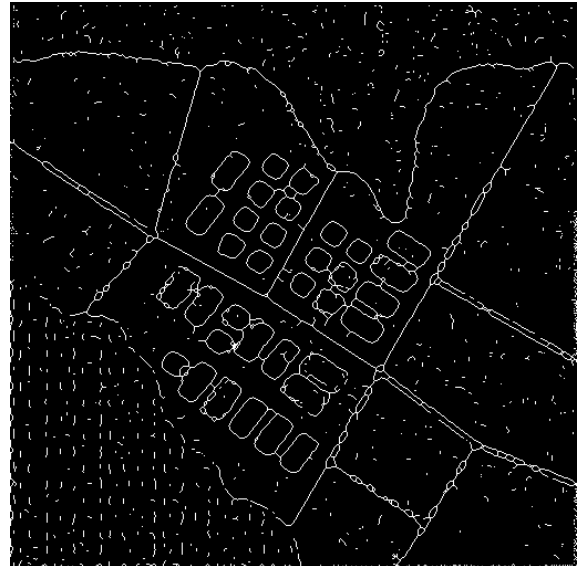


Рис.8. Карта границ, полученная для шума с Пуассоновской ПРВ, после обработки медианным фильтром и применения алгоритма утоньшения

2. Локально-адаптивный фильтр на основе дискретного косинусного преобразования

Фильтры на основе ортогональных преобразований в настоящее время считаются одними из наиболее эффективных [9, 17-19]. При этом алгоритмы фильтрации на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП) по эффективности не уступают фильтрам с использованием вейвлетных преобразований, но превосходят их по простоте адаптации к различным сигнально-помеховым ситуациям и локальным особенностям изображений [9, 17, 19]. Основной принцип фильтрации состоит в следующем. Для каждого положения

блока изображения (обычно размером 8×8) рассчитываются коэффициенты ДКП, которые затем сравниваются с определенным образом рассчитанными порогами. В результате сравнения наименьшие по амплитуде значения коэффициентов ДКП, которые обычно соответствуют помехам, обнуляются, а остальные коэффициенты остаются неизменными. Затем выполняют обратное ДКП и усредняют отфильтрованные значения для каждого пикселя с учетом тех блоков, которые включают данный пиксель. При воздействии аддитивных помех пороговое значение W выбирают постоянным и равным $k\sigma_{add}$ [9, 17], где рекомендуемое значение $k=2,6$. При таком выборе фильтр на основе ДКП обеспечивает хорошее подавление помех на однородных и текстурных участках, но при этом заметно сглаживаются резкие контрастные границы площадных объектов. Для уменьшения этого эффекта желательно уменьшать W , что может быть достигнуто уменьшением k для блоков, в которых имеют место такие резкие перепады.

Следовательно, для повышения эффективности ДКП-фильтрации целесообразно использовать локально-адаптивный подход, предусматривающий уменьшение порога в окрестностях контрастных границ. Обнаружить соответствующие блоки можно с использованием описанного в предыдущем подразделе параметра D_{ij} . Если для данного блока значение D_{ij} превышает порог D_{thr} , то будем использовать $W = k_{edge} \sigma_{add}$, где $k_{edge} < 2,6$, в противном случае используется $W = 2,6\sigma_{add}$. При этом значение σ_{add} предположим априорно известным.

Проведем анализ эффективности такого локально-адаптивного ДКП-фильтра. Численное моделирование было проведено для нескольких тестовых изображений и значений σ_{add} при $k_{edge} = 1,2$. В качестве критерия эффективности фильтрации будем использовать стандартный критерий - среднеквадратическую ошибку MSE на выходе фильтра.

Первое тестовое изображение при отсутствии помех показано на рис. 9а. Оно содержит как площадные однородные объекты, так и текстурные участки, а также детали, для которых число принадлежащих им пикселей больше $0,1N$. То же самое изображение при воздействии аддитивных гауссовых помех с $\sigma_{add}^2 = 100$ приведено на рис. 9б, а поле значений бинарного показателя границы E_{ij} - на рис. 9в.

Хорошо видно, что контрастные границы площадных объектов, текстурных участков и деталей обнаружены с достаточной надежностью. Это позволяет существенно улучшить эффективность ДКП-фильтрации. Если для постоянного $k=2,6$ среднеквадратическая ошибка MSE на выходе фильтра равна 43,9, то для адаптивного ДКП-фильтра $MSE=30,5$. Выходное изображение показано на рис. 9г. Контрастные границы хорошо сохранены, а помехи эффективно подавлены для различных типов фрагментов изображения.

Для этого же самого изображения при $\sigma_{add}^2 = 40$ имеем $MSE=31,3$ для ДКП-фильтра с постоянным порогом, а для адаптивного ДКП-фильтра $MSE=20,6$.

Предложенный алгоритм адаптивной ДКП-фильтрации был апробирован и для стандартных тестовых изображений – Cameraman, Lena и др. Для изобра-

жения Cameraman, имеющего резкие контрастные границы (рис. 10а), которые были хорошо обнаружены детектором D_{ij} (см. рис. 10б), использование адаптивного ДКП-фильтра позволило уменьшить MSE с 37,3 до 29,5 при $\sigma_{add}^2 = 40$ и с 48,8 до 40,3 при $\sigma_{add}^2 = 100$ (результат обработки показан на рис. 10в). Поле значений E_{ij} незашумленного тестового изображения Cameraman приведено на рис.10г.

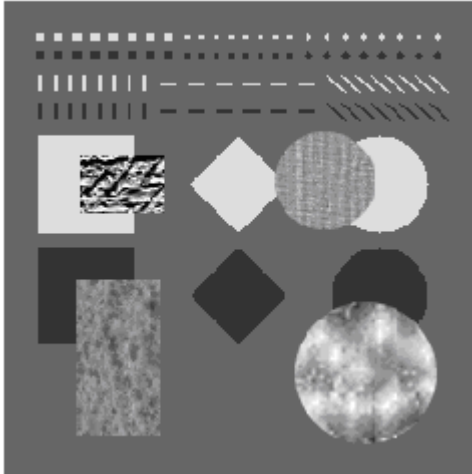


Рис.9а. Тестовое изображение в отсутствие шумов

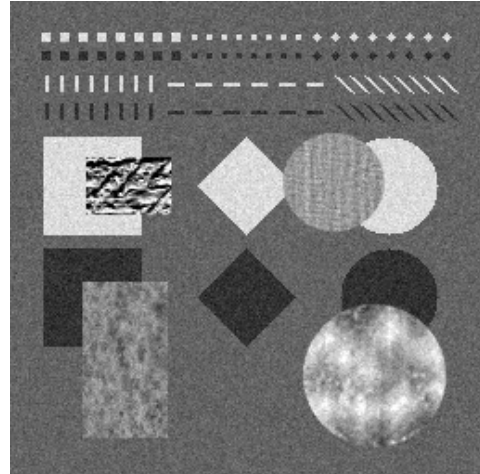


Рис.9б. Тестовое изображение, искаженное аддитивным гауссовым шумом с дисперсией 100

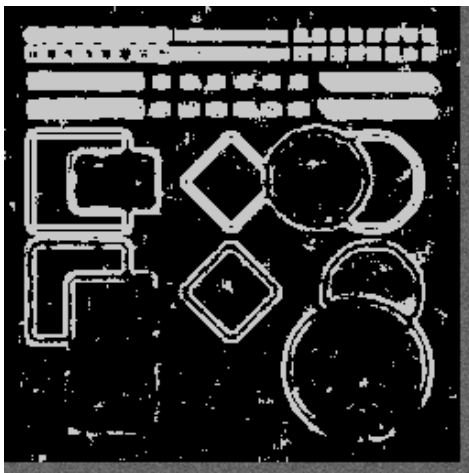


Рис.9в. Карта границ зашумленного тестового изображения

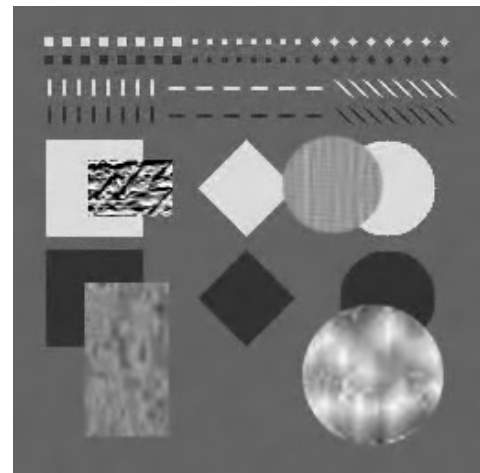


Рис.9г. Тестовое изображение, восстановленное при помощи предлагаемого алгоритма

Для тестовых изображений, границы объектов на которых не очень резкие или контрастные (например, Lena), выигрыш в значениях MSE также наблюдался, но он был небольшим, порядка единиц процентов. Полученные значения MSE для стандартных тестовых изображений Cameraman, Lena и других для разработанного адаптивного ДКП-фильтра мало отличаются от значений MSE для одного из наиболее эффективных ДКП-фильтров с адаптивно выбираемой формой блоков [19], но предложенный фильтр проще.



Рис. 10а. Тестовое изображение Camera-
man, искаженное аддитивным гаус-
совым шумом с дисперсией 100



Рис. 10б. Поле значений E_{ij} зашумлен-
ного тестового изображения Camera-
man



Рис. 10в. Тестовое изображение на вы-
ходе адаптивного ДКП-фильтра



Рис. 10г. Поле значений E_{ij} незашум-
ленного тестового изображения Cam-
eraman

Заключение

Предложен новый алгоритм для обнаружения границ контрастных площадных объектов, работоспособный при ограниченных априорных сведениях о типе и статистических параметрах помех. Это позволяет применять его для обработки и индексирования изображений в рамках стандартных процедур, а также для локально-адаптивной фильтрации изображений.

Литература

1. *W.K. Pratt. Digital Image Processing, 2-nd edition.* – New York (USA): John Wiley and Sons, Inc., 326 (1991).
2. *I. Pitas, A.N. Venetsanopoulos. Nonlinear Digital Filters: Principles and Appli-*

cations. Boston (USA): Kluwer Academic Publisher. 321 (1990).

3. *V.P. Melnik, V.V. Lukin, A.A. Zelensky, J.T. Astola, P. Kuosmanen*. Local Activity Indicators: Analysis and Application to Hard-Switching Adaptive Filtering of Images. *Optical Engineering Journal*. No 8, 1441-1455 (2001).

4. *Лукин В.В.* Цели, методы и алгоритмы локально-адаптивной устойчивой фильтрации радиолокационных изображений // *Космічна наука і технологія*, 1998. - № 2/3. - С. 39-50.

5. *F. Mokhtarian, S. Abbasi, J. Kittler*. Efficient and robust retrieval by shape content through curvature scale space. *Proceedings of the First International Workshop on Image Database and Multimedia Search, Amsterdam, The Netherlands*. 35-42 (1996).

6. *K.N. Plataniotis, A.N. Venetsanopoulos*. *Color Image Processing and Applications*, Springer-Verlag, NY, (2000).

7. *D.R. Martin, C.C. Fowlkes, J. Malik*. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color and texture cues. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 26, No 5. 530-549 (2004).

8. *Бакут П.А., Колмогоров Г.С.* Сегментация изображений: методы выделения границ областей // *Зарубежная радиоэлектроника*, 1987. - № 10. - С. 45 -47.

9. *O.V. Tsymbal, V.V. Lukin, N.N.Ponomarenko, A.A. Zelensky, K.O. Egiazarian, J.T. Astola*. Three-state Locally Adaptive Texture Preserving Filter for Radar and Optical Image Processing. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, May, No 8, 1185-1204 (2005).

10. *Соколов А.В., Лукин В.В.* Локальное распознавание радиоизображений трехслойной нейросетью с использованием пространственных признаков // *Радиотехника*, 2002. - Харьков: Харьковский национальный университет радиоэлектроники. - Вып. 128. - С. 122-129.

11. *Хьюбер Дж.П.* Робастность в статистике: Пер. с англ. – М.: Мир, 1984. – С. 304.

12. *R. Suoranta*. Amplitude domain approach to digital filtering. Theory and applications: Thesis for the degree of Doctor of Technology, Tampere, Finland, Tampere University of Technology, 199 (1995).

13. *S.K. Abramov, V.V. Lukin, J.T. Astola*. Adaptive myriad filter, CD-ROM Proceedings of International Conference NSIP 2001, Baltimore, USA, 5 (2001).

14. *V.V. Lukin, S.K. Abramov, A.A. Zelensky, J.T. Astola*. Use of minimal interquantile distance estimation in image processing, Proceedings of SPIE Conference on Mathematics of Data/Image Pattern Recognition, Compression, and Encryption with Applications IX, SPIE Vol. 6315, San Diego, USA, 12 (2006).

15. *A. Roenko, V. Lukin, I. Djurovic, LJ. Stankovic*. Robust DFT based on adaptive censored estimate for FM signal processing in non-gaussian noise environment, CD-ROM Proceedings of ISSPA, Feb., 4 (2007).

16. *F.A. Cheykh*. MUVIS: A System for Content-Based Image Retrieval. Thesis for the Degree of Doctor of Technology, Tampere University of Technology, Finland, 136 (2004).

17. *P-L. Shui*. Image Denoising Algorithm via Doubly Local Wiener Filtering with Directional Windows in Wavelet Domain, *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 12,

no.10, Oct., 681-684 (2005).

18. *K.O. Egiazarian, V.P. Melnik, V.V. Lukin, J.T. Astola*. Local Transform-based Denoising for Radar Image Processing, Proceedings of IS&T/SPIE International Conference on Nonlinear Image Processing and Pattern Analysis XII, San Jose, USA, SPIE Vol. 4304, Jan., 170-178 (2001).

19. <http://www.cs.tut.fi/~foi/>