

РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАУК

СИБИРСКОЕ ОТДЕЛЕНИЕ

А В Т О М Е Т Р И Я

---

2006, том 42, № 4

УДК 681.3

## КРИТЕРИИ ОЦЕНИВАНИЯ КАЧЕСТВА ФИЛЬТРАЦИИ ИМПУЛЬСНЫХ ШУМОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Е. А. Самойлин

Ростовский военный институт ракетных войск  
им. Главного маршала артиллерии М. И. Неделина, Ростов-на-Дону  
E-mail: sea@rsu.ru

Предложены и обоснованы критерии эффективности для численно-строгого оценивания качества различных методов и алгоритмов фильтрации изображений, искаженных импульсными шумами. Приведены и обсуждены результаты вычислительных экспериментов по исследованию статистических зависимостей предложенных критериев от нестационарности рисунков, величины дискретизации координат (размера) и квантования уровня яркости изображений при их фильтрации в диапазоне зашумленности импульсными шумами от 0 до  $\infty$ .

**Введение.** В настоящее время продолжают стремительно развиваться теория и системы цифровой обработки и передачи изображений [1–3]. Для многих подобных цифровых систем характерно появление на изображении импульсных шумов (ИШ), т. е. независимых случайных искажений отдельных пикселей. Например, импульсный шум может возникать при ошибках оцифровки и квантования изображений, сбоях отдельных элементов матриц оптико-электронных преобразователей и т. д. Разработано достаточно много алгоритмов и методов фильтрации ИШ на изображениях, большинство из которых является развитием медианного фильтра. Между тем вопросам оценивания качества подобных процедур фильтрации (подавление ИШ и сохранение полезного изображения) уделяется недостаточное внимание. Так, в [1–4] отсутствуют сведения относительно строгого оценивания эффективности алгоритмов, приведены лишь примеры обработки элементарных тестовых изображений. В работах [5–7] оценивание методов проведено лишь для одного фиксированного уровня ИШ, в [8] – для трех уровней, в [9] – для шести. Оценка эффективности предлагаемых алгоритмов во всем диапазоне интенсивности ИШ сделана в работе [10]. Следует отметить, что в [5–10] авторами выбраны различные критерии оценивания (ошибки фильтрации изображений) и их нормировки, кроме того, предлагаемые критерии нередко являются зависимыми от параметров изображений, что существенно затрудняет сравнение эффективности алгоритмов. Некоторые критерии качества процедуры фильтрации и сегментации изображений предложены в работах [11, 12], однако их сопоставление проведено для одного значения интенсивности ИШ.

Требует исследования и чувствительность критериев эффективности к основным параметрам обрабатываемого изображения – нестационарности рисунков (различию пространственных частот), размеру и степени квантования яркости.

Цель предлагаемой работы – обоснование критериев оценивания качества фильтрации ИШ на изображениях и исследование статистических зависимостей данных критериев от основных параметров изображения в диапазоне интенсивности шума от 0 до  $\infty$ .

**Постановка задач.** Используемая модель исходного дискретизированного по строкам  $i$  и столбцам  $j$  изображения  $\lambda(i, j)$  имеет вид

$$\lambda(i, j) = \Lambda(i\Delta t_1, j\Delta t_2), \quad (1)$$

где  $\Lambda(t_1, t_2)$  – непрерывное изображение, соответствующее  $\lambda(i, j)$ ;  $\Delta t_1, \Delta t_2$  – интервалы дискретизации для  $i, j$  ( $i \in 1, \dots, m, j \in 1, \dots, n$ ) соответственно.

Уровень яркости элементов изображения  $\lambda(i, j)$  квантован на интервале от абсолютно черного до абсолютно белого:

$$\lambda(i, j) \in [0, \dots, 2^N - 1], \quad N = 1, 2, \dots, 8, \quad (2)$$

где  $2^N$  – число уровней квантования элементов  $\lambda(i, j)$ .

Изображение, искаженное воздействием шума, описывается выражением

$$x(i, j) = f[\lambda(i, j), \hbar(i, j)], \quad (3)$$

где  $f[\lambda(i, j), \hbar(i, j)]$  – оператор, определяющий взаимодействие полезного изображения  $\lambda(i, j)$  и шума  $\hbar(i, j)$ .

Положив  $x(i, j) = x_{i, j}$ ,  $\lambda(i, j) = \lambda_{i, j}$ ,  $\hbar(i, j) = \hbar_{i, j}$ , запишем выражение (3) для ИШ:

$$x_{i, j} = \begin{cases} \lambda_{i, j} & \text{с вероятностью } p(\lambda); \\ \hbar_{i, j} & \text{с вероятностью } p(\hbar) = 1 - p(\lambda). \end{cases} \quad (4)$$

Здесь  $p(\lambda)$  – вероятность появления полезного сигнала  $\lambda_{i, j}$  в ячейке с координатой  $(i, j)$ ;  $\hbar_{i, j}$  – значения искаженных элементов изображения, которые являются независимыми случайными величинами с равномерным распределением (rnd) и соответствуют интервалу квантования (2):

$$\hbar_{i, j} = \text{rnd}[0, \dots, 2^N - 1], \quad N = 1, 2, \dots, 8; \quad (5)$$

$p(\hbar)$  – вероятность появления выброса шума  $\hbar_{i, j}$  в ячейке с координатой  $(i, j)$ , которая не зависит ни от наличия шума в других координатах, ни от исходного изображения, т. е.  $p(\hbar) = \text{const} \forall i \in 1, \dots, m, j \in 1, \dots, n$ .

Появление  $\lambda_{i, j}$  и  $\hbar_{i, j}$  образует полную группу несовместных событий для каждой отдельной координаты  $(i, j)$ .

При синтезе процедуры фильтрации изображения  $x_{i, j}$  обычно находится оператор обработки  $F$ :

$$y_{i, j} = F[x_{i, j}], \quad (6)$$

позволяющий сформировать оценку  $y_{i,j}$  изображения, наиболее близкую к ее истинным значениям:

$$\delta = \|y_{i,j} - \lambda_{i,j}\|, \quad \delta \rightarrow \min_F. \quad (7)$$

В зависимости от вида ошибки фильтрации (7) это может быть среднеквадратическое отклонение [5–7], модуль ошибки [9], евклидово расстояние [11, 12] и т. д.

Задачу выбора критерия сформулируем следующим образом: найти вид ошибки фильтрации (7), обеспечивающий ее инвариантность к размерности  $m, n$  и степени  $N$  квантования (2) изображений, а также обеспечивающий возможность объективной оценки качества фильтрации в случае  $p(\hbar) \rightarrow 0$ .

Задачу исследования ошибки фильтрации сформулируем следующим образом: экспериментально исследовать статистическую зависимость ошибки (7) от нестационарности рисунков (пространственных частот) размером  $m \times n$  (1) и степенью  $N$  квантования (2) изображений при изменении интенсивности ИШ  $H$ , определяемой выражением

$$H = p(\hbar) \cdot 100 \% = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left( \begin{cases} 1, & x_{i,j} = \hbar_{i,j}; \\ 0, & x_{i,j} = \lambda_{i,j} \end{cases} \right)}{mn} \cdot 100 \%, \quad (8)$$

от 0 до 100 %.

**Выбор ошибки фильтрации**  $\|y_{i,j} - \lambda_{i,j}\|$ . Желательно, чтобы во многих случаях максимум ошибки фильтрации  $\|y_{i,j} - \lambda_{i,j}\|$  был принят равным единице, поэтому в некоторых работах вводится его нормирование (деление) на  $\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \|\lambda_{i,j}\|$  [5, 6, 8] или  $\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \|x_{i,j}\|$  [9]. Однако при подобном нормировании ошибка (7) становится чувствительной к конкретному рисунку изображения. Так, если на изображении преобладает белый фон, т. е.  $\lambda_{i,j} \approx 2^N - 1$  (2) либо  $x_{i,j} \approx 2^N - 1$ , то значения ошибки (7) будут намного меньшими (растет знаменатель  $\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \|\lambda_{i,j}\|$ ), а если преобладает черный фон, наоборот, значительно большими (уменьшается знаменатель  $\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \|\lambda_{i,j}\|$ ), чем в случае среднестатистического изображения.

Известны работы, в которых ошибка (7) нормируется на величину  $mn(2^N - 1)$ , именуемую в некоторых случаях информационной емкостью изображения. Однако в данном случае выражение (7) становится зависимым от размера (1) и количества уровней квантования (2) конкретного изображения. Наиболее часто, особенно при синтезе оптимальных процедур фильтрации, в качестве ошибки (7) выбирается ее второй начальный момент  $M\{(y_{i,j} - \lambda_{i,j})^2\}$ , обусловленный математической простотой. Между тем

точечная оценка момента  $M \{(y_{i,j} - \lambda_{i,j})^2\}$ , определяемая выражением

$$\delta^M = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (y_{i,j} - \lambda_{i,j})^2, \quad (9)$$

также зависит от размера (1).

С учетом вышеизложенного предлагается ошибку (7) нормировать на максимальное ее значение, которое будет получено при  $H \approx 100\%$  (8), т. е.  $p(\hbar)=1(4)$ :

$$\delta = \frac{\|y_{i,j} - \lambda_{i,j}\|}{\max_{p(\hbar)=1} \|y_{i,j} - \lambda_{i,j}\|}. \quad (10)$$

При этом значения  $\delta$  (10) будут приближаться к единице по мере роста  $p(\hbar)$  и не будут зависеть от преобладания яркости элементов, размера и степени квантования тестового изображения.

В качестве метрик ошибки (7) могут быть использованы наиболее распространенные: среднеквадратическая ошибка фильтрации, нормированная в соответствии с (10):

$$\delta^2 = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (y_{i,j} - \lambda_{i,j})^2}{\max_{p(\hbar)=1} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (y_{i,j} - \lambda_{i,j})^2}, \quad (11)$$

евклидово расстояние в  $m \times n$ -мерном пространстве:

$$\delta^E = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (y_{i,j} - \lambda_{i,j})^2}}{\max_{p(\hbar)=1} \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (y_{i,j} - \lambda_{i,j})^2}}, \quad (12)$$

модуль разности векторов  $y_{i,j}$  и  $\lambda_{i,j}$ :

$$\delta^{|\cdot|} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |y_{i,j} - \lambda_{i,j}|}{\max_{p(\hbar)=1} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |y_{i,j} - \lambda_{i,j}|} \quad (13)$$

и корень квадратный из модуля (13):

$$\delta^{\sqrt{|\cdot|}} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |y_{i,j} - \lambda_{i,j}|}}{\max_{p(\hbar)=1} \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |y_{i,j} - \lambda_{i,j}|}}. \quad (14)$$

В качестве дополнительных метрик ошибки (7), представляющих интерес, можно предложить синус угла между векторами  $y_{i,j}$  и  $\lambda_{i,j}$  в  $m \times n$ -мерном пространстве, впервые использованный для оценивания ошибок фильтрации и сегментации изображений в [11, 12],

$$\delta^{\sin} = \sqrt{1 - \left( \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n y_{i,j} \lambda_{i,j}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (y_{i,j})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (\lambda_{i,j})^2}} \right)^2} \quad (15)$$

и коэффициент их обратной взаимной корреляции [11, 12]

$$\delta^K = 1 - \left( \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (y_{i,j} - \langle y \rangle)(\lambda_{i,j} - \langle \lambda \rangle)}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (y_{i,j} - \langle y \rangle)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (\lambda_{i,j} - \langle \lambda \rangle)^2}} \right), \quad (16)$$

где  $\langle y \rangle$  и  $\langle \lambda \rangle$  – средние значения массивов  $y_{i,j}$  и  $\lambda_{i,j}$  соответственно.

В отличие от (11)–(14), ошибки фильтрации (15) и (16) не требуют нормирования на  $\max_{p(h)=1} \|y_{i,j} - \lambda_{i,j}\|$ , так как значения коэффициента корреляции и синуса угла лежат в пределах от нуля до единицы.

На рис. 1 представлены результаты вычислительного эксперимента по оцениванию эффективности двух процедур фильтрации ИШ: алгоритма медианной пространственно-избирательной фильтрации [10] и широко известного алгоритма медианной пространственно-инвариантной фильтрации [13]. Размеры апертуры при обеих обработках выбраны равными  $3 \times 3$  элемента. В диапазоне значений интенсивности ИШ от 0 до 100 % для вышеуказанных процедур фильтрации рассчитаны их ошибки по выражениям (11)–(16). Результаты расчета ошибок фильтрации на рис. 1 являются усредненными по выборке из более чем 100 различных изображений модели (1), (2), подвергаемых импульсному зашумлению в соответствии с (3)–(5) и последующей фильтрации. Параметры изображений:  $m \times n = 640 \times 480$ ,  $N = 8$ . Все рассматриваемые вычислительные эксперименты проведены в среде MathCad11.

Из рис. 1 видно, что предложенные ошибки фильтрации (11)–(16) являются относительными при оценивании двух алгоритмов. Так, согласно ошибке (11) алгоритмы имеют одинаковую эффективность при интенсивности шума  $H = 40\%$ . Исходя из критерия (12) алгоритмы равны по эффективности при  $H \approx 48\%$ ,  $H \approx 70\%$ . Ошибка (13) показывает тождественность процедур фильтрации при  $H \approx 67\%$ . Исходя из критерия (14) эффективность алгоритмов одинакова при  $H \approx 90\%$ , а из критериев (15), (16) – при  $H \approx 40\%$  и  $H \approx 38\%$  соответственно.

Необходимо отметить, что интенсивности шума  $H$ , при которых эффективность алгоритмов одинакова, приблизительно совпадают у четырех критериев – (11), (12), (15), (16) – из шести рассмотренных, что может свидетельствовать об адекватности ошибок фильтрации (11) и (12), так как критерии (15) и (16) по физическому смыслу далеки от (11)–(14).

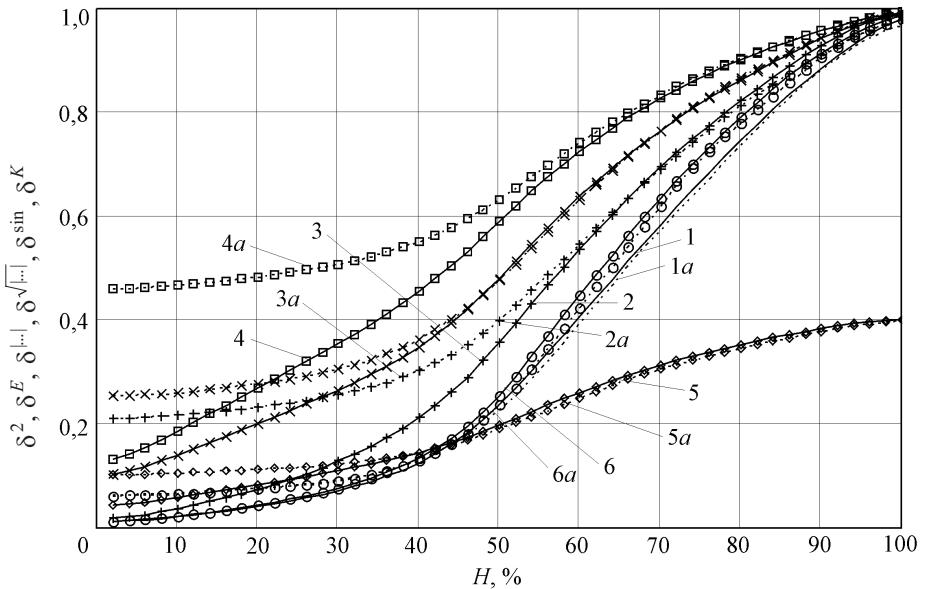


Рис. 1. Сопоставление критериев (11)–(16) при оценивании эффективности фильтрации изображений двумя алгоритмами: кривая 1 – медианная избирательная и кривая 1a – инвариантная фильтрация по критерию (11); 2 и 2a – по критерию (12); 3 и 3a – по критерию (13); 4 и 4a – по критерию (14); 5 и 5a – по критерию (15); 6 и 6a – по критерию (16)

Из рис. 1 можно также сделать вывод, что для оценивания приблизительно одинаковых по эффективности процедур фильтрации в диапазоне интенсивности ИШ от 0 до 30 % целесообразно использовать выражения (14), (13), (12), дающие наибольшие расхождения критериальных показателей. Для оценивания алгоритмов в диапазоне шума от 30 до 60 % целесообразно использовать также (14), (13). Для оценивания эффективности процедур фильтрации в диапазоне зашумленности более 60 % целесообразно использовать критерии (16), (15), (11), показывающие большие расхождения эффективности по сравнению с остальными.

Необходимо также отметить особенности поведения синуса угла двух векторов-изображений (15), максимальное значение которого не превышает 0,4 при  $H = 100\%$ .

В практике оценивания качества фильтрации часто возникают случаи поиска компромисса между степенью подавления шума и сохранением неискаженного изображения. Меньшую (фильтрация нескольких шумовых импульсов) или большую ошибку (искажения полезных контуров по всей  $m \times n$ -площади) при оценивании выходного изображения принесет использование традиционного пространственно-инвариантного медианного алгоритма [13], например, в случае  $p(\hbar) \rightarrow 0(4)$ ? Ответ на данный вопрос можно получить, используя нелинейно нормированный в диапазоне  $H$  критерий, например, евклидовой метрики

$$\delta_{y/x}^E = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (y_{i,j} - \lambda_{i,j})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_{i,j} - \lambda_{i,j})^2}}. \quad (17)$$

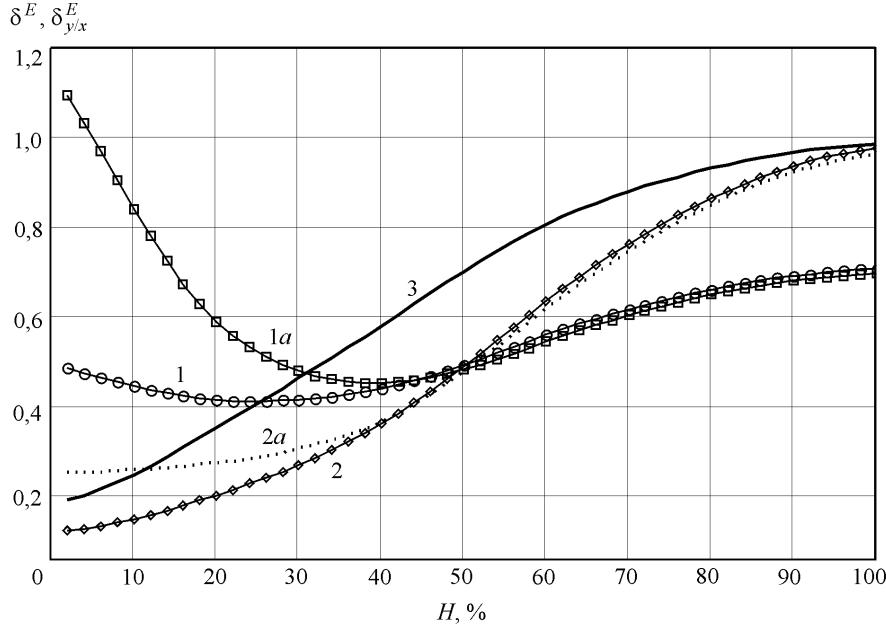


Рис. 2. Сопоставление критериев (12) и (17) при оценивании эффективности двух алгоритмов фильтрации изображений: кривая 1 – медианная избирательная и кривая 1a – инвариантная фильтрация по критерию (17); 2 и 2a – по критерию (12); 3 – нормированный знаменатель выражения (17)

Таким образом, выражение (17) является евклидовой метрикой изображений  $y_{i,j}$  и  $\lambda_{i,j}$ , нормированной на аналогичную метрику изображений  $x_{i,j}$  и  $\lambda_{i,j}$ .

На рис. 2 приведены результаты вычислительного эксперимента по сопоставлению эффективности алгоритмов по критерию (17). Для сравнения оценок по линейно нормированному в диапазоне  $H$  критерию приведены значения ошибки (12) (нормированный числитель (17)) и значения евклидовой метрики  $\|x_{i,j} - \lambda_{i,j}\|$  (нормированный знаменатель (17)).

Проводя оценивание алгоритмов по критерию (17) (см. рис. 2), можно сделать вывод, что алгоритм медианной пространственно-избирательной фильтрации, предложенный в [10], в существенно меньшей степени искажает полезное изображение при  $p(\hbar) \rightarrow 0$ , чем известный алгоритм медианной пространственно-инвариантной фильтрации [13]. Компромисс между степенью фильтрации шума и сохранением полезных деталей на изображении у процедуры [10] достигается при  $H = 20-30\%$  (экстремум через минимум соответствующей кривой на рис. 2), а у процедуры [13] – при  $H = 40\%$ .

**Зависимость ошибки  $\|y_{i,j} - \lambda_{i,j}\|$  от параметров изображения.** Исследование статистической зависимости ошибки фильтрации (7) от параметров изображения проведено в два этапа. На первом исследовалась ее зависимость от нестационарности рисунков (различия пространственных частот), на втором – от размера  $m \times n$  (1) и степени квантования  $N$  (2).

На рис. 3 представлены результаты статистических исследований зависимости ошибки вида (12) от нестационарности рисунка изображения для алгоритма пространственно-избирательной медианной фильтрации [10].

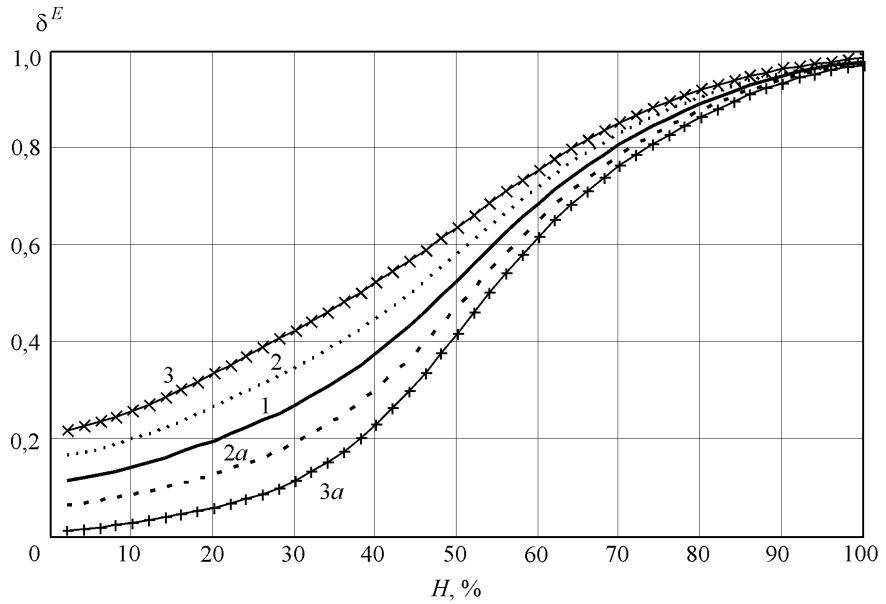


Рис. 3. Зависимость критерия (12) от статистики изображений с различными пространственными частотами: кривая 1 – математическое ожидание значений ошибки (12) для различных изображений; 2 – верхняя и 2а – нижняя граница доверительного интервала для вероятности 0,9550; 3 и 3а – для вероятности 0,9999

Для исследования использована рабочая выборка самых разнообразных рисунков и сцен из более чем 100 изображений с  $m \times n = 640 \times 480$ ,  $N = 8$ , включая пространственно-монотонные (абсолютно белый и черный фон) и высокочастотные изображения (наиболее высокочастотное являлось случайной генерацией значений элементов по закону (5)). На рис. 3 приведена зависимость математического ожидания значений ошибки фильтрации для рабочей выборки изображений в исследуемом диапазоне шума и рассчитанные по методике [14] границы доверительных интервалов для двух значений доверительной вероятности: 0,9550 и 0,9999. Из рисунка видно, что значения ошибки двух изображений одинакового размера и квантования при доверительной вероятности 0,9550 могут отличаться в 2 раза. Причем установлено, что изображения с преимущественно низкими пространственными частотами имеют меньшие значения ошибки (приближаются к нижней границе доверительного интервала), а изображения с высокими частотами – большие (приближаются к верхней границе), что свидетельствует о большей адекватности рангового по своей сути алгоритма [10] фильтрации низкочастотных изображений. Алгоритм [13] показывает результаты, аналогичные представленным на рис. 3 (разброс величин доверительных интервалов практически совпадает с [10]), но с отличной зависимостью математического ожидания ошибки (12) (см. рис. 1).

Для исследования влияния размера  $m \times n$  (1) на величину ошибки были использованы изображения с дискретизациями от  $500 \times 500$  до  $100 \times 100$  элементов, разночастотными рисунками и  $N = 8$ . На рис. 4 представлены результаты численных исследований зависимости ошибки (12) алгоритмов фильтрации [10] и [13] от размера  $m \times n$  (1). Выбор размера изображения в сторону

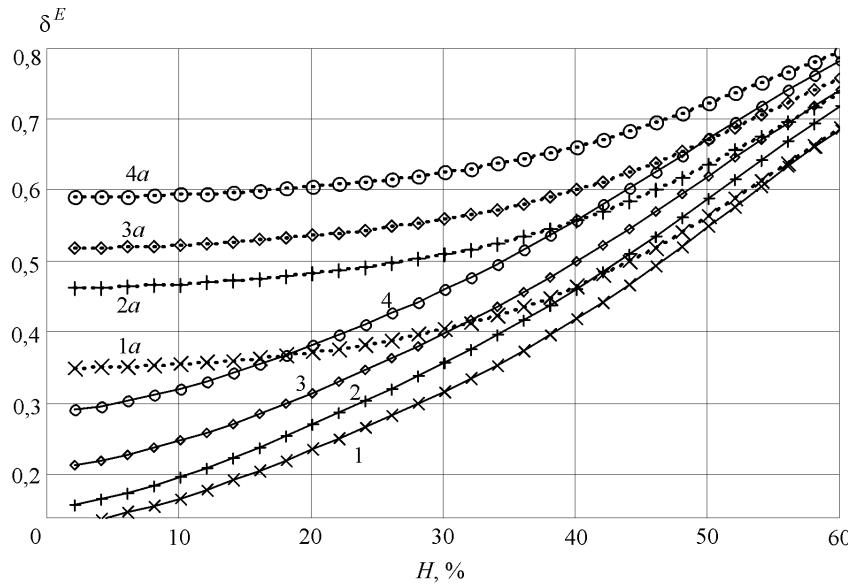


Рис. 4. Зависимость критерия (12) от размера  $m \times n$  изображений при их фильтрации двумя алгоритмами: кривая 1 –  $500 \times 500$ , алгоритм [10] и кривая 1a – алгоритм [13]; 2 –  $300 \times 300$ , алгоритм [10] и 2a – алгоритм [13]; 3 –  $200 \times 200$ , алгоритм [10] и 3a – алгоритм [13]; 4 –  $100 \times 100$ , алгоритм [10] и 4a – алгоритм [13]

уменьшения сделан исходя из того, что при оценивании процедур фильтрации, ввиду высокой вычислительной сложности алгоритмов, уменьшают размеры изображения независимо от того, как это повлияет на конечный результат. Из рис. 4 видно, что при уменьшении размера изображения ошибка фильтрации увеличивается как для алгоритма [10], так и для процедуры [13], причем характер кривых соответствует рис. 1 для всех  $m \times n$ . Это позволяет обобщить данный вывод на другие подобные алгоритмы фильтрации. Результаты, приведенные на рис. 4, согласуются с зависимостями на рис. 3, так как уменьшение размера изображения ведет, по сути, к росту его высокочастотности, и наоборот.

Результаты численных исследований зависимости ошибки (12) алгоритмов [10] и [13] от степени квантования изображения  $N(2)$ , равной 8, 6 и 1 при  $m \times n = 640 \times 480$ , представлены на рис. 5. Как следует из (2), при  $N = 8$  изображение имеет 256 градаций серого, при  $N = 1$  – две градации, т. е. является бинарным. Из рисунка видно, что со снижением  $N$  значения ошибки (12) двух алгоритмов уменьшаются, что согласуется с зависимостями на рис. 3 и 4, так как рост  $N$  в некотором смысле повышает высокочастотность изображения. Между тем при  $N = 8$  различие ошибок (12) для [10] и [13] более чем в 2 раза выше, чем при  $N = 6$ ; при  $N = 1$  и  $H = 5–35\%$  ошибка алгоритма [13] становится несколько меньшей, чем ошибка в [10]. Это позволяет сделать вывод о большей приемлемости алгоритма [10] для фильтрации многоградационных изображений.

На рис. 4 и 5 зависимости приведены в диапазоне шума  $H$  от 0 до 60 % и от 0 до 50 % соответственно; при дальнейшем росте  $N$  кривые постепенно сближаются.

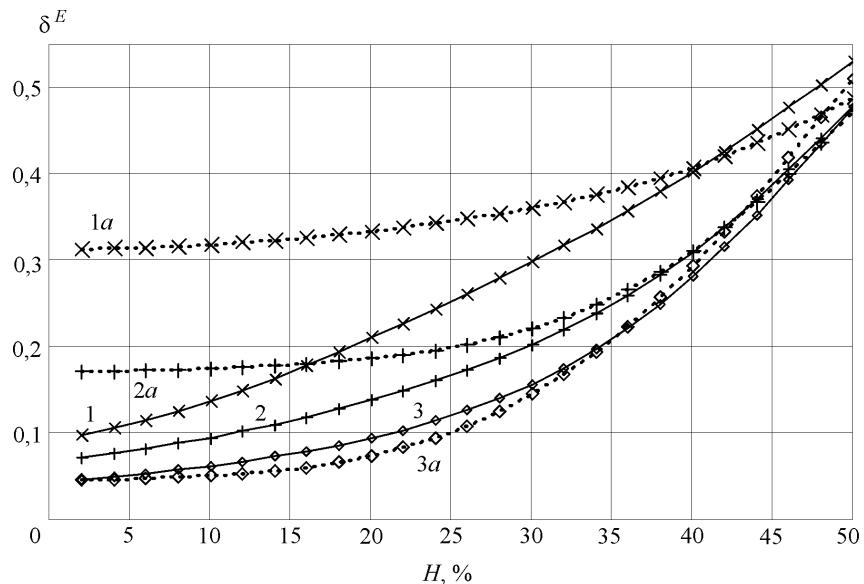


Рис. 5. Зависимость критерия (12) от степени квантования яркости  $N$  изображений при их фильтрации двумя алгоритмами: кривая 1 –  $N = 8$ , алгоритм [10] и кривая 1a – алгоритм [13]; 2 –  $N = 6$ , алгоритм [10] и 2a – алгоритм [13]; 3 –  $N = 1$ , алгоритм [10] и 3a – алгоритм [13]

**Заключение.** Предложенные и сопоставленные в работе критерии качества на основе различных ошибок фильтрации, а также результаты вычислительных экспериментов по исследованию данных критериев при различной интенсивности шума позволяют обосновать единый численно-строгий и объективный подход к оцениванию эффективности самых различных процедур фильтрации импульсных шумов на изображениях.

Необходимо отметить известное расхождение в оценках качества изображения математическими критериями и восприятием человека. Поэтому некоторые результаты, являющиеся с точки зрения математических показателей более предпочтительными, визуально могут быть хуже, и наоборот. Тем не менее цифровая фильтрация изображений находит применение в различных информационных системах с автоматическим принятием решений, функционирование которых полностью подчинено математическим критериям, и эффективность их работы должна оцениваться исключительно математически.

Рассмотренный подход к оцениванию качества процедур фильтрации изображений по предложенным критериям может быть использован не только для модели импульсных, но и других типов шумов.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Воскобойников Ю. Е., Колкер А. Б. Адаптивный алгоритм фильтрации и преобразование изображений в векторный формат // Автометрия. 2002. **38**, № 4. С. 3.
2. Кличко В. К., Ермаков А. А. Алгоритмы фильтрации и сегментации трехмерных радиолокационных изображений поверхности // Там же. С. 41.

3. Чуриков Д. В. Атомарные функции и комбинированный алгоритм фильтрации изображений в условиях помех высокой интенсивности // Радиотехника. 2004. № 9. С. 69.
4. Воскобойников Ю. Е., Касьянова С. Н., Кисленко Н. П., Трофимов О. Е. Использование алгоритмов нелинейной фильтрации для улучшения качества восстановленных томографических изображений // Автометрия. 1997. № 3. С. 13.
5. Белявцев В. Г., Воскобойников Ю. Е. Алгоритмы фильтрации изображений с адаптацией размеров апертуры // Автометрия. 1998. № 3. С. 18.
6. Бронников А. В., Воскобойников Ю. Е. Комбинированные алгоритмы нелинейной фильтрации зашумленных сигналов и изображений // Автометрия. 1990. № 1. С. 21.
7. Сергеев В. В., Мясников В. В. Алгоритм быстрой реализации фильтра Габора // Автометрия. 1999. № 6. С. 51.
8. Белявцев В. Г., Воскобойников Ю. Е. Векторные локальные фильтры с адаптацией размера апертуры // Автометрия. 2001. № 6. С. 32.
9. Воскобойников Ю. Е., Белявцев В. Г. Нелинейные алгоритмы фильтрации векторных сигналов // Автометрия. 1999. № 5. С. 97.
10. Самойлин Е. А. Нелинейные алгоритмы фильтрации импульсного шума на изображениях // Автометрия. 2005. **41**, № 5. С. 26.
11. Самойлин Е. А. Оценка эффективности алгоритмов фильтрации-сегментации изображений // Автоматика и вычисл. техника. 2004. № 2. С. 62.
12. Самойлин Е. А. Оценка эффективности программных методов обработки изображений // Программные продукты и системы. 2003. № 4. С. 34.
13. Хуанг Т. С. Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений: Пер. с англ. М.: Радио и связь, 1984.
14. Королюк В. С., Портенко Н. И., Скороход А. В., Турбин А. Ф. Справочник по теории вероятностей и математической статистике. М.: Наука, 1985.

*Поступила в редакцию 7 сентября 2005 г.*

---