

УДК 004.932

## СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ ФИЛЬТРАЦИИ ДИСКРЕТНОГО ГАУССОВСКОГО ШУМА ПРИ ОБРАБОТКЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ

**А. И. Новиков**, к.э.н., доцент кафедры ВМ РГРТУ; novikovanatoly@yandex.ru

**А. В. Пронькин**, студент 4 курса факультета ВТ РГРТУ; antoniopronkin@mail.ru

Одновременно исследуются сглаживающие свойства и степень размытия границ линейными и нелинейными фильтрами при обработке изображений. **Целью работы** является выработка практических рекомендаций по выбору фильтров подавления дискретного гауссовского шума, предназначенных для работы в бортовом вычислителе в условиях жестких ограничений на быстродействие алгоритмов. В бортовых системах технического зрения обработка изображений должна проводиться в режиме реального времени. Для большинства систем это соответствует 25 кадрам в секунду. Задача подавления шума является задачей низкого уровня и потому должна выполняться существенно быстрее, чем задачи более высокого уровня. В предлагаемой работе излагаются результаты сравнительных испытаний группы линейных и нелинейных фильтров дискретного гауссовского шума, а также предлагается модификация билатерального фильтра, позволяющая ускорить обработку изображений этим фильтром более чем в 10 раз.

**Ключевые слова:** изображение, аддитивная модель изображения, сглаживающий фильтр, ядро сглаживающего оператора, линейные фильтры, сигма-фильтр, билатеральный фильтр, размытие изображения.

DOI: 10.21667/1995-4565-2018-66-4-1-70-77

### Введение

Комплекс задач, решаемых в бортовом вычислителе летательного аппарата или наземного робототехнического комплекса, включает в себя задачи предварительной обработки изображений и задачи более высокого уровня. В блок предварительной обработки изображений включают, как правило, фильтрацию шумов и детектирование границ перепада яркости на изображении [1, 2]. Это задачи низшего уровня и выполняться в бортовом вычислителе они должны существенно быстрее, чем задачи более высокого уровня.

К сглаживающим фильтрам предъявляются противоречивые требования: с одной стороны, они должны в максимальной степени подавлять шум, с другой – в минимальной степени размывать границы перепада яркости. Наиболее выпукло это противоречие проявляется в классе линейных операторов: линейный оператор, обеспечивающий максимальное подавление шума, производит одновременно наибольшее размытие границ [3]. Сглаживание изображений с учетом их локальных особенностей возможно только с помощью нелинейных операторов [4-7]. Но за это приходится платить увеличением временных затрат на реализацию нелинейных фильтров, что

затрудняет использования таких фильтров в системах технического зрения реального времени. Хотя есть достаточно успешные попытки повышения быстродействия программных реализаций нелинейных фильтров [8-10].

Авторы большинства исследований по методам сглаживания изображений рассматривают простейшую аддитивную модель [1, 3, 7]

$$I_{ij} = U_{ij} + \xi_{ij} \quad i = \overline{1, M}, j = \overline{1, N}. \quad (1)$$

Здесь  $U_{ij}$  – полезный «сигнал» [5], гладкая компонента изображения [7],  $\xi_{ij}$  – случайная составляющая (помеха). В работе [7] для каждого фрагмента изображения используется трех-компонентная модель наблюдений

$$I_{ij} = U_{ij} + t_{ij} + \xi_{ij} \quad i = \overline{1, M}, j = \overline{1, N}, \quad (2)$$

где компоненты  $U_{ij}$  и  $\xi_{ij}$  имеют тот же смысл, что и в (1), а  $t_{ij}$  – текстурная составляющая. В данном исследовании будем использовать модель наблюдений (1) как наиболее отвечающую запросам практики.

Наибольшие искажения низкочастотной составляющей происходят на границе резкого перепада яркостей. Поэтому для исследований логично использовать модель изображения с чере-

дованием ярких и темных полос с прямолинейными границами, а также изображения областей в виде геометрических фигур, внутренняя часть которых имеет большие значения яркости пикселей по сравнению с фоном.

### Теоретическая часть

Для исследования свойств сглаживающих операторов на таких изображениях удобно исследовать срез модельного изображения по строке или по столбцу. Полученные на таком изображении выводы, как увидим ниже, справедливы и для матричных операторов.

Рассмотрим модельное изображение, которое задается кусочно-постоянной функцией с резкими скачками яркости, или, иначе, с чередованием ярких и темных полос с прямолинейными границами. Пусть значения яркости в строке претерпевают два скачка: на 40 градаций яркости при переходе от 7-го пикселя к 8-му и при переходе от 13-го к 14-му пикселю – на 10 градаций, а именно:

$$I_i = \begin{cases} 60, & i = \overline{1, 7} \\ 100, & i = \overline{8, 13} \\ 90, & i = \overline{14, 20} \end{cases} \quad (3)$$

Исследуем степень искажения (размытия) этого изображения линейными операторами с масками

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_1: \quad \mathbf{a} &= \frac{1}{2k+1} (1; 1; \dots; 1); \\ \mathbf{A}_2: \quad \mathbf{a} &= \left( \beta \cdot e^{-\frac{i^2}{2k^2}} \right)_{i=-k}^k; \\ \mathbf{A}_3: \quad \mathbf{a} &= \left( \frac{3(3k^2 + 3k - 1 - 5i^2)}{(4k^2 - 1)(2k + 3)} \right)_{i=-k}^k; \\ \mathbf{A}_4: \quad \mathbf{a} &= \frac{1}{(3 \cdot 2^k - 2)} (2^{k-|i|})_{i=-k}^k. \end{aligned} \quad (4)$$

Эти операторы являются одномерными (строчными) аналогами линейных матричных операторов, которые исследовались в работе [3]. Принимая во внимание размер изображения (3), вычислим весовые функции операторов (4) при  $k = 2$ :

$$\mathbf{A}_2: \quad \mathbf{a} = (0,1525; 0,2218; 0,2514; 0,2218; 0,1525);$$

$$\mathbf{A}_3: \quad \mathbf{a} = \frac{1}{35} (-3; 12; 17; 12; -3);$$

$$\mathbf{A}_4: \quad \mathbf{a} = \frac{1}{10} (1; 2; 4; 2; 1).$$

Дополним список исследуемых операторов еще двумя нелинейными фильтрами. Первый из них – сигма-фильтр [11]

$$\mathbf{A}_5: \quad \hat{I}_i^{\text{сгл}} = \frac{1}{K} \sum_{s=-k}^k \delta_s I_{i+s}, \quad (5)$$

где

$$K = \sum_{s=-k}^k \delta_s, \quad \text{а} \quad \delta_s = \begin{cases} 1, & \text{если } |I_{i+s} - I_i| \leq m\sigma, \\ 0, & \text{если } |I_{i+s} - I_i| > m\sigma. \end{cases}$$

В определении сигма-фильтра число  $K$  равно количеству пикселей, яркости которых отличаются по модулю от яркости центрального пикселя не более чем на величину  $\Delta = m\sigma$ . Примем в (5)  $m = 2, \sigma = 6$ . Это будет означать, что в пределах маски сглаживающего оператора будут учитываться только те пиксели, яркости которых отличаются от яркости центрального пикселя маски не более чем на 12 единиц.

Второй нелинейный оператор представлен билатеральным фильтром [4, 9]

$$\mathbf{A}_6: \quad \hat{I}_i^{\text{сгл}} = \frac{\sum_{j=-k}^k I_{i+j} \cdot w_j}{\sum_{j=-k}^k w_j}, \quad (6)$$

где  $w_j = e^{-\frac{j^2}{2k^2}} \cdot e^{-\frac{(I_{i+j} - I_i)^2}{2d^2}}$  – весовые коэффициенты билатерального фильтра.

Размер маски у всех шести операторов одинаковый – равен 5 (значение параметра  $k$  в формулах (4)-(6) равно 2).

Результаты сглаживания сравнивались по двум показателям:

– максимальному отклонению сглаженного значения яркости от исходного

$$\Delta_{\max} = \max_i |\hat{I}_i^{\text{сгл}} - I_i|; \quad (7)$$

– среднему значению отклонения сглаженного значения яркости от исходного

$$\Delta_{\text{ср}} = \frac{\sum_{i=3}^{18} |\hat{I}_i^{\text{сгл}} - I_i|}{16}. \quad (8)$$

В результате применения операторов  $\mathbf{A}_1 - \mathbf{A}_6$  к изображению (3) были получены следующие значения (таблица 1) максимального (7) и среднего (8) отклонений сглаженных значений  $\hat{A}_i(I)$ ,  $i = \overline{1, 6}$  от исходных (3).

Графические иллюстрации результатов проведенного исследования приведены на рисунке 1. Все линейные операторы размыли обе «ступеньки» как на границе перехода от 60 к 100 градациям яркости, так и от 100 к 90. При этом наибольшее искажение низкочастотной составляющей произвел оператор  $\mathbf{A}_1$  ( $\Delta_{\max} = 16,0$ ;  $\Delta_{\text{ср}} = 3,75$ ),

затем операторы  $A_2$  и  $A_4$  (рисунки 1, а, 1, б, 1, в). Наименьшее размытие низкочастотной составляющей в классе линейных операторов  $A_1 - A_4$ , как и следовало ожидать, получено с помощью полиномиального оператора  $A_3$  ( $\Delta_{\max} = 10,3$ ;  $\Delta_{\text{ср}} = 2,14$ ) (рисунок 1, в).

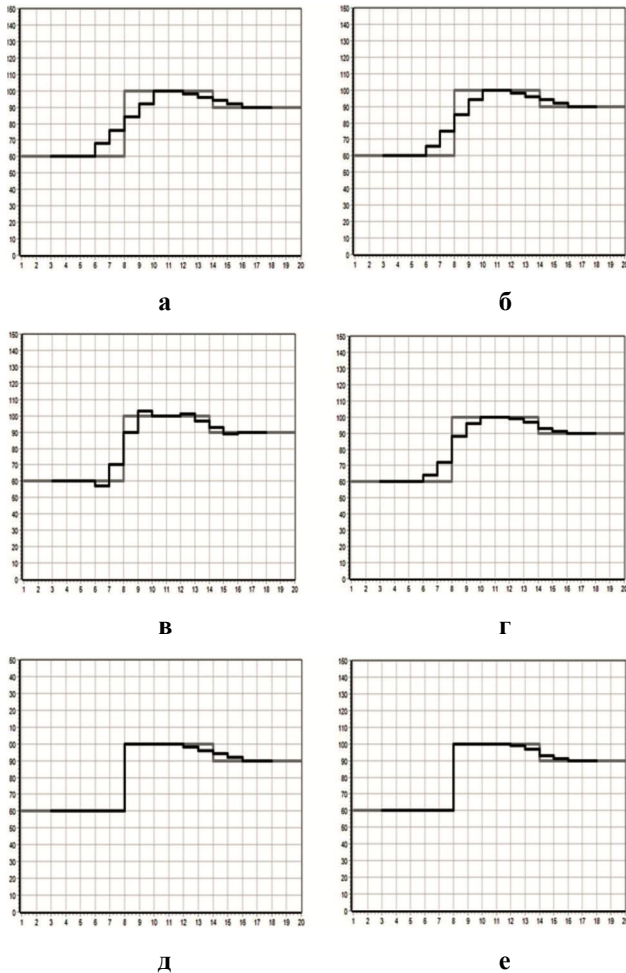


Рисунок 1 – Сглаженные изображения – черный цвет, исходное изображение (3) – серый цвет.

Операторы:

а –  $A_1$ , б –  $A_2$ , в –  $A_3$ , г –  $A_4$ , д –  $A_5$ , е –  $A_6$

Таблица 1 – Результаты сглаживания

Оператор	$\Delta_{\max}$	$\Delta_{\text{ср}}$
$A_1$ равномерный	16,0	3,75
$A_2$ гауссовский	15,0	3,29
$A_3$ полиномиальный	10,3	2,14
$A_4$ Степени 2	12,0	2,5
$A_5$ Сигма-фильтр	4,0	0,75
$A_6$ ( $d = 8$ ) билатеральный	0,9	0,17
$A_6$ ( $d = 20$ ) билатеральный	3,9	1,45
$A_6$ ( $d = 30$ ) билатеральный	9,3	2,58

Сигма-фильтр и билатеральный фильтр при соответствующем подборе настраиваемых параметров воспроизводят скачки яркости без искажения. Сигма-фильтр (оператор  $A_5$ ) воспроизвел скачок от 60 градаций яркости к 100 без искажения, но в области скачка от 100 к 90 градациям яркости он работал просто как сглаживающий оператор  $A_1$  и размыл «ступеньку» (рисунок 1, д). Однако если бы порог  $\Delta = m\sigma$  в этом операторе был меньше 10, то и второй скачок был бы воспроизведен им без искажения.

Билатеральный фильтр (оператор  $A_6$ ) при значениях параметра  $d < 5$  в составе весового коэффициента  $w_j$  практически не искажил исходный сигнал. При увеличении значения параметра  $d$  (строки 7-9 в таблице 1) нарастает степень искажения (размытия) исходного сигнала.

### Экспериментальные исследования на реальных изображениях

Исследуем теперь уровень подавления шума и одновременно степень размытия низкочастотной составляющей на реальных изображениях. В исследовании участвуют, с одной стороны, матричные линейные операторы [3]:

–  $A_2$  с маской

$$\alpha_{ij} = \beta \cdot \exp\left(-\frac{i^2 + j^2}{k^2}\right), i, j = \overline{-k, k},$$

нормировочный коэффициент  $\beta$  в составе которой вычисляется по формуле

$$\beta = \left( \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k \exp\left(-\frac{i^2 + j^2}{k^2}\right) \right)^{-1};$$

–  $A_3$  с маской вида

$$\begin{pmatrix} \alpha_{-k} & \dots & \alpha_{-k} & \dots & \alpha_k \\ 0 & \dots & \alpha_{-k+1} & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha_{-k} & \dots & 4\alpha_0 & \dots & \alpha_k \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha_{-k} & \dots & \alpha_k & \dots & \alpha_k \end{pmatrix},$$

коэффициенты  $\alpha_i$  в которой вычисляются по формуле (4) для одномерного аналога  $A_3$  этого оператора. Оператор  $A_3$  обеспечивает несмещенную оценку поверхностей, задаваемых алгебраическими функциями  $I(x, y)$  до 3-й степени включительно [12].

С другой стороны, в исследовании участвуют нелинейные фильтры, являющиеся двумерными аналогами одномерных нелинейных фильтров (5), (6):

– сигма-фильтр

$$A_5: \hat{I}_i^{\text{сгл}} = \frac{1}{K} \sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k \delta_{st} I_{i+s, j+t}, \quad (9)$$

где

$$K = \sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k \delta_{st}, \quad \delta_{st} = \begin{cases} 1, & \text{если } |I_{i+s, j+t} - I_{ij}| \leq m\sigma, \\ 0, & \text{если } |I_{i+s, j+t} - I_{ij}| > m\sigma. \end{cases}$$

– билатеральный фильтр

$$A_6: \hat{I}_{ij}^{\text{сгл}} = \frac{\sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k I_{i+s, j+t} \cdot w_{st}}{\sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k w_{st}}, \quad (10)$$

где

$$w_{st} = e^{-\frac{s^2+t^2}{2k^2}} \cdot e^{-\frac{(I_{i+s, j+t} - I_{ij})^2}{2d^2}} \quad (11)$$

– весовые коэффициенты фильтра. Первый множитель в (11) учитывает расстояние между центральным пикселем  $(i, j)$  окна и данным  $(i+s, j+t)$  пикселем, а второй – разность интенсивностей изображений в названных пикселях.

Анализ сглаживающих свойств и систематизация большой группы нелинейных фильтров представлены в работах [13, 14]. Однако в них не исследуется размытие такими фильтрами границ перепада яркости.

На рисунке 2 приведены исходное изображение (рисунок 2, а) и оно же с наложенной на него случайной составляющей с СКО  $\sigma = 15$  (рисунок 2, б).

На рисунке 3 приведены результаты сглаживания зашумленного изображения (рисунок 2, б) двумя линейными операторами и билатеральным фильтром со значением параметра  $d$  в составе весовой функции, равным 20. Сглаживание всеми фильтрами проводилось с масками размером  $15 \times 15$ . Размер изображения  $640 \times 450$  пикселей. Отметим, что как на исходном (рисунок 2, а), так и на зашумленном изображении (рисунок 2, б), на бортах самолетов видна надпись «АЭРОФЛОТ».

Гауссовский оператор  $A_2$  достаточно хорошо подавил шум, но одновременно существенно размыл изображение (рисунок 3, а). Контуров объектов нечеткие, надпись не читается.

Полиномиальный оператор  $A_3$  также достаточно хорошо подавил шум (рисунок 3, б) и в меньшей степени исказил изображение. Надпись на борту самолета так же размыта, но в отличие от предыдущего рисунка 3, а ее можно разобрать.

Билатеральный фильтр  $A_8$  (рисунок 3, в) хорошо подавил шум и практически без искажения

сохранил контуры объектов и надписи на бортах самолетов, а также номер на правом крыле ближнего самолета.



а



б

**Рисунок 2 – Исходные изображения для исследования: а – исходное изображение; б – зашумленное изображение ( $\sigma = 15$ )**

Несмотря на высокую избирательность билатерального фильтра по отношению к низкочастотной составляющей, исключить полностью искажения этой составляющей на реальных изображениях невозможно. Такой вывод подтверждается результатами следующего эксперимента. Реальное изображение «Самолеты», приведенное на рисунке 2, а, сглаживалось билатеральным фильтром. Из результата сглаживания вычиталось исходное изображение и вычислялись оценки максимального  $\Delta_{\max}$  и среднего  $\Delta_{\text{ср}}$  отклонений сглаженного значения яркости от исходного

$$\Delta_{\max} = \max_{i,j} |\hat{I}_{ij}^{\text{сгл}} - I_{ij}|; \quad \Delta_{\text{ср}} = \frac{\sum_{i,j} |\hat{I}_{ij}^{\text{сгл}} - I_{ij}|}{N \cdot M}. \quad (12)$$

Здесь  $N \cdot M$  – число пикселей в составе обрабатываемого изображения.





а



б

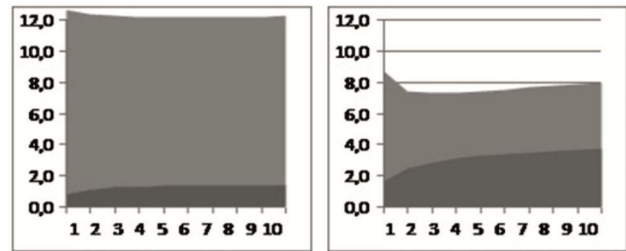


в

**Рисунок 3 – Результаты фильтрации шума операторами: а –  $A_2$  (гауссовский), б –  $A_3$  (полиномиальный), в –  $A_6$  (билатеральный  $d = 20$ )**

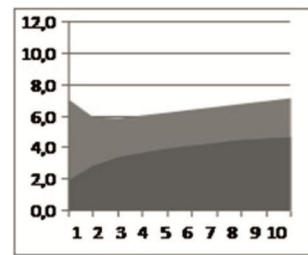
Затем на исходное изображение налагался дискретный гауссовский шум заданной интенсивности, выполнялось сглаживание зашумленного изображения билатеральным фильтром с аналогичными значениями параметра  $d$  в составе весовых коэффициентов (11) фильтра и вновь вычислялись оценки (12). На рисунках 4, а-4, в приведены результаты такого исследования при уровне наложенного шума  $\sigma = 15$  для трех различных значений параметра  $d$  в составе (11). По горизонтальной оси на рисунках отложены зна-

чения параметра  $k$ . Размеры масок сглаживающих операторов изменялись последовательно с шагом 2 от  $3 \times 3$  до  $21 \times 21$ .



а

б



в

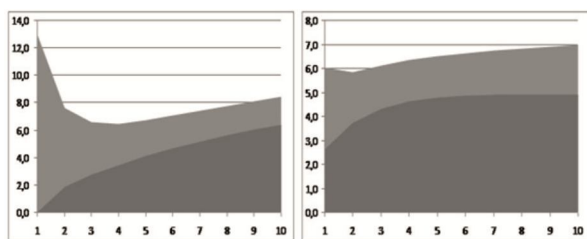
**Рисунок 4 – Низкочастотная (темный цвет) и случайная (светлый цвет) компоненты в составе остаточного изображения  $(I - \hat{I}_{стл})$  для билатерального фильтра при: а –  $d = 5$ , б –  $d = 20$ , в –  $d = 30$**

По вертикальной оси отложены значения показателя  $\Delta_{ср}$  соответственно для низкочастотной и случайной составляющих.

Основные выводы из проведенного исследования. Степень подавления шума возрастает с увеличением значений параметра  $d$ , но одновременно увеличивается размытие низкочастотной составляющей изображения. В еще большей степени на размытие низкочастотной составляющей изображения влияет размер маски фильтра. Наилучшие значения параметров  $d$  и  $k$ :  $d = (1,5 \dots 2) \cdot \sigma$ ,  $k = 3 \dots 5$ .

На рисунке 5 приведены результаты аналогичного исследования для двух линейных операторов  $A_3$  и  $A_4$ .

Оператор  $A_3$  в наименьшей степени из всех рассматриваемых линейных и нелинейных операторов размыл низкочастотную компоненту, но только при небольших значениях параметра  $k$  ( $k = 2, k = 3$ ). Наоборот, при больших значениях параметра  $k$  ( $k \geq 7$ ), размытие этим фильтром оказывается наибольшим. Данный вывод следует из результатов, приведенных на рисунке 5, и данных таблицы 2. Это означает, что данный оператор целесообразно применять при размерах маски от  $5 \times 5$  до  $9 \times 9$ .



**Рисунок 5 – Низкочастотная (темный цвет) и шумовая (светлый цвет) компоненты в составе остаточного изображения  $(I - \hat{I}_{стл})$  для операторов: а –  $A_3$  (полиномиальный), б –  $A_4$  (степени числа 2)**

Билатеральный фильтр имеет низкие значения показателя  $\Delta_{cp}$  практически для всех значений параметра  $k$  (таблица 2). Но наиболее важный эффект от применения этого оператора заключается в том, что он не искажает границы перепада яркости изображения с большими скачками яркости. Естественно сглаживающий потенциал билатерального фильтра по отношению к шуму ниже, чем у сравниваемых с ним линейных операторов  $A_3$  и  $A_4$ . Например, при одинаковом размере маски 11x11 средний по модулю остаток случайной составляющей после сглаживания сравниваемыми операторами был равен: 4,18 – билатеральным фильтром; 2,63 – полиномиальным оператором  $A_3$ ; 1,75 – оператором  $A_4$ .

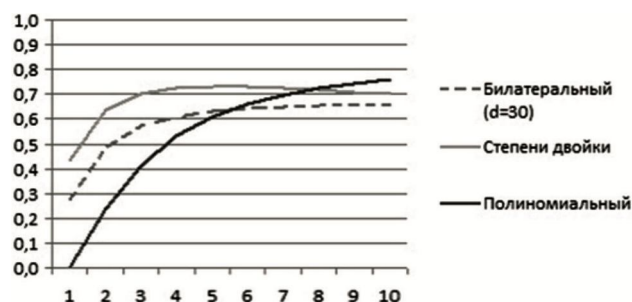
**Таблица 2 – Значения среднего уклонения  $\Delta_{cp}$  при сглаживании незашумленного изображения**

$k$	Билатеральный ( $d = 20$ ), $A_6$	Полиномиальный $A_3$	Степени 2 $A_4$
2	2,45	1,83	3,72
3	2,85	2,72	4,30
4	3,10	3,45	4,61
5	3,27	4,10	4,78
7	3,52	5,16	4,89
9	3,68	6,01	4,90
10	3,73	6,40	4,90

На рисунке 6 приведены зависимости относительного уровня низкочастотной составляющей в разностном изображении  $(I - \hat{I}_{стл})$ . Он дополнительно подтверждает сделанные выше выводы.

Существенным недостатком билатерального фильтра является низкое быстродействие, обусловленное высокими вычислительными затратами. На обработку рассматриваемого изображения размером 640x450 пикселей билатераль-

ным фильтром с маской размером 15x15 на компьютере с процессором Intel(R) Core(TM) i7-4770K 3.5 GHz, ОЗУ 8.00 ГБ, 64-разрядной операционной системой Windows 7, потребовалось 6,2 сек.



**Рисунок 6 – Относительный уровень низкочастотной составляющей в составе остаточного изображения  $(I - \hat{I}_{стл})$  для трех фильтров**

Повысить быстродействие билатерального фильтра можно, вычислив заранее для заданных значений параметров  $k$  и  $d$  значения весовых

коэффициентов  $e^{-\frac{s^2+t^2}{2k^2}}$ ,  $s, t = \overline{0, k}$  и  $e^{-\frac{(I_{i+s, j+t} - I_{ij})^2}{2d^2}}$  в составе весовой функции  $w_{st}$  (11) и поместив их в хранимые массивы. Формирование первого массива значений не вызывает вопросов. Для формирования массива значений второго коэффициента необходимо знать минимальное и максимальное значения модулей разностей интенсивностей на обрабатываемом изображении. Ответ на этот вопрос можно получить с помощью гистограммы. Альтернативный вариант – вычислить значения второго весового коэффициента для всех потенциально возможных значений модуля разности интенсивностей, то есть от 0 до 255, но естественно, для заданного значения параметра  $d$ .

Была выполнена доработка билатерального фильтра с предварительным вычислением весовых коэффициентов, которые записывались в соответствующие массивы и затем использовались в процессе обработки изображений. Апробация модифицированного варианта билатерального фильтра проводилась на том же компьютере Intel(R) Core(TM) i7. Время обработки изображения, приведенного на рисунке 2 и имеющего размер 640x450 пикселей, модифицированным билатеральным фильтром с ядром размером 15x15 составило 0,53 сек, а ядром размером 21x21 – 1,07 сек. Это уже приемлемые значения, поскольку алгоритм допускает распараллеливание и потому при реализации на ПЛИС время обработки может быть уменьшено более чем в 100 раз.

### Заключение

В работе исследованы, с одной стороны, сглаживающие свойства линейных и нелинейных фильтров по отношению к дискретному гауссовому шуму, а с другой – неизбежные явления размытия низкочастотной (плавной) составляющей изображения. Показано, что наибольшим сглаживающим эффектом обладают линейные фильтры с соответствующей маской. Однако они в наибольшей степени размывают границы перепада яркости. Нелинейные фильтры позволяют сохранять границы, но требуют существенно большего времени на обработку изображения в одинаковых условиях с линейными фильтрами. Предложен способ ускорения работы билатерального фильтра.

### Библиографический список

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005. 1072 с.
2. Форсайт Д. А., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход. – М.: Вильямс, 2004. 928 с.
3. Новиков А. И., Устюков Д. И. Исследование операторов подавления помех в виде дискретного белого шума. Динамика сложных систем-XXI век. Т. 9. № 1. 2017. С. 26-32.
4. Tomasi C., Manduchi R. Bilateral Filtering for Grey and Color Images // Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Computer Vision. Bombay, India. 1998. Pp. 839-846.
5. Щербakov М. А., Панов А. П. Нелинейная фильтрация с адаптацией к локальным свойствам изображений. Компьютерная оптика. 2014. Т. 38, № 4. С. 818-824.
6. Копенков В. Н., Мясников В. В. Алгоритм автоматического построения процедуры локальной нелинейной обработки изображений на основе иерархической регрессии. Компьютерная оптика. 2012. Т. 36. № 2. С. 257-265.
7. Чочиа П. А. Сглаживание изображений: сравнительный анализ методов фильтрации, основанных на парзеновском оценивании. Современные информационные технологии и ИТ-образование. 2016. Т. 12, № 2. С. 216-222.
8. Porikli F. Constant time  $O(1)$  bilateral filtering // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Anchorage, Alaska. USA. 2008. Pp. 1-8.
9. Беляева О. В., Пашенко О. Б., Филиппов М. В. Быстрая билатеральная фильтрация аэрофотоснимков на основе параллельной декомпозиции на пространственные фильтры. Труды МАИ, вып. № 94. URL: <http://trudymai.ru>.
10. Чочиа П. А. Параллельный алгоритм вычисления скользящей гистограммы // Автометрия. 1990. № 2. С. 40-44.
11. Lee J. S. Digital Image Smoothing and the Sigma Filter. CVGIP Vol. 24, No. 2, November 1983, Pp. 255-269.
12. Novikov A. I. The Formation of Operators with Given Properties to solve Original Image Processing Tasks. Pattern Recognition and Image Analysis. 2015, Vol. 25, No. 2. p. 230-236. DOI: 10.1134/S1054661815020194.
13. Labunets V., Ostheimer E. Systematic approach to nonlinear filtering associated with aggregation operators. Part 1. SISO-filters. Сб. трудов III межд. Конф. и молодежной школы ITNT-2017 «Информационные технологии и нанотехнологии – 2017» ITNT-2017, Самара 25-27 апреля. Самара: Новая техника. 2017. С. 372-384.
14. Labunets V., Ostheimer E. Systematic approach to nonlinear filtering associated with aggregation operators. Part 2. SISO-filters. Сб. трудов III межд. Конф. и молодежной школы ITNT-2017 «Информационные технологии и нанотехнологии – 2017» ITNT-2017, Самара 25-27 апреля. Самара: Новая техника. 2017. С. 801-820.

UDC 004.932

## COMPARATIVE ANALYSIS OF DISCRETE GAUSSIAN NOISE FILTRATION METHODS IN IMAGE PROCESSING

A. I. Novikov, Ph.D. associate professor, RSREU, Ryazan; novikovanatoly@yandex.ru

A. V. Pronkin, student of Faculty of Computer Science RSREU, Ryazan; antoniopronkin@mail.ru

*This research of the work is dedicated to smooth properties and simultaneously to a degree of border blurring of linear and nonlinear filters while processing images. The aim of this work is generation of practical recommendations for selection of filters that suppress discrete Gaussian noise, suited for work in airborne computer under the conditions of severe limitations to processing speed of algorithms. In airborne systems of computer sight the processing of images must be carried out in real-time mode. For the majority of systems this corresponds to 25 frames per second. The problem of noise suppressing is a low-level one and therefore must be processed much faster than high-level ones. In this article the results of comparative tests of groups of linear and nonlinear filters of discrete Gaussian noise are stated and modification for bilateral filter, permitting to speed up image processing up to 10 times is proposed.*

**Key words:** *images, additive model of image, smoothing filter, kernel smoothing operator, linear filters, sigma-filter, bilateral filter, image blur.*

**DOI:** 10.21667/1995-4565-2018-66-4-1-70-77

### References

1. **Gonsales R., Vuds R.** TSifrovaya obrabotka izobrazhenij. M.: Tekhnosfera, 2005. 1072 p. (in Russian).
2. **Forsajt D. A., Pons Z. H.** Kompyuternoe zrenie. Sovremennyy podhod. M.: Vilyams, 2004. 928 p. (in Russian).
3. **Novikov A. I., Ustyukov D. I.** Issledovanie operatorov podavleniya pomekh v vide diskretnogo belogo shuma. Dinamika slozhnyh sistem-HKHI vek, vol. 9, no. 1, 2017, pp. 26-32. (in Russian).
4. **Tomasi C., Manduchi R.** Bilateral Filtering for Grey and Color Images. Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Computer Vision. Bombay. India. 1998, pp. 839-846.
5. **Shcherbakov M. A., Panov A. P.** Nelinejnaya filtratsiya s adaptatsiej k lokalnym svojstvam izobrazhenij. Komp'yuternaya optika, 2014, vol. 38, no. 4, pp. 818-824. (in Russian).
6. **Kopenkov V. N., Myasnikov V. V.** Algoritm avtomaticheskogo postroeniya protsedury lokal'noj nelinejnoj obrabotki izobrazhenij na osnove ierarhicheskoj regressii. Komp'yuternaya optika, 2012, vol. 36, no. 2, pp. 257-265. (in Russian).
7. **Chochia P. A.** Sglazhivanie izobrazhenij: sravnitel'nyj analiz metodov fil'tratsii, osnovannyh na parzenovskom otsenivanii. Sovremennye informatsionnye tekhnologii i IT-obrazovanie. 2016, vol. 12, no. 2, pp. 216-222. (in Russian).
8. **Porikli F.** Constant time  $O(1)$  bilateral filtering. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Anchorage, Alaska. USA. 2008, pp. 1-8.
9. **Belyaeva O. V., Pashchenko O. B., Filippov M. V.** Bystraya bilateralnaya filtratsiya aehrofotosnimkov na osnove parallelnoj dekompozitsii na prostanstvennye filtry. Trudy MAI, Issue no. 94. URL: <http://trudymai.ru/>. (in Russian).
10. **Chochia P. A.** Parallelnyj algoritm vychisleniya skolzyashchej gistogrammy. Avtometriya. 1990, no. 2, pp. 40-44. (in Russian).
11. **Lee J. S.** Digital Image Smoothing and the Sigma Filter. CVGIP vol. 24, no. 2, November 1983, pp. 255-269.
12. **Novikov A. I.** The Formation of Operators with Given Properties to solve Original Image Processing Tasks. Pattern Recognition and Image Analysis. 2015, vol. 25, no. 2, pp. 230-236. DOI: 10.1134/S1054661815020194.
13. **Labunets V., Osthaier E.** Systematic approach to nonlinear filtering associated with aggregation operators. Part 1. SISO-filters. Sb. trudov III mezhd. Konf. i molodezhnoj shkoly ITNT-2017 «Informatsionnye tekhnologii i nanotekhnologii – 2017» ITNT-2017, Samara 25-27 aprelya. Samara: Novaya tekhnika. 2017, pp. 372-384. (in Russian).
14. **Labunets V., Osthaier E.** Systematic approach to nonlinear filtering associated with aggregation operators. Part 2. SISO-filters. Sb. trudov III mezhd. Konf. i molodezhnoj shkoly ITNT-2017 «Informatsionnye tekhnologii i nanotekhnologii – 2017» ITNT-2017, Samara 25-27 aprelya. Samara: Novaya tekhnika. 2017, pp. 801-820. (in Russian).