

ФЕДЕРАЛЬНОЕ АГЕНТСТВО ПО ОБРАЗОВАНИЮ
ГОСУДАРСТВЕННОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ПРОФЕССИОНАЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЯ
САМАРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АЭРОКОСМИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ имени академика С.П.КОРОЛЕВА

ФИЛЬТРАЦИЯ ШУМОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Методические указания к лабораторной работе №3
по дисциплине
"Математические методы обработки изображений"

САМАРА 2006

Составители: д.т.н., проф. В. В. Сергеев,
к.т.н., асс. М. В. Гашников,
к.т.н., доцент. В. В. Мясников

УДК 681.3

Фильтрация шумов на изображениях / Методические указания
Лабораторная работа / Самарский государственный
аэрокосмический университет;
Составители: В. В. Сергеев, М.В. Гашников, В. В. Мясников
Самара, 2006. 31с.

Данные методические указания разработаны при поддержке Министерства образования РФ, Администрации Самарской области и Американского фонда гражданских исследований и развития (CRDF Project SA-014-02) в рамках российско-американской программы "Фундаментальные исследования и высшее образование" (BRHE).

В лабораторной работе изучаются и экспериментально исследуются методы фильтрации аддитивных и импульсных шумов на изображениях при помощи линейного и медианного фильтров; даются примеры их применения при работе на автоматизированной системе обработки изображений.

Лабораторная работа предназначена для студентов, обучающихся по направлению 510200 - "Прикладная математика и информатика" по курсу "Математические методы обработки изображений" и для специалистов, проходящих курсы повышения квалификации.

Печатается по решению редакционно-издательского комитета Самарского государственного аэрокосмического университета имени академика С.П.Королева

Рецензенты: Глумов Н.И.
Попов С.Б.

СОДЕРЖАНИЕ

1.	Теоретические основы лабораторной работы	4
1.1.	Модели помех при регистрации изображений	4
1.2.	Алгоритмы фильтрации изображений	7
1.2.1.	Линейный сглаживающий фильтр	8
1.2.2.	Медианный фильтр	13
2.	Описание используемых прикладных задач	18
2.1.	Синтез шахматного поля	18
2.2.	Синтез белого шума	19
2.3.	Синтез импульсного шума	20
2.4.	Оценка статистических характеристик изображений	21
2.5.	Поэлементное преобразование изображений	21
2.6.	Вычисление значения переменной	23
2.7.	Линейная обработка изображения окном 3x3	23
2.8.	Ранговая обработка изображения окном 3x3	25
2.9.	Визуализация изображений, гистограмм и таблиц преобразования	27
3.	Выполнение лабораторной работы	28
3.1.	Общий план выполнения работы	28
3.2.	Вариант 1. Фильтрация аддитивного белого шума	28
3.3.	Вариант 2. Фильтрация импульсного шума	28
3.4.	Содержание отчета	29
4.	Контрольные вопросы	29
	Библиографический список	30

Цель работы - изучение и экспериментальное исследование методов фильтрации аддитивных и импульсных шумов на изображениях при помощи линейного и медианного фильтров.

1. Теоретические основы лабораторной работы

1.1 Модели помех при регистрации изображений

Никакая система регистрации не обеспечивает идеального качества изображений исследуемых объектов. Изображения в процессе формирования их изображающими системами (фотографическими, голографическими, телевизионными) обычно подвергаются воздействию различных случайных помех, или шумов. В отличие от так называемых детерминированных искажений, которые часто описываются поэлементными функциональными преобразованиями исходного изображения, для описания случайных воздействий используют модели аддитивного, импульсного и мультипликативного шумов.

Наиболее распространенным видом помех является случайный аддитивный шум, статистически независимый от видеосигнала. Модель аддитивного шума используется тогда, когда сигнал на выходе изображающей системы или на каком-нибудь промежуточном этапе преобразования может рассматриваться как сумма полезного сигнала и некоторого случайного сигнала (шума). Модель аддитивного шума хорошо описывает действие зернистости фотопленки, флуктуационный шум в радиотехнических системах, шум квантования в аналого-цифровых преобразователях и т.п.

Обычно аддитивный шум рассматривают как стационарное случайное поле и характеризуют дисперсией и корреляционной функцией. Часто аддитивный шум можно считать некоррелированным (белым) или слабокоррелированным. Пусть $x(m,n)$ - отсчёты (элементы функций яркости) исходного (идеального) изображения, а $y(m,n)$ - отсчёты наблюдаемого (зашумлённого) изображения. Тогда действие аддитивного белого шума можно задать выражением:

$$y(m,n)=x(m,n)+v(m,n) , \quad (1)$$

где $v(m,n)$ -отсчёты шумового случайного поля с нулевым средним и корреляционной функцией

$$B_v(k,l)=E\{v(m,n)v(m+k,n+l)\}=D_v\sigma(k,l), \quad (2)$$

где $E\{.\}$ - оператор математического ожидания;

D_v - дисперсия шума;

$\sigma(k,l)$ - двумерный дельта-импульс.

Интенсивность аддитивного шума характеризуется отношением ”сигнал/шум”

$$d^2 = \frac{D_x}{D_v},$$

где D_x - дисперсия сигнала (изображения).

Если действие шума сказывается не по всей протяженности поля изображения, а только в случайно расположенных точках, в которых значения функции яркости заменяются случайными величинами, то шум называют импульсным. На изображении такие помехи выглядят изолированными контрастными точками. Будем считать, что искаженные точки равномерно распределены по всему полю изображения, а яркость искаженных точек имеет равномерное распределение в некотором диапазоне. Импульсный шум характерен для систем передачи изображений по радиоканалам с использованием нелинейных методов модуляции, а также для цифровых систем передачи и хранения изображений. В частности, импульсный шум присущ устройствам ввода изображений с телевизионной камеры.

Действие импульсного шума можно описать следующей математической моделью:

$$y(m,n)=\begin{cases} \xi(m,n) & \text{с вероятностью } p; \\ x(m,n) & \text{с вероятностью } (1-p), \end{cases} \quad (3)$$

где $\xi(m,n)$ - отсчеты шумового поля, статистически независимые друг от друга и равномерно распределенные в диапазоне $[\xi_{\min}, \xi_{\max}]$.

Таким образом, импульсный шум характеризуется вероятностью p искажения точки ($0 \leq p \leq 1$) и диапазоном значений $[\xi_{\min}, \xi_{\max}]$.

Следующая модель шума - мультипликативная. Эта модель используется тогда, когда отсчеты наблюдаемого изображения получаются умножением отсчетов исходного изображения на случайный сигнал. Такая модель хорошо описывает шум диффузности в когерентно-оптических и голографических изображающих системах. Так как логарифм произведения равен сумме логарифмов сомножителей, то логарифмическое поэлементное преобразование зашумленного изображения приводит мультипликативную модель шума к аддитивной модели (1).

Более общей линейной моделью наблюдения изображения в условиях помех является модель, учитывающая наряду с аддитивным шумом динамические пространственные искажения. Если такие искажения можно описать пространственно-однородной (инвариантной к сдвигу) линейной системой с импульсной характеристикой $h(k,l)$, то модель наблюдения принимает вид:

$$y(m,n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} h(k,l)x(m-k,n-l) + v(m,n). \quad (4)$$

Модель (4) описывает искажения, вызванные движением системы регистрации относительно объекта, турбулентностью атмосферы, абберациями оптической системы, неточностью фокусировки и т.п.

1.2 Алгоритмы фильтрации изображений

Рассмотрим схему искажения и фильтрации (восстановления, реставрации) изображений, представленную на рис.1.

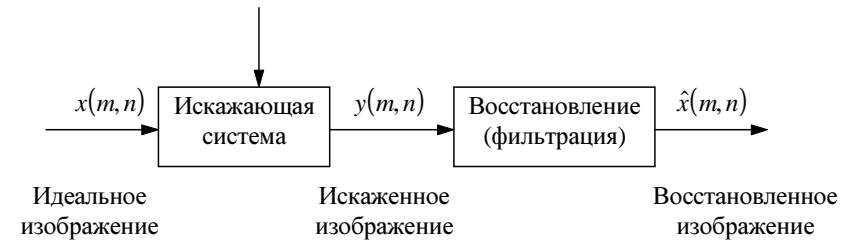


Рис. 1

Целью восстановления искаженного изображения $y(m, n)$ является получение из него при помощи некоторой обработки изображения $\hat{x}(m, n)$, которое близко к идеальному изображению $x(m, n)$ по заданному критерию. (Для краткости формулировок мы отождествляем понятия изображения и описывающей его функции яркости.) Получающееся в результате обработки изображение $\hat{x}(m, n)$ будем называть оценкой исходного (идеального) изображения $x(m, n)$. Определим ошибку оценивания в каждой точке изображения

$$\varepsilon(m, n) = \hat{x}(m, n) - x(m, n), \quad m = \overline{0, M-1}, n = \overline{0, N-1}, \quad (5)$$

а также среднюю квадратичную ошибку (СКО) через ее квадрат, т.е. дисперсию ошибки:

$$\bar{\varepsilon}^2 = \frac{1}{MN} \sum \sum [\hat{x}(m, n) - x(m, n)]^2. \quad (6)$$

Критерий минимума квадрата СКО ($\bar{\varepsilon}^2 \rightarrow \min$) является наиболее универсальным и распространенным критерием качества восстановления при проектировании алгоритмов фильтрации изображений из-за математической простоты. Однако этот критерий

имеет недостаток, заключающийся в том, что он не всегда согласуется с субъективным (психовизуальным) критерием качества, основанным, в основном, на точности передачи контуров.

Указанный критерий является конструктивным и позволяет теоретически рассчитывать оптимальные (дающие минимумы квадрата СКО) алгоритмы фильтрации при рассмотренных моделях наблюдения. Однако оптимальные алгоритмы оказываются весьма сложными для расчета и реализации. Например, оптимальный винеровский фильтр требует выполнения двумерного дискретного преобразования Фурье над полем размера $M \times N$, что приводит к значительным затратам машинного времени. В данной лабораторной работе предпочтение отдается так называемым квазиоптимальным алгоритмам, которые дают минимум квадрата СКО в некотором классе алгоритмов с заданной структурой и незначительно отличаются от оптимальных по этому критерию. Далее будут рассмотрены простейшие линейные или нелинейные алгоритмы фильтрации, основанные на локальной обработке зашумленного изображения «окном» малых размеров.

1.2.1. Линейный сглаживающий фильтр

Линейный фильтр с конечной импульсной характеристикой можно описать уравнением двумерной свертки

$$\hat{x}(m,n) = \sum_{(k,l) \in W} a(k,l) y(m-k, n-l) = a(k,l) ** y(m,n). \quad (7)$$

где $a(k,l)$ - коэффициенты линейной маски фильтра (импульсная характеристика восстанавливающей ЛППП-системы); W - область «окна».

Коэффициенты $a(k,l)$ можно выбрать оптимальным образом из условия минимизации дисперсии ошибки фильтрации, которая есть математическое ожидание средней квадратичной ошибки:

$$\varepsilon^2 = E \left\{ \left[\hat{x}(m,n) - x(m,n) \right]^2 \right\} \rightarrow \min. \quad (8)$$

Будем считать идеальное и зашумленное изображения стационарными двумерными случайными последовательностями с нулевыми математическими ожиданиями и известными корреляционными функциями

$$\begin{aligned} B_x(k, l) &= E[x(m, n)x(m+k, n+l)], \\ B_y(k, l) &= E[y(m, n)y(m+k, n+l)], \\ B_{xy}(k, l) &= E[x(m, n)y(m+k, n+l)]. \end{aligned} \quad (9)$$

Из (7) и (8) следует, что

$$\begin{aligned} \varepsilon^2 &= \sum_{(k, l) \in W} \sum_{(p, q) \in W} a(k, l)a(p, q)B_y(k-p, l-q) - \\ &\quad - 2 \sum_{(k, l) \in W} a(k, l)B_{xy}(-k, -l) + D_x. \end{aligned} \quad (10)$$

Для нахождения оптимальных значений коэффициентов $a(k, l)$, минимизирующих квадратичную форму (10), приравняем к нулю частные производные $\frac{\partial \varepsilon^2}{\partial a(k, l)}$. При этом получаем систему линейных уравнений относительно неизвестных коэффициентов $a(k, l)$:

$$\sum_{(k, l) \in W} a(k, l)B_y(m-k, n-l) = B_{xy}(-m, -n), (m, n) \in W. \quad (11)$$

Коэффициенты $a_*(k, l)$, удовлетворяющие приведенной системе и доставляющие минимум (10), составляют оптимальную линейную маску

$$A_* = \{a_*(k, l)\}, (k, l) \in W.$$

Соответствующая оптимальной маске минимальная дисперсия ошибки фильтрации равна

$$\varepsilon_*^2 = D_x - \sum_{(k,l) \in W} \sum a_*(k,l) B_{xy}(-k,-l) \quad . \quad (12)$$

Для важного частного случая, соответствующего модели аддитивного белого шума (1), (2), система уравнений (11) и дисперсия ошибки (12) имеют вид:

$$\sum_{(k,l) \in W} \sum a(k,l) B_x(m-k,n-l) + a(m,n) D_v = B_x(m,n), (m,n) \in W ; \quad (13)$$

$$\varepsilon_*^2 = a_*(0,0) D_v . \quad (14)$$

Будем измерять эффективность фильтрации коэффициентом снижения шума, который равен отношению дисперсии ошибки фильтрации к дисперсии искажений:

$$K_c = \frac{\varepsilon^2}{\varepsilon_{\text{и}}^2} = \frac{E[\hat{x}(m,n) - x(m,n)]^2}{E[y(m,n) - x(m,n)]^2} . \quad (15)$$

Можно показать, что в случае аддитивного белого шума

$$K_c = a_*(0,0) .$$

Из системы (13) найдем оптимальную маску размера 3x3

$$A_* = \{a_*(k,l)\}_{k,l=-1}^1$$

для фильтрации аддитивного белого шума при изотропной экспоненциальной корреляционной функции идеального изображения:

$$B_x(k,l) = D_x \rho^{\sqrt{k^2+l^2}} \quad .$$

При коэффициенте корреляции соседних отсчетов $\rho=0.95$ и отношениях «сигнал/шум» $d^2=10$ и $d^2=1$ получаем соответственно

$$A_* = \begin{bmatrix} 0.060 & 0.100 & 0.060 \\ 0.100 & 0.360 & 0.100 \\ 0.060 & 0.100 & 0.060 \end{bmatrix}, A_* = \begin{bmatrix} 0.093 & 0.101 & 0.093 \\ 0.101 & 0.137 & 0.101 \\ 0.093 & 0.101 & 0.093 \end{bmatrix}. \quad (16)$$

Коэффициенты снижения шума K_c^* (предельно допустимые) в этих случаях равны 0.360 (для $d^2=10$) и 0.137 (для $d^2=1$).

На практике измерение или теоретический расчет корреляционных функций(9), а также решение системы (11) не всегда возможны. Поэтому часто используют другой подход, основанный на построении так называемого сглаживающего фильтра. Поскольку шум (как аддитивный, так и мультипликативный) обычно является пространственно некоррелированным (белым), его спектр содержит более высокие пространственные частоты, чем спектр идеального изображения. Этот факт наводит на мысль, что простая низкочастотная фильтрация может служить эффективным средством подавления шумов. В принципе, любой КИХ-фильтр с неотрицательными коэффициентами обладает сглаживающими свойствами. Ориентируясь на образцы оптимальных масок (16), можно предложить следующие сглаживающие маски:

$$A_1 = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, A_2 = \frac{1}{10} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, A_3 = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}. \quad (17)$$

Коэффициенты масок (17) нормированы ($\sum_{(k,l) \in W} a(k,l)=1$) с

тем, чтобы процедура подавления помех не вызвала смещения средней яркости обработанного изображения относительно исходного. Таким свойством лишь приближенно обладают оптимальные маски (16), так как оптимальный КИХ-фильтр рассчитан на нулевые средние значения яркости идеального и зашумленного изображений.

В общем случае отсутствие предварительного центрирования при обработке изображения линейными масками эквивалентно

искусственному завышению действительного отношения «сигнал/шум» и приводит в конечном счете к увеличению СКО фильтрации. Если отношение квадрата среднего значения к дисперсии изображения велико, то потеря оптимальности может быть значительной.

Маски (17) отличаются степенью сглаживания шумов (у маски A_1 она максимальная, у A_3 - минимальная). Выбор коэффициентов маски должен производиться экспериментально. При увеличении степени сглаживания шумов происходит также подавление высокочастотной составляющей полезного изображения, что вызывает исчезновение мелких деталей и размазывание контуров. Например, при отношении «сигнал/шум» $d^2=10$ использование вместо оптимальной маски (16) сглаживающей маски A_1 (17) приводит к $K_c=1.28$, а маски A_3 - к $K_c=0.380$, а при отношении «сигнал/шум» $d^2=1$ применение этих сглаживающих масок дает соответственно следующие коэффициенты снижения шума: $K_c=0.147$ и $K_c=0.164$. Таким образом, простой сглаживающий фильтр может даже увеличить СКО фильтрации при неудачном выборе коэффициентов маски.

Если требуемая степень сглаживания с применением маски размера 3×3 не достигается, то следует использовать сглаживающие маски больших размеров (5×5 , 7×7 , ...). Другой метод заключается в итеративном применении сглаживающей маски 3×3 :

$$\hat{x}(m,n) = \underbrace{a(k,l) ** a(k,l) ** \dots ** a(k,l)}_R ** y(m,n), \quad (18)$$

где R - число проходов.

Заметим, что при неограниченном увеличении числа проходов R приходим к изображению с постоянным значением яркости:

$$\hat{x}(m,n) \rightarrow const = E[(m,n)].$$

Поэтому для конкретной модели наблюдения существует оптимально число проходов, которое можно определить экспериментально.

1.2.2. Медианный фильтр

Медианный фильтр в отличие от сглаживающего фильтра является нелинейной процедурой подавления шумов. Медианный фильтр представляет собой скользящее по полю изображения «окно» W , охватывающее нечетное число отсчетов. Центральный отсчет заменяется медианой всех элементов изображения, попавших в «окно». Медианой дискретной последовательности x_1, x_2, \dots, x_L для нечетного L называют такой ее элемент, для которого существуют $(L-1)/2$ элементов, меньших или равных ему по величине, и $(L-1)/2$ элементов, больших или равных ему по величине. Другими словами, медианой является средний по порядку член ряда, получающегося при упорядочении исходной последовательности. Например, $med(20, 10, 3, 7, 7) = 7$.

Двумерный медианный фильтр с «окном» W определим следующим образом:

$$\hat{x}(m, n) = \underset{W}{med} y(m, n) = med \left[y(m+k, n+l) : (k, l) \in W \right]. \quad (19)$$

Как и сглаживающий фильтр, медианный фильтр используется для подавления аддитивного и импульсного шумов на изображении. Характерной особенностью медианного фильтра, отличающей его от сглаживающего, является сохранение перепадов яркости (контуров). Причем если перепады яркости велики по сравнению с дисперсией аддитивного белого шума, то медианный фильтр дает меньшее значение СКО (6) по сравнению с оптимальным линейным фильтром. Особенно эффективным медианный фильтр является в случае импульсного шума (3). На рис.2 показано воздействие сглаживающего и медианного фильтров с трехэлементным «окном» на зашумленный аддитивным шумом перепад яркости для одномерного сигнала.

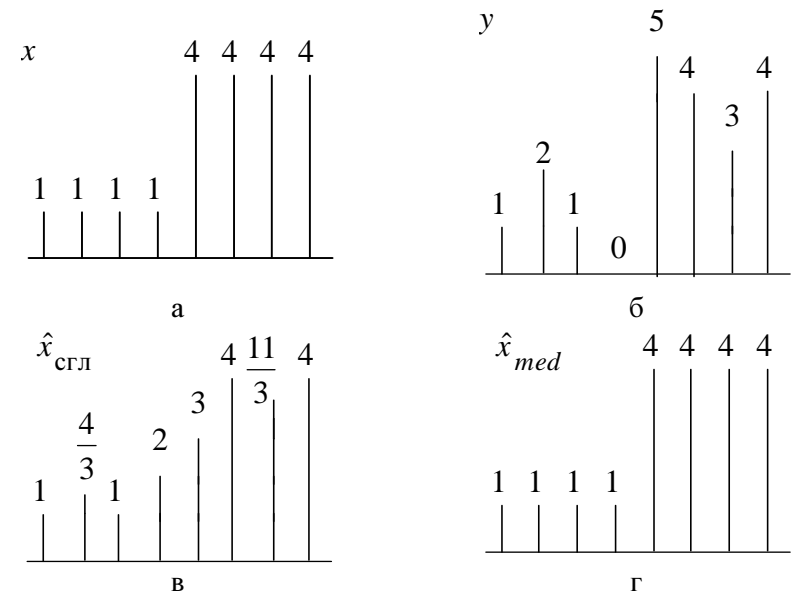


Рис. 2

а - исходный сигнал; б - зашумленный сигнал; в - результат сглаживания; г - результат медианной фильтрации

Что касается импульсного шума, то, например, медианный фильтр с «окном» 3×3 полностью подавляет одиночные выбросы на равномерном фоне, а также группы из двух, трех и четырех импульсных выбросов. В общем случае для подавления группы импульсных помех размеры «окна» должны быть по меньшей мере вдвое больше размеров группы помех.

Обобщением рассмотренного медианного фильтра является взвешенный медианный фильтр. В простом медианном фильтре все элементы изображения в пределах «окна» одинаково влияют на результат нахождения медианы. Но иногда желательно придать больший вес точкам, расположенным ближе к центру «окна». Основная идея взвешенного медианного фильтра состоит в изменении числа элементов, попавших в «окно», путем повторения каждого элемента

заданное число раз и нахождения медианы получившийся растянутой последовательности. Например, для одномерной последовательности взвешенная медиана по пятиэлементному «окну» с весами (1, 2, 3, 2, 1) определяется как

$$\begin{aligned}\hat{x}(m) &= med_{(1,2,3,2,1)}(m) = med \left[y(m-2), 2^o y(m-1), 3^o y(m), 2^o y(m+1), y(m+2) \right] = \\ &= med \left[y(m-2), y(m-1), y(m-1), y(m), y(m), y(m), y(m+1), y(m+1), y(m+2) \right],\end{aligned}\quad (20)$$

где k^o - коэффициент повторения элемента в последовательности.

В двумерном случае, если весовые коэффициенты объединить в матрицу $W=\{w(k,l)\}$, взвешенный медианный фильтр записывается как

$$\hat{x}(m,n) = med_W y(m,n) = med \left[w(k,l)^o y(m+k,n+l) \right]. \quad (20)$$

В (20) считается, что сумма весов $\sum \sum w(k,l)$ является целым нечетным числом. Простой медианный фильтр (19) является частным случаем взвешенного (20) при $w(k,l) \equiv 1$.

Среди взвешенных и простых медианных фильтров с «окном» 3x3 наиболее распространены следующие:

$$\begin{aligned}W_1 &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 3 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad W_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \\ W_3 &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad W_4 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}.\end{aligned}\quad (21)$$

В таблице 1 приведены результаты обработки некоторых бинарных изображений медианными фильтрами с масками (21).

Видим, что простые медианные фильтры в общем случае подавляют импульсные помехи большей кратности, чем взвешенные медианные фильтры. Если на изображении присутствуют мелкие детали размером 3×3 и менее, они могут быть подавлены простыми медианными фильтрами. Заметим также, что взвешенный медианный фильтр меньше искажает форму объектов (не уничтожает крайние точки).

Как и при линейном сглаживании, возможно итеративное применение медианного фильтра. В отличие от сглаживающего фильтра результат итераций не обязательно сходится к изображению с постоянной яркостью. Иногда целесообразно использовать следующий метод: итеративно применять медианный фильтр до тех пор, пока не получится изображение, инвариантное к данному медианному фильтру. Получившееся изображение называется стабильной точкой медианного фильтра. Например, бинарное изображение в строке 4 приведенной таблицы является стабильной точкой для медианных фильтров с масками W_1, W_2, W_3 , а изображение в строке 10 - стабильная точка для всех рассмотренных фильтров.

В заключении отметим, что так как медианный фильтр является существенно нелинейной процедурой оценивания, то теоретический анализ его характеристик чрезвычайно сложен. К настоящему времени не разработаны методы построения оптимальных медианных фильтров. Поэтому медианная фильтрация с целью подавления шумов является в целом эвристическим методом. Ее нельзя применять вслепую. В каждом конкретном случае необходимо убедиться в достоверности получаемых результатов при помощи моделирования фильтра и оценивания качества фильтрации по выбранному критерию. Таким образом, единственным методом построения и исследования характеристик медианных фильтров является статистическое моделирование.

Качество того или иного алгоритма фильтрации определяется в соответствии с принятым критерием СКО и коэффициентом снижения шума (15).

Таблица 1 - Воздействие медианных фильтров на бинарные изображения

№ № п/п	Исходная конфигураци я элементов яркости	Результат медианной фильтрации			
		W ₁	W ₂	W ₃	W ₄
		0 1 0 1 3 1 0 1 0	1 1 1 1 3 1 1 1 1	0 1 0 1 1 1 0 1 0	1 1 1 1 1 1 1 1 1
1	о				
2	оо	о			
3	оо о	оо о		о	
4	оо оо	оо оо	оо	оо	
5	ооо оо	ооо оо	о	о	
6	ооо ооо	ооо ооо	ооо ооо	о	о
7	оооо оооо	оооо оооо	оооо оооо	оооо оооо	оооо
8	ооооо оооооо ооооо	ооооо оооооо ооооо	ооооо оооооо ооооо	оооо оооо оооо	оооо оооо оооо
9	ооооо	ооооо		ооо	
10	ооооо оооооо ооооо	ооооо оооооо ооооо	ооооо оооооо ооооо	ооооо оооооо ооооо	ооооо оооооо ооооо

2. Описание используемых прикладных задач

В данной лабораторной работе используется среда программирования Matlab и одноименный язык программирования. Необходимые сведения о языке Matlab содержатся в официальной документации, которую можно найти по ссылке <https://www.mathworks.com/help/index.html>, а также набрав команду doc <имя функции> в командном окне среды Matlab. Далее кратко приводится информация о некоторых прикладных модулях Matlab, необходимых для выполнения данной лабораторной работы. Вызов всех функций осуществляется в созданном пользователем скрипте или из командной строки среды программирования Matlab. Для упрощения многократного взаимодействия команды, использующиеся более одного раза, должны быть вынесены в отдельные функции.

2.1. Синтез шахматного поля

```
I = checkerboard  
I = checkerboard(n)  
I = checkerboard(n,p,q)
```

2.2. Добавление шума к изображению

```
J = imnoise(I,type,parameters)
```

Добавление гауссова белого шума: L1=imnoise(L,'gaussian');
Добавление импульсного шума: L1=imnoise(L,'salt&pepper',p);
;последний параметр “p” – это доля зашумлённых пикселей.

2.3. Оценка статистических характеристик изображений

```
M = mean(I)  
D = var(I)
```

2.4. Нахождение взвешенной медианы

```
weightedMedian (x,W)
```

3. Выполнение лабораторной работы

3.1 Общий план выполнения работы

1. Изучить методы фильтрации аддитивных и импульсных шумов на изображениях при помощи сглаживающего и медианного фильтров.
2. Ознакомиться с описанием среды программирования Matlab и одноименного языка программирования
3. Составить последовательность команд с указанием значений параметров для выполнения исследования алгоритмов фильтрации по каждому из приведенных ниже вариантов.
4. Согласовать план проведения обработки с преподавателем, получить разрешение на практическую работу на системе.
5. Выполнить обработку.
6. Составить отчет о выполненной работе. Сдать отчет преподавателю, ответить на контрольные вопросы, получить зачет по работе.

3.2 Задание 1. Фильтрация аддитивного белого шума

Сгенерировать изображение «шахматное поле» размером 128x128. Ширину и высоту клетки принять равными удвоенному номеру используемого компьютера.

Рассчитать дисперсию сгенерированного изображения.

Наложить аддитивный белый шум (отношение «сигнал/шум» принять равным 10).

Произвести фильтрацию искаженного изображения медианным фильтром. Рассчитать квадрат среднего квадратичного отклонения фильтрации и коэффициент снижения шума.

Произвести повторную фильтрацию и расчет квадрата СКО.

Произвести фильтрацию искаженного изображения линейным сглаживающим фильтром. Рассчитать квадрат среднего квадратичного отклонения фильтрации и коэффициент снижения шума.

Произвести повторную фильтрацию и расчет квадрата СКО.

Повторить исследование, приняв отношение «сигнал/шум» равным 1.

3.3 Задание 2. Фильтрация импульсного шума

Сгенерировать изображение «шахматное поле» размером 128x128. Ширину и высоту клетки принять равными удвоенному номеру используемого компьютера.

Наложить на него импульсный шум интенсивности $p=0.1$. Рассчитать среднее квадратичное искажение.

Произвести фильтрацию искаженного изображения медианным фильтром. Рассчитать квадрат среднего квадратичного отклонения фильтрации и коэффициент снижения шума.

Произвести повторную фильтрацию и расчет квадрата СКО.

Произвести фильтрацию искаженного изображения линейным сглаживающим фильтром. Рассчитать квадрат среднего квадратичного отклонения фильтрации и коэффициент снижения шума.

Произвести повторную фильтрацию и расчет квадрата СКО.

Повторить исследование, приняв интенсивность импульсного шума $p=0.3$.

3.4 Содержание отчета

Отчет по работе должен содержать:

1. Последовательность команд обработки с комментариями и числовыми значениями параметров.
2. Перечень созданных изображений с указанием их смыслового содержания.
3. Результаты исследования алгоритмов фильтрации, оформленные в

виде таблицы значений коэффициента снижения шума.

4. Контрольные вопросы

1. Модели аддитивного, импульсного и мультипликативного шумов.
2. Постановка задачи фильтрации. Критерии качества фильтрации.
3. Метод построения оптимального КИХ-фильтра.
4. Как выбрать линейную маску сглаживающего фильтра?
5. Какие преимущества и недостатки у медианного фильтра?
6. Взвешенный медианный фильтр.
7. Итеративное использование фильтров. Стабильные точки.
8. Как выбрать маску медианного фильтра?
9. При каких моделях шумов применим сглаживающий (медианный) фильтр?

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Анисимов Б.В., Курганов В.Д., Злобин В.К. *Распознавание и цифровая обработка изображений* (Москва: Высшая школа, 1983)
2. Гонсалес Р., Вудс Р. *Цифровая обработка изображений* (Москва: Техносфера, 2005)
3. *Методы компьютерной обработки изображений* // Под редакцией В.А. Сойфера. (Москва: Физматлит, 2003)
4. Павлидис Т. *Алгоритмы машинной графики и обработка изображений* (Москва: Радио и связь, 1988)
5. Прэтт У.К. *Цифровая обработка изображений* (Москва: Мир, 1982, 2 т.)
6. Рабинер Р., Гоулд Б. *Теория и применение цифровой обработки сигналов* (Москва: Мир, 1978)
7. Ярославский Л.П. *Введение в цифровую обработку изображений* (Москва: Советское радио, 1979)
8. Ярославский Л.П. *Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии: Введение в цифровую оптику* (Москва: Радио и связь, 1987)

Учебное издание

ФИЛЬТРАЦИЯ ШУМОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Методические указания

Составители: Сергеев Владислав Викторович
 Гашников Михаил Валерьевич
 Мясников Владислав Валерьевич

Самарский государственный
аэрокосмический университет
443086 Самара, Московское шоссе, 34.
