

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РФ

ГОСУДАРСТВЕННОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ПРОФЕССИОНАЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САМАРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АЭРОКОСМИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ имени академика С.П.КОРОЛЕВА
(НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ)»

ФИЛЬТРАЦИЯ ШУМОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Электронные методические указания

к лабораторной работе № 3

САМАРА

2010

Составители: СЕРГЕЕВ Владислав Викторович
ГАШНИКОВ Михаил Валерьевич
МЯСНИКОВ Владислав Валерьевич

В лабораторной работе № 3 по дисциплине «Математические методы обработки изображений» 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.

Методические указания предназначены для магистров направления 010400.68 «Прикладная математика и информатика», обучающихся по программе «Математические и компьютерные методы обработки изображений и геоинформатики».

СОДЕРЖАНИЕ

1. Теоретические основы лабораторной работы	4
1.1 Модели помех при регистрации изображений.....	4
1.2 Алгоритмы фильтрации изображений	6
1.2.1. Линейный сглаживающий фильтр	7
1.2.2. Медианный фильтр	11
2. Описание используемых прикладных задач.....	15
2.1 Синтез шахматного поля	15
2.2 Синтез белого шума	15
2.3 Синтез импульсного шума	16
2.4 Оценка статистических характеристик изображений	17
2.5 Поэлементное преобразование изображений.....	17
2.6 Вычисление значения переменной	18
2.7 Линейная обработка изображения окном 3x3.....	19
2.8 Ранговая обработка изображения окном 3x3	20
2.9 Визуализация изображений, гистограмм и таблиц преобразования.....	21
3. Выполнение лабораторной работы.....	22
3.1 Общий план выполнения работы	22
3.2 Вариант 1. Фильтрация аддитивного белого шума.....	22
3.3 Вариант 2. Фильтрация импульсного шума	22
3.4 Содержание отчета.....	23
4. Контрольные вопросы	24
Библиографический список	25

Цель работы - изучение и экспериментальное исследование методов фильтрации аддитивных и импульсных шумов на изображениях при помощи линейного и медианного фильтров; получение навыков работы на автоматизированной системе обработки изображений.

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 $E\{\cdot\}$ - 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, aberrациями оптической системы, неточностью фокусировки и т.п.

1.2 Алгоритмы фильтрации изображений

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

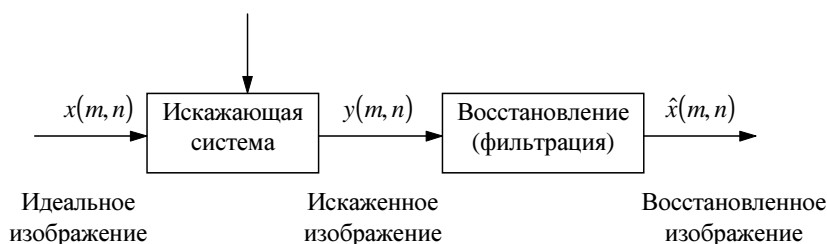


Рис. 1

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 интерактивной автоматизированной системе обработки изображений 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 ЛПП-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:

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

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

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

Из (7) и (8) следует, что

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

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 $a(k,l)$:

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

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

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

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

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

$$\varepsilon_*^2 = a_*(0,0)D_v. \tag{14}$$

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

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

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:

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

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 вызывала 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:

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

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.

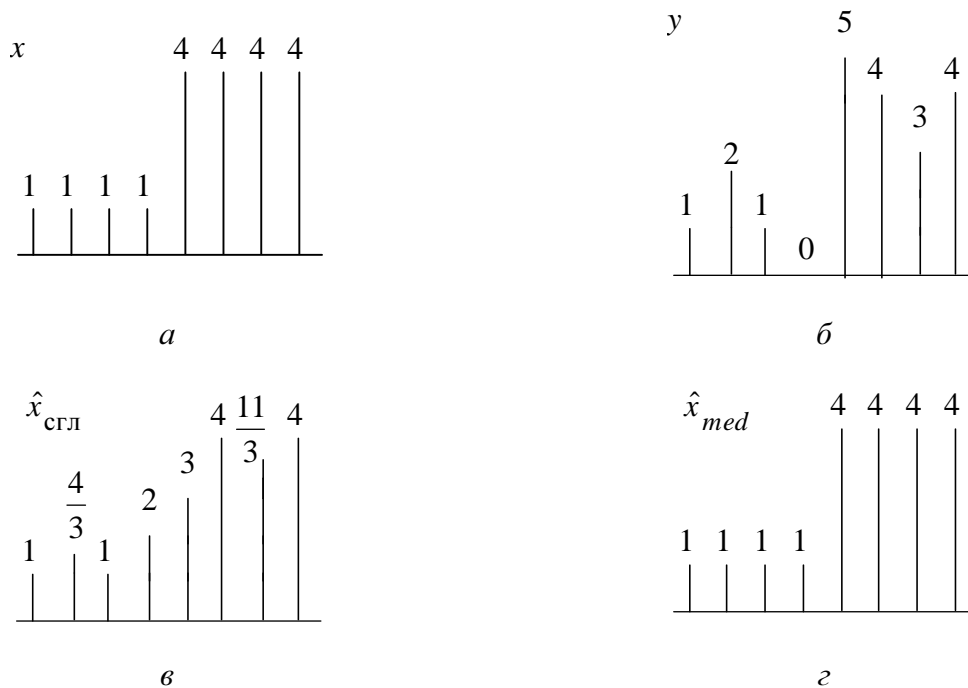


Рис. 2

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

Что касается импульсного шума, то, например, медианный фильтр с «окном» 3x3 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 получившейся растянутой последовательности. Например, для одномерной последовательности взвешенная медиана по пятиэлементному «окну» с весами (1, 2, 3, 2, 1) определяется как

$$\hat{x}(m) = \underset{(1,2,3,2,1)}{\text{med}} y(m) = \underset{(1,2,3,2,1)}{\text{med}} [y(m-2), 2^o y(m-1), 3^o y(m), 2^o y(m+1), y(m+2)] = \text{med}[y(m-2), y(m-1), y(m-1), y(m), y(m), y(m), y(m+1), y(m+1), y(m+2)], \quad (20)$$

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

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

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:

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

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 3x3 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 конфигурация 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 оо	оо		о	
4	оо оо	оо	оо	оо	
5	ооо ооо	ооо	о	о	
6	ооо ооо	ооо	ооо	о	о
7	ооо ооо ооо	ооо ооо ооо	ооо ооо ооо	ооо ооо ооо	ооо ооо
8	ооо ооооо ооо	ооо ооооо ооо	ооо ооооо ооо	ооо ооо ооо	ооо ооо ооо
9	ооооо	ооооо		ооо	
10	ооооо ооооо ооо	ооооо ооооо ооо	ооооо ооооо ооо	ооооо ооооо ооо	ооооо ооооо ооо

2. ОПИСАНИЕ ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ПРИКЛАДНЫХ ЗАДАЧ

В данной лабораторной работе используется система обработки изображений *ResLook*. Необходимые сведения о системе *ResLook* содержатся в описании системы *ResLook*. Далее приводится необходимая информация о некоторых прикладных модулях системы *ResLook*, необходимых для выполнения данной лабораторной работы. Все прикладные модули системы *ResLook* вызываются в режиме командной строки с помощью вспомогательной программы *RL.exe*. Формат вызова:

RL <Имя_DLL_Содержащей_Модуль> <Имя_Модуля>

2.1 Синтез шахматного поля

Обращение к модулю:

RL Gnd GnChess VerSize HorSize Height Width White Black ImgOut
[BPS=<значение>]

Обязательные параметры

Имя	Описание	Тип	Пример значения
<i>VerSize</i>	Размер по вертикали	Целый	256
<i>HorSize</i>	Размер по горизонтали	Целый	256
<i>Height</i>	Высота клетки	Целый	20
<i>Width</i>	Ширина клетки	Целый	20
<i>White</i>	Яркость светлых клеток	Вещественный	200
<i>Black</i>	Яркость темных клеток	Вещественный	100
<i>ImgOut</i>	Выходное изображение	Строка	ChessImg

Необязательные параметры

Имя	Описание	Тип	Атрибут	По умолчанию
<i>BPS</i>	Бит на отсчет	Целый	Входной	8

Модуль формирует шахматное поле с заданным количеством, размером и яркостью клеток.

2.2 Синтез белого шума

Обращение к модулю:

RL Gnr GnGauss VerSize HorSize E D ImgOut
[BPS=<значение> InitValue=<значение>]

Модуль формирует изображение, отсчеты которого являются независимыми случайными величинами с нормальным (гауссовским) распределением, которое, в свою очередь, задается средним значением и дисперсией.

Обязательные параметры

Имя	Описание	Тип	Пример значения
<i>VerSize</i>	Размер по вертикали	Целый	256
<i>HorSize</i>	Размер по горизонтали	Целый	256
<i>E</i>	Среднее	Вещественный	128
<i>D</i>	Дисперсия	Вещественный	1600
<i>ImgOut</i>	Выходное изображение	Строка	GaussImg

Необязательные параметры

Имя	Описание	Тип	Атрибут	По умолчанию
<i>BPS</i>	Бит на отсчет	Целый	Входной	32
<i>InitValue</i>	Начальное значение датчика случайных чисел	Целый	Входной	12345

2.3 Синтез импульсного шума

Обращение к модулю:

RL Gnr GnIEven VerSize HorSize Min Max Prob ImgOut
[BPS=<значение> InitValue=<значение>]

Модуль формирует изображение случайно и независимо друг от друга расположенных импульсов, каждый из которых принимает случайное значение в соответствии с равномерным распределением, которое задается максимальным и минимальным значением яркости. Отсчеты, не являющиеся импульсами, имеют нулевое значение.

Обязательные параметры

Имя	Описание	Тип	Пример значения
<i>VerSize</i>	Размер по вертикали	PT_INTEGER	256
<i>HorSize</i>	Размер по горизонтали	PT_INTEGER	256
<i>Min</i>	Минимальная яркость	PT_DOUBLE	0
<i>Max</i>	Максимальная яркость	PT_DOUBLE	255
<i>Prob</i>	Вероятность появления шума	PT_DOUBLE	0,2
<i>ImgOut</i>	Выходное изображение	PT_IMAGENAME	IEvenImg

Необязательные параметры

Имя	Описание	Тип	Атрибут	По умолчанию
<i>BPS</i>	Бит на отсчет	Целый	Входной	32
<i>InitValue</i>	Начальное значение датчика случайных чисел	Целый	Входной	12345

2.4 Оценка статистических характеристик изображений

Обращение к модулю:

RL Stat Stat ImgIn [*E*=<имя переменной> *D*=<имя переменной>
R=<имя переменной> *RH*=<имя переменной> *RV*=<имя переменной>]

Модуль находит среднее, дисперсию и коэффициент корреляции между отсчетами изображения. Для цветных (многокомпонентных) изображений эти характеристики определяются по каждой цветовой компоненте.

Обязательные параметры

Имя	Описание	Тип	Пример значения
<i>ImgIn</i>	Входное изображение	Строка	<i>ImgIn</i>

Необязательные параметры

Имя	Описание	Тип	Атрибут
<i>E</i>	Среднее	Массив	Выходной
<i>D</i>	Дисперсия	Массив	Выходной
<i>R</i>	Корреляция	Массив	Выходной
<i>RH</i>	Корреляция по горизонтали	Массив	Выходной
<i>RV</i>	Корреляция по вертикали	Массив	Выходной

2.5 Поэлементное преобразование изображений

Модуль формирует новое изображение из входных изображений и переменных в соответствии с заданным *аналитическим выражением (Expression)*.

При записи *аналитического выражения* можно использовать:

математические операции: "+" - сложение, "-" - вычитание, "*" - умножение, "/" - деление, ^ - возведение в степень;

функции: sin – синус (аргумент считается заданным в радианах), cos - косинус, tan - тангенс, atan – арктангенс (результат выражается в радианах), sqrt – квадратный корень, log – натуральный логарифм, exp – экспонента, rand(*x*) – генерация случайной величины в диапазоне 0÷32767 ("*x*" - начальное значение);

вспомогательные функции:

$$\text{bin}(x) = \begin{cases} 0, & \text{при } x \leq 0; \\ 1, & \text{при } x > 0, \end{cases} \quad \text{sign}(x) = \begin{cases} -1, & \text{при } x < 0; \\ 0, & \text{при } x = 0; \\ 1, & \text{при } x > 0, \end{cases} \quad \text{byte}(x) = \begin{cases} 0, & \text{при } x \leq 0; \\ [x], & \text{при } 0 < x < 255; \\ 255, & \text{при } x \geq 255, \end{cases}$$

где $[x]$ - целая часть числа *x*.

Кроме того, в качестве имени функции может выступать имя файла – таблицы, созданного при помощи модулей *TablePL*, *TableEq*. В качестве аргументов функций могут выступать константы, имена изображений и переменные, записанные в файл параметров "params.mem" (имена переменных нужно предварять символом "\$").

Пример аналитического выражения:

$$ImgA=15*\sin(ImgB)*Tabl(ImgC)-\$VarName*\sqrt{\exp(\$x^2+\$y^2)}$$

Параметр *BPSOut* задает количество бит на один отсчет одной цветовой компоненты выходного изображения. Возможные значения 8,16,32,0. Если указать 0, то количество бит будет выбрано автоматически и равно максимальному из встречающихся в правой части выражения *Expression*. Например, если в правой части есть 8-битное и 16-битное изображения, то результат будет 16-битным.

Обращение к модулю:

$$RL\ Clc\ CalcI\ Expression\ [BPSOut=<значение>]$$

Обязательные параметры

Имя	Описание	Тип	Пример значения
<i>Expression</i>	Аналитическое выражение	Строка	img2=2*img1+\$var

Необязательные параметры

Имя	Описание	Тип	Атрибут	По умолчанию
<i>BPSOut</i>	Количество бит на отсчет для выходного изображения	Целый	Входной	0

2.6 Вычисление значения переменной

Обращение к модулю:

$$RL\ Clc\ CalcV\ Expression$$

Обязательные параметры

Имя	Описание	Тип	Пример значения
<i>Expression</i>	Аналитическое выражение	Строка	var2=3.14*\$var1+10

Модуль вычисляет значение переменной, имя которой задано в левой части аналитического выражения (*Expression*). Аналитическое выражение формируется по тем же правилам, что и для модуля *CalcI* (см. предыдущий раздел). Отличие заключается в том, что результатом аналитического выражения должно быть число, а не изображение.

Имя переменной в левой части *аналитического выражения* не предваряется знаком "\$", имена переменных в правой части *аналитического выражения* предваряются знаком "\$" (как и для модуля *CalcD*):

$$ResultVariable=\$MyVarriable*10$$

2.7 Линейная обработка изображения окном 3x3

Обращение к модулю:

$$RL Local3 LinFil3 ImgIn w11 w12 w13 w21 w22 w23 w31 w32 w33 ImgOut [MulConst=<значение> DivConst=<значение> AddConst=<значение>]$$

Обязательные параметры

Имя	Описание	Тип	Пример значения
<i>ImgIn</i>	Входное изображение	Строка	<i>ImgIn</i>
<i>w11</i>	Весовой коэффициент (1,1) окна 3x3	Вещественный	1
<i>w12</i>	Весовой коэффициент (1,2) окна 3x3	Вещественный	1
<i>w13</i>	Весовой коэффициент (1,3) окна 3x3	Вещественный	1
<i>w21</i>	Весовой коэффициент (2,1) окна 3x3	Вещественный	1
<i>w22</i>	Весовой коэффициент (2,2) окна 3x3	Вещественный	1
<i>w23</i>	Весовой коэффициент (2,3) окна 3x3	Вещественный	1
<i>w31</i>	Весовой коэффициент (3,1) окна 3x3	Вещественный	1
<i>w32</i>	Весовой коэффициент (3,2) окна 3x3	Вещественный	1
<i>w33</i>	Весовой коэффициент (3,3) окна 3x3	Вещественный	1
<i>ImgOut</i>	Выходное изображение	Строка	<i>ImgOut</i>

Необязательные параметры

Имя	Описание	Тип	Атрибут	По умолчанию
<i>AddConst</i>	Аддитивная константа	Вещественный	Входной	0
<i>MulConst</i>	Мультипликативная константа	Вещественный	Входной	1
<i>DivConst</i>	Делитель	Вещественный	Входной	1

Модуль осуществляет преобразование вида:

$$Y(i, j) = (X(i-1, j-1) \cdot w11 + X(i-1, j) \cdot w12 + X(i-1, j+1) \cdot w13 + \\ + X(i, j-1) \cdot w21 + X(i, j) \cdot w22 + X(i, j+1) \cdot w23 + \\ + X(i+1, j-1) \cdot w31 + X(i+1, j) \cdot w32 + X(i+1, j+1) \cdot w33) \cdot \frac{MulConst}{DivConst} + \\ + AddConst,$$

где $X(i, j)$, $Y(i, j)$ - отсчеты входного и выходного изображений, $w11...w33$, $MulConst$, $DivConst$, $AddConst$ – задаваемые параметры.

2.8 Ранговая обработка изображения окном 3x3

Обращение к модулю:

RL Local3 RnkFil3 ImgIn w11 w12 w13 w21 w22 w23 w31 w32 w33
NumRank ImgOut

Значение отсчета $Y(i,j)$ выходного изображения определяется следующим образом. В его окрестности размером 3×3 по отсчетам входного изображения строится вариационный ряд, то есть отсчеты упорядочиваются в порядке неубывания значений, причем отсчет

$X(i-1, j-1)$ берется $w11$ раз,
 $X(i-1, j)$ берется $w12$ раз,
 $X(i-1, j+1)$ берется $w13$ раз,
 $X(i, j-1)$ берется $w21$ раз,
 $X(i, j)$ берется $w22$ раз,
 $X(i, j+1)$ берется $w23$ раз,
 $X(i+1, j-1)$ берется $w31$ раз,
 $X(i+1, j)$ берется $w32$ раз,
 $X(i+1, j+1)$ берется $w33$ раз.

В качестве выходного отсчета берется элемент вариационного ряда с номером *NumRank* (нумерация начинается с нуля). Отметим, что при маске вида

$$\begin{matrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{matrix}$$

и *NumRank=2* получаем медианный фильтр с окном в 5 отсчетов, а при маске вида

$$\begin{matrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{matrix}$$

и *NumRank=4* получаем медианный фильтр с окном в 9 отсчетов.

Обязательные параметры

Имя	Описание	Тип	Пример значения
<i>ImgIn</i>	Входное изображение	Строка	ImgIn
<i>w11</i>	Весовой коэффициент (1,1) окна 3×3	Целый	1
<i>w12</i>	Весовой коэффициент (1,2) окна 3×3	Целый	1
<i>w13</i>	Весовой коэффициент (1,3) окна 3×3	Целый	1
<i>w21</i>	Весовой коэффициент (2,1) окна 3×3	Целый	1
<i>w22</i>	Весовой коэффициент (2,2) окна 3×3	Целый	1
<i>w23</i>	Весовой коэффициент (2,3) окна 3×3	Целый	1
<i>w31</i>	Весовой коэффициент (3,1) окна 3×3	Целый	1
<i>w32</i>	Весовой коэффициент (3,2) окна 3×3	Целый	1
<i>w33</i>	Весовой коэффициент (3,3) окна 3×3	Целый	1
<i>NumRank</i>	Ранг выходного значения	Целый	4
<i>ImgOut</i>	Выходное изображение	Строка	ImgOut

2.9 Визуализация изображений, гистограмм и таблиц преобразования

Обращение к модулю:

Vis Time Name1 Name2 Name3 ...

Параметры:

Time - время демонстрации на экране (в секундах),

Name1 Name2 Name3 ... - имена визуализируемых файлов.

Выведенная на монитор информация сохраняется в течение времени *Time* или до первого нажатия любой клавиши. Все файлы отображаются в окнах одинакового размера. Весь экран равномерно распределяется в соответствии с числом файлов так, чтобы изображения были близки к квадратным.

Имена файлов указываются без расширений. Если существуют файлы с одинаковыми именами и разными расширениями, то отображение производится в соответствии с приоритетом. Наибольший приоритет имеют файлы с расширением *.PIC*, затем - с расширением *.HST*, *.TAB* (в порядке убывания приоритетов). Если файл с заданным именем отсутствует, то соответствующее место на мониторе останется пустым.

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 команд входного языка системы.
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 Вариант 1. Фильтрация аддитивного белого шума

Сгенерировать изображение «шахматное поле» размером 128x128. Рассчитать дисперсию сгенерированного изображения. Наложить аддитивный белый шум (отношение «сигнал/шум» принять равным 10).

Произвести фильтрацию искаженного изображения медианным и 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» принять равным 1.

3.3 Вариант 2. Фильтрация импульсного шума

Сгенерировать изображение «шахматное поле» размером 128x128 и наложить на него импульсный шум интенсивности $p=0.1$. Рассчитать среднее квадратичное искажение.

Произвести фильтрацию искаженного изображения медианным и 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)