

Федеральное агентство по образованию Российской Федерации
Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова
Кафедра динамики электронных систем

ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ ЛИНЕЙНЫМИ И УСРЕДНЯЮЩИМИ ФИЛЬТРАМИ

Методические указания

Ярославль 2006

УДК 621.391: 621.372.01

ББК

П 76

Рецензент:

кафедра радиофизики Ярославского государственного
университета им. П.Г. Демидова.

**Обработка изображений линейными и усредняющими
фильтрами:** Метод. указания / Сост. А.Л.Приоров, В.В.Хрящев; Яросл.
гос. ун-т. Ярославль, 2006. 52 с.
ISBN 5-8397-????-?

Описаны основные методы линейной и усредняющей фильтрации цифровых изображений. Методические указания предназначены для студентов специальности 010801 Радиофизика и электроника физического факультета ЯрГУ, изучающих дисциплину специализации «Цифровая обработка изображений». Могут использоваться студентами, обучающимися по специальности 210302 Радиотехника, а также направлению 550440 Телекоммуникации. Материал может быть использован при подготовке студентами курсовых и дипломных проектов.

Ил. 11. Библиогр.: 22 назв.

УДК 621.391: 621.372.01
ББК

ISBN 5-8397-????-?

© Ярославский
государственный
университет, 2006
© Приоров А.Л.,
Хрящев В.В. 2006

ВВЕДЕНИЕ

Обработка сигнала с целью улучшения качества изображений обычно следует непосредственно за формированием видеосигнала. Эта важная ступень обработки, методика и объем которой определяются задачами анализа изображений. Отправной точкой для выбора подходящей методики служит обеспечение такого качества изображения, при котором сохраняется информация, необходимая для его анализа. Среди прочего большое значение имеют два аспекта качества изображений:

достоверность изображения – соответствие формируемого изображения истинному;

дешифрируемость изображения – возможность выделения из изображения необходимой информации.

Данная работа охватывает широкий круг вопросов, связанных с методами линейной и усредняющей фильтрации изображений. Такие алгоритмы стали уже классическими и активно используются в системах телекоммуникаций, радио- и гидролокации, в задачах распознавания образов, компьютерной томографии и др. Отдельное внимание уделяется способам оценки качества обработанных изображений.

Методические указания предназначены для студентов специальности 010801 Радиофизика и электроника физического факультета ЯрГУ, изучающих дисциплину специализации «Цифровая обработка изображений». Представленный материал также может быть использован при подготовке студентами курсовых и дипломных проектов.

1. ДВУМЕРНЫЕ СИГНАЛЫ И СИСТЕМЫ

1.1. Двумерный дискретный сигнал

Двумерный дискретный сигнал (его также называют последовательностью или массивом) — это функция, определенная на совокупности пар целых чисел. Так,

$$x = \{x(n_1, n_2), -\infty < n_1, n_2 < \infty\}.$$

Отдельные дискретные элементы последовательности будем называть отсчетами. Тогда $x(n_1, n_2)$ представляет собой отсчет последовательности x в точке (n_1, n_2) . В общем случае значения отсчетов могут быть комплексными, но в дальнейшем мы будем иметь дело исключительно с вещественными значениями сигналов. Если n_1 и n_2 считать переменными величинами, выражение $x(n_1, n_2)$ можно рассматривать как обозначение всей последовательности.

1.2. Двумерный дискретный сигнал конечной длины

Другим важным классом дискретных сигналов являются двумерные последовательности конечной длины. Слова «конечная длина» означает, что эти сигналы равны нулю вне области конечной длины в (n_1, n_2) - плоскости. Эта область называется опорной областью сигнала. Одной из типичных последовательностей конечной длины является двумерный единичный импульс $\delta(n_1, n_2)$. Единичный импульс определяется следующим образом:

$$\delta(n_1, n_2) = \begin{cases} 1 & \text{при } n_1 = n_2 = 0 \\ 0 & \text{в остальных случаях} \end{cases}.$$

1.3. Основные операции над двумерными сигналами

Сигналы можно объединять или изменять с помощью множества операций. Здесь мы опишем несколько основных операций над сигналами, которые выступают в качестве «кирпичиков» при разработке более сложных систем.

Пусть w и x — двумерные дискретные сигналы. Эти сигналы можно сложить и получить третий сигнал y . Сложение выполняется поэлементно, так что значение каждого отсчета $y(n_1, n_2)$ получается путем сложения двух соответствующих отсчетов $w(n_1, n_2)$ и $x(n_1, n_2)$

$$y(n_1, n_2) = x(n_1, n_2) + w(n_1, n_2).$$

Умножая двумерные последовательности на константу, можно также получать новые последовательности. Если c — константа, мы можем образовать двумерную последовательность y из скаляра c и двумерной последовательности x , умножив значение каждого отсчета x на c :

$$y(n_1, n_2) = c \cdot x(n_1, n_2).$$

Двумерную последовательность x можно подвергнуть линейному

сдвигу, что также приведет к образованию новой последовательности y . Операция сдвига попросту переносит всю последовательность x на новый участок плоскости (n_1, n_2) . Значения отсчетов y связаны в этом случае со значениями отсчетов x соотношением

$$y(n_1, n_2) = x(n_1 - m_1, n_2 - m_2),$$

где (m_1, m_2) — величина сдвига.

Используя базовые операции, сложения, скалярного умножения и сдвига, можно разложить двумерную последовательность на сумму взвешенных и сдвинутых двумерных единичных импульсов

$$y(n_1, n_2) = \sum_{k_1=-\infty}^{\infty} \sum_{k_2=-\infty}^{\infty} x(k_1, k_2) \cdot \delta(n_1 - k_1, n_2 - k_2). \quad (1)$$

Здесь $\delta(n_1 - k_1, n_2 - k_2)$ представляет собой единичный импульс, сдвинутый так, что его ненулевой отсчет находится в точке (k_1, k_2) ; значения $x(k_1, k_2)$ можно рассматривать как скалярные множители для соответствующих единичных импульсов.

Стоит упомянуть еще о двух основных операциях над двумерными последовательностями. Одну из них, которую мы назовем пространственным маскированием, можно рассматривать как обобщение скалярного умножения. Значение каждого отсчета двумерной последовательности x умножается на число $c(n_1, n_2)$, значение которого зависит от положения соответствующего отсчета

$$y(n_1, n_2) = c(n_1, n_2) \cdot x(n_1, n_2). \quad (2)$$

Совокупность чисел $s(n_1, n_2)$ можно также рассматривать как двумерную последовательность. Тогда правая часть равенства (2) представляет собой поэлементное произведение двух последовательностей.

Двумерные последовательности могут подвергаться также действию нелинейных операторов. Важный тип нелинейных операторов, называемый безынерционной нелинейностью, характерен независимым воздействием на значение каждого отсчета двумерной последовательности. Рассмотрим, например, последовательность, образованную возведением в квадрат значения каждого отсчета двумерной последовательности x :

$$y(n_1, n_2) = [x(n_1, n_2)]^2.$$

Операция возведения в квадрат является безынерционным нелинейным преобразователем, поскольку вычисление выходного значения в точке (n_1, n_2) зависит от единственного входного значения в той же точке.

1.4. Линейные системы

Систему называют линейной в том и только том случае, когда она удовлетворяет двум условиям: 1) если ее входной сигнал является суммой двух последовательностей, то выходной сигнал является суммой двух соответствующих выходных последовательностей; 2)

пропорциональное изменение входного сигнала приводит к пропорциональному изменению выходного сигнала. Таким образом, если преобразование $L[\bullet]$ описывает действие линейной системы и

$$y_1 = L[x_1], \quad y_2 = L[x_2],$$

то

$$a \cdot y_1 + b \cdot y_2 = L[a \cdot x_1 + bx_2]$$

для всех входных сигналов x_1 и x_2 и любых комплексных констант a и b .

Линейные системы подчиняются принципу суперпозиции. Отклик линейной системы на взвешенную сумму входных сигналов равен взвешенной сумме откликов на отдельные входные сигналы. В соотношении (1) произвольная двумерная последовательность была представлена линейной комбинацией сдвинутых единичных импульсов. Если использовать эту последовательность в качестве входной для двумерной дискретной линейной системы $L[\bullet]$, то выходная последовательность будет иметь вид

$$y(n_1, n_2) = L \left[\sum_{k_1=-\infty}^{\infty} \sum_{k_2=-\infty}^{\infty} x(k_1, k_2) \cdot \delta(n_1 - k_1, n_2 - k_2) \right].$$

Поскольку система линейна, это выражение можно переписать следующим образом:

$$\begin{aligned}
y(n_1, n_2) &= \sum_{k_1=-\infty}^{\infty} \sum_{k_2=-\infty}^{\infty} x(k_1, k_2) \cdot L[\delta(n_1 - k_1, n_2 - k_2)] = \\
&= \sum_{k_1=-\infty}^{\infty} \sum_{k_2=-\infty}^{\infty} x(k_1, k_2) \cdot h_{k_1, k_2}(n_1 - k_1, n_2 - k_2),
\end{aligned} \tag{3}$$

где h_{k_1, k_2} — отклик системы на единичный импульс, расположенный в точке (k_1, k_2) . Если для каждой точки (k_1, k_2) известен импульсный отклик $h_{k_1, k_2}(n_1, n_2)$ на произвольно расположенный входной импульс, то отклик системы на любой входной сигнал можно найти с помощью суперпозиции.

1.5. Системы, инвариантные к сдвигу

Системой, инвариантной к сдвигу, называется такая система, для которой сдвиг входной последовательности приводит к соответствующему сдвигу выходной последовательности. Если

$$y(n_1, n_2) = T[x(n_1, n_2)] ,$$

то система $T[\bullet]$ является инвариантной к сдвигу в том и только том случае, когда

$$T[x(n_1 - m_1, n_2 - m_2)] = y(n_1 - m_1, n_2 - m_2) \tag{4}$$

для всех последовательностей x и для всех целочисленных сдвигов (m_1, m_2) .

Линейность и инвариантность к сдвигу являются независимыми свойствами системы; ни одно из этих свойств не подразумевает обязательного наличия другого. Например, пространственное маскирование

$$L[y(n_1, n_2)] = c(n_1, n_2) \cdot x(n_1, n_2),$$

приводящее к умножению входной последовательности на $c(n_1, n_2)$ линейно, но не инвариантно к сдвигу. С другой стороны, система

$$T[x(n_1, n_2)] = [x(n_1, n_2)]^2$$

инвариантна к сдвигу, но не линейна.

1.6. Линейные системы, инвариантные к сдвигу

Линейные инвариантные к сдвигу дискретные системы (ЛИС-системы) — это наиболее часто изучаемый класс систем для обработки дискретных сигналов любой размерности, но мы ограничимся рассмотрением применения ЛИС-систем лишь к двумерным сигналам. Эти системы отличаются простотой как при разработке, так и при анализе, но в то же время они обладают достаточными возможностями для решения многих практических задач. Поведение этих систем во многих случаях можно изучать безотносительно к конкретным характеристикам входного сигнала. Класс линейных инвариантных к сдвигу систем, безусловно, не

является наиболее общим классом изучаемых систем, однако он может служить хорошей отправной точкой.

Ранее мы получили выражение (3) для выходной последовательности линейной системы при входном сигнале x . Если система еще и инвариантна к сдвигу, можно сделать дальнейшие упрощения. Импульсный отклик на произвольно расположенный входной импульс описывается выражением

$$h_{k_1, k_2}(n_1, n_2) \equiv L[\delta(n_1 - k_1, n_2 - k_2)]$$

Для частного случая $k_1 = k_2 = 0$ имеем

$$h_{0,0}(n_1, n_2) = L[\delta(n_1, n_2)]$$

Используя принцип инвариантности к сдвигу, описываемый равенством (4), получим

$$h_{k_1, k_2}(n_1, n_2) = h_{0,0}(n_1 - k_1, n_2 - k_2)$$

Импульсный отклик на произвольно расположенный входной импульс равен сдвинутому импульсному отклику на входной импульс, расположенный в начале координат. Введя обозначение $h(n_1, n_2) \equiv h_{0,0}(n_1, n_2)$, можно выразить выходную последовательность следующим образом:

$$y(n_1, n_2) = \sum_{k_1=-\infty}^{\infty} \sum_{k_2=-\infty}^{\infty} x(k_1, k_2) \cdot h(n_1 - k_1, n_2 - k_2). \quad (5)$$

Это соотношение известно под названием двумерной дискретной свертки, а сам процесс применения двумерной дискретной свертки к двумерным дискретным сигналам часто называют пространственным процессом. В дальнейшем для краткости h для ЛИС-систем будем так же называть импульсной характеристикой системы или ядром свертки. В сущности, в (5) выполняется разложение входной последовательности $x(n_1, n_2)$ на взвешенную сумму сдвинутых импульсов в соответствии с равенством (1). ЛИС-система преобразует каждый импульс в сдвинутую копию импульсного отклика $h(n_1, n_2)$. Суперпозиция этих взвешенных и сдвинутых импульсных откликов образует выходную последовательность, причем весовыми коэффициентами являются значения отсчетов входной последовательности $x(n_1, n_2)$. Равенство (5) записано в предположении, что ЛИС-система полностью характеризуется своим импульсным откликом $h(n_1, n_2)$.

Двумерная ЛИС-система устойчива, если выполняется условие

$$\sum_{n_1=-\infty}^{\infty} \sum_{n_2=-\infty}^{\infty} |h(n_1, n_2)| < \infty.$$

Для реальных систем имеет место импульсная характеристика с конечным числом не нулевых значений и пределы суммирования в (5) конечны. Если, например, предположить, что фильтр обладает

опорной областью $\{(n_1, n_2): 0 \leq n_1 \leq N_1, 0 \leq n_2 \leq N_2\}$, то для вычисления выходных отсчетов можно воспользоваться соотношением

$$y(n_1, n_2) = \sum_{k_1=0}^{N_1-1} \sum_{k_2=0}^{N_2-1} x(k_1, k_2) \cdot h(n_1 - k_1, n_2 - k_2).$$

1.7. Обработка изображений линейными системами

Как известно, цифровое изображение можно рассматривать как двумерный дискретный сигнал конечной длины динамический диапазон значений которого также ограничен, и для не 8-битных не цветных изображений диапазон изменения значений интенсивности лежит в пределах от 0 до 255. Соответственно процесс применения двумерных ЛИС-систем (их также можно назвать линейными двумерными фильтрами, инвариантными во времени) к цифровым изображениям ничем не отличается от применения тех же двумерных ЛИС-систем к двумерным дискретным сигналам.

Введем понятие пространственной частоты, которое будет использоваться в дальнейшем для объяснения действия двумерных ЛИС-систем на изображения. Пространственная частота определяется как скорость изменения яркости элементов изображения или интенсивности, деленная на расстояние, на котором происходит это изменение. Пространственная частота имеет компоненты как горизонтального, так и вертикального направлений в изображении. Изображение с высокой пространственной частотой содержит резкие близкорасположенные изменения в значениях

соседних элементов. Изображение черно-белой шахматной доски является примером изображения с высокой пространственной частотой. Чем меньше квадраты этой доски, тем больше будет значение частоты. Изображения с низкой пространственной частотой содержат большие области постоянных или медленно изменяющихся значений элементов изображения. Изображения облаков обычно содержат низкую пространственную частоту.

2. ЛИНЕЙНЫЕ ФИЛЬТРЫ ДЛЯ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

2.1. Низкочастотные пространственные фильтры

Низкочастотные пространственные фильтры оставляют низкочастотные компоненты изображения нетронутыми и ослабляют высокочастотные компоненты. Такие фильтры используются для понижения визуального шума, содержащегося в изображении, а также для удаления высокочастотных компонент из изображения с тем, чтобы можно было тщательнее исследовать содержание низкочастотных компонент. По мере того как уменьшается содержание высокочастотных компонент, могут быть идентифицированы более слабые изменения низкой частоты. Частота отсечки низкочастотного фильтра определяется размером и коэффициентами ядра (маски). На рис.1 показаны 3 различных низкочастотных ядра. Отметим, что сумма значений ядра для всех низкочастотных фильтров равна 1. Этот факт важен для понимания работы низкочастотных фильтров.

$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$
$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$
$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$
$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$
$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$

$\frac{1}{10}$	$\frac{1}{10}$	$\frac{1}{10}$
$\frac{1}{10}$	$\frac{1}{10}$	$\frac{1}{10}$
$\frac{1}{10}$	$\frac{5}{10}$	$\frac{1}{10}$
$\frac{1}{10}$	$\frac{1}{10}$	$\frac{1}{10}$
$\frac{1}{10}$	$\frac{1}{10}$	$\frac{1}{10}$

$\frac{1}{16}$	$\frac{1}{8}$	$\frac{1}{16}$
$\frac{1}{16}$	$\frac{1}{4}$	$\frac{1}{16}$
$\frac{1}{8}$	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{8}$
$\frac{1}{16}$	$\frac{1}{4}$	$\frac{1}{16}$
$\frac{1}{16}$	$\frac{1}{8}$	$\frac{1}{16}$

Рис.1. Маски для низкочастотной фильтрации

Рассмотрим часть изображения, не содержащую высокочастотных компонент. Это означает, что все значения

элементов изображения постоянные или они изменяются очень медленно. По мере того как низкочастотное ядро проходит через область изображения, новое значение преобразуемых элементов изображения (элементы, находящиеся вокруг ядра) вычисляется как сумма коэффициентов ядра, умноженных на значения элементов изображения в области примыкания. Если все значения элементов изображения в области примыкания одинаковы (постоянны), новые значения элементов изображения будут такими же, как и старые. По этой причине сумма коэффициентов и выбрана равной 1. В этом случае сохраняется содержание низкочастотных компонент. По мере того как ядро движется по области изображения с содержанием высокочастотных компонент, любые быстрые изменения интенсивности усредняются с оставшимися элементами изображения в области примыкания, тем самым понижая содержание высокочастотных компонент. Визуальным результатом низкочастотной фильтрации является появление слабой нерезкости в изображении. Она возникает потому, что любые увеличения значений элементов изображения усредняются с их окружением, что ослабляет содержание высокочастотных компонент.

2.2. Высокочастотные линейные фильтры

Высокочастотные фильтры выделяют высокочастотные компоненты изображения, оставляя содержание низкочастотных компонент нетронутым. Содержание низкочастотных компонент увеличивается по отношению к содержанию высокочастотных компонент. Такая фильтрация используется в тех случаях, когда

необходимо исследовать объекты с высокой пространственной частотой. Области изображения с высокой частотой будут хорошо освещены (станут ярче), а части с низкой частотой станут черными. Иногда резкость изображения увеличивается после высокочастотной фильтрации за счет выделения шума изображения. При использовании высокочастотной фильтрации возможно усиление края изображения. На рис.2 показаны 3 ядра высокочастотных фильтров.

-1	-1	-1
-1	-9	-1
-1	-1	-1

0	-1	0
-1	5	-1
0	-1	0

1	-2	1
-2	5	-2
1	-2	1

Рис.2. Маски для высокочастотной фильтрации

Большое значение коэффициента центра ядра определяет действие высокочастотного фильтра. По мере того как центр с большим коэффициентом перемещается по области изображения с высокой пространственной частотой (что означает большие изменения интенсивности элементов изображения), новое значение рассматриваемых элементов изображения многократно увеличивается. Меньшие отрицательные значения коэффициента ядра, сгруппированные вокруг центра, уменьшают эффект большого весового фактора. В конечном итоге, большие изменения интенсивности элементов изображения усиливаются, а области постоянной интенсивности элементов изображения останутся неизменными. Другими словами, области постоянной интенсивности элементов изображения (области низких пространственных частот)

не подвергаются этим преобразованиям.

2.3. Усиление края

Усиление края используется как предварительный шаг в процессе извлечения признаков изображения. Алгоритмы усиления края сжимают изображение до краев, оно уменьшается и во многих случаях полностью уничтожается. По этой причине обработанное изображение может сильно отличаться от исходного изображения. Яркость края после усиления пропорциональна изменению яркости, окружающей край в исходном изображении.

Хотя усиление края в основном используется в машинном зрении, оно, конечно, имеет и другие применения. Например, информация о крае, полученная в процессе его усиления, может быть использована в исходном изображении для усиления его резкости. Усиление края можно использовать как художественный метод для изготовления оригинальных изображений, которые могут затем ретушироваться в программах рисования для создания высокохудожественного изображения.

Ниже мы рассмотрим 3 различных метода усиления края. В этих методах используется анализ интенсивности элементов изображения, содержащихся в области примыкания рассматриваемого элемента изображения. Распределение яркости в области примыкания используется для нахождения и штрихования краев, содержащихся в изображении. По определению край представляет собой область с большим значением интенсивности.

2.3.1. Усиление края по Лапласу

Метод усиления края по Лапласу отличается от других методов тем, что он не зависит от направления, т. е. края высвечиваются независимо от направления. Это преобразование является приближением лапласиана. Усиление края по Лапласу образует более резкий край, чем при других алгоритмах усиления. Дополнительно оно высвечивает края, имеющие как положительные, так и отрицательные изменения яркости. Поэтому усиление края по Лапласу находит применение во многих алгоритмах обработки изображений. Известно, что функция $f(x, y)$ Лапласа записывается в виде:

$$L(f(x, y)) = \frac{d^2 f}{dx^2} + \frac{d^2 f}{dy^2}$$

Для дискретных функций вторые производные могут быть аппроксимированы следующим образом:

$$\frac{d^2 f}{dx^2} = f(x+1) - 2 \cdot f(x) + f(x-1)$$

$$\frac{d^2 f}{dy^2} = f(y+1) - 2 \cdot f(y) + f(y-1)$$

Таким образом, лапласиан можно записать в следующем виде:

$$L(f(x, y)) = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4 \cdot f(x, y)$$

Это выражение можно рассматривать как ядро свертки, записанное в виде функции $f(x, y)$. Само ядро при этом имеет вид

$$p(x, y) = \begin{vmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{vmatrix}$$

Полученное ядро, а также другие ядра усиления края по Лапласу представлены на Рис.3 .

Все операции по усилению края, включая лапласианы, ослабляют низкочастотные пространственные компоненты изображения. Области постоянной интенсивности или линейно возрастающей интенсивности становятся черными как результат этих преобразований, а области быстро изменяющихся значений интенсивности ярко высвечиваются. Ядра свертки, ослабляющие низкочастотные компоненты, имеют коэффициенты, сумма которых равна нулю.

0	1	0	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-2	1
1	-4	1	-1	8	-1	-1	9	-1	-2	4	-2
0	1	0	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-2	1

Рис.3. Маски для усиления края по Лапласу

2.3.2 Усиление края методом сдвига и разности

Этот алгоритм усиливает края изображения, сдвигая изображение на элемент и затем вычитая сдвинутое изображение из исходного.

Результатом вычитания является измерение наклона распределения яркости. В области постоянной интенсивности результатом вычитания будет наклон, равный нулю. Нулевой наклон — это значения черных элементов изображения. В области с большими изменениями интенсивности, например на крае, вычитание даст большое значение наклона, что приводит к появлению светлого элемента изображения. Чем больше разность интенсивностей, тем более «белым» будет результирующий элемент изображения. При работе с этим алгоритмом могут появляться значения отрицательного наклона поэтому применяются абсолютное значение функции, чтобы алгоритм сдвига и разности мог регистрировать края как переходов от черного к белому, так и от белого к черному.

Когда используется это приближение для усиления вертикальных краев, изображение смещается влево на один элемент и затем вычитается из исходного изображения. Для усиления горизонтальных краев изображение смещается вверх на один элемент и вычитается. Для усиления горизонтальных и вертикальных краев изображения перед вычитанием изображение сдвигается сначала влево на один элемент, а затем вверх.

Хотя это приближение кажется простым, его осуществление достаточно сложно. Поэтому вместо фактического сдвига изображения используется свертка для получения того же эффекта. На рис.4 показаны ядра свертки, которые осуществляют усиление края методом сдвига и разности. Эти ядра визуально представляют алгоритм сдвига и разности. Рассмотрим, например, усиление вертикального края. Выше мы говорили, что для усиления вертикальных краев изображение сдвигается влево на один элемент и

вычитается. С вертикальным ядром происходит то же самое: сравниваются два горизонтально примыкающих элемента изображения, чтобы найти наклон изменения яркости. Если этот процесс проходит по области с постоянной интенсивностью, результат свертки будет равен нулю.

Если наблюдаются большие изменения интенсивности, результатом будет либо большое положительное число (для перехода от черного к белому), либо большое отрицательное число (для перехода от белого к черному). Интенсивность результирующего элемента будет прямо пропорциональна наклону изменения яркости.

0	0	0
-1	1	0
0	0	0
а)		

0	-1	0
0	1	0
0	0	0
б)		

-1	0	0
0	1	0
0	0	0
в)		

Рис.4. Маски для усиления краев методом сдвига и разности: усиление вертикальных краев (а), усиление горизонтальных краев (б), усиление вертикальных и горизонтальных краев (в)

2.3.3 Усиление края методом направленного градиента

Усиление края методом сдвига и разности, подробно рассмотренное выше, показывает, как можно усилить вертикальные и горизонтальные края в изображении.

В реальных программах большинство алгоритмов усиления края, используя только ядро 3x3, усиливают более одной полной вертикальной и горизонтальной линии. Ядро большего размера

может быть использовано при увеличении требований к вертикальному и горизонтальному краям.

Иногда необходимо высветить и другие края изображения, не строго вертикальные или горизонтальные. Могут быть важны диагональные края. Избирательное высвечивание краев в различных направлениях используется иногда для того, чтобы компьютер «получил» общее представление об изображении. Метод направленного градиента как раз используется для этой цели. Для высвечивания краев в восьми различных направлениях используются 8 различных ядер свертки. Эти направления называются как стороны света: север, северо-восток, восток, юго-восток, юг, юго-запад, запад, северо-запад. Эти ядра показаны на рис.5.

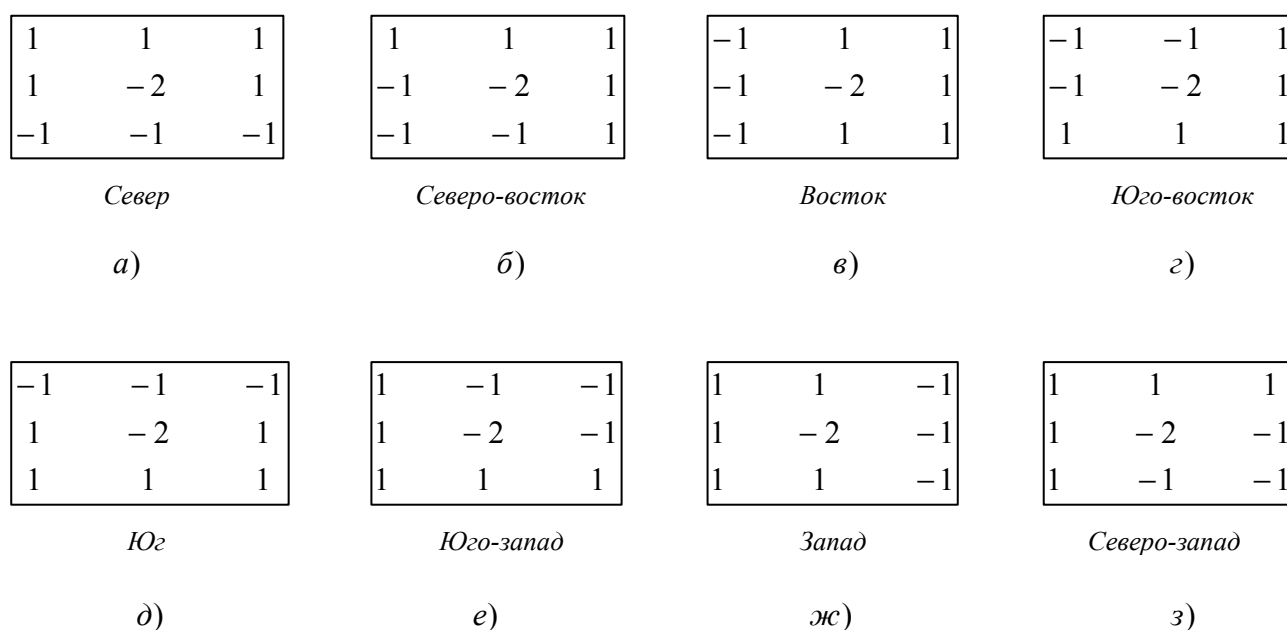


Рис.5. Маски для усиления края методом направленного градиента

Если существует положительный наклон в направлении ядра, в выходном изображении будет помещен ярко раскрашенный элемент

изображения. Интенсивность выходного элемента изображения будет зависеть от наклона изменения яркости. Чем больше наклон, тем ярче элемент. Например, градиент ядра «восток» будет усиливать край, который содержит переход от черного к белому слева направо.

Теперь мы знаем, что если сумма коэффициентов ядра равна нулю, то области постоянной яркости (низкочастотные пространственные компоненты) будут ослаблены, т. е. области постоянной яркости будут на выходе представлены черными элементами изображения.

Существует много специальных ядер свертки для усиления и определения краев изображения. На рис.6 показаны 2 таких ядра, которые называются выравнивающими фильтрами потому, что они напоминают признаки краев, которые они усиливают.

-1	0	1			
-1	0	1			
-1	0	1			
-1	0	1			
-1	0	1			

-1	-1	-1	-1	-1
0	0	0	0	0
1	1	1	1	1

Рис.6. Маски выравнивающих фильтров

Это примеры больших ядер свертки, которые гарантируют более точное определение края за счет уменьшения производительности. Возможны более крупные ядра. Они содержат шаблоны или определения контуров предметов, подвергшихся исследованию в изображении. Если контур соответствует шаблону, края высвечиваются, и все другие части изображения становятся черными.

3. ОЦЕНКА КАЧЕСТВА ОБРАБОТАННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

На данном этапе развития в области цифровой обработке изображений существует огромное множество критериев качества. В общем случае это множество может быть разделено на два больших класса субъективных и объективных оценок, каждый из которых имеет также множество составляющих. Общая структура критериев качества изображений представлена на рис. 7.

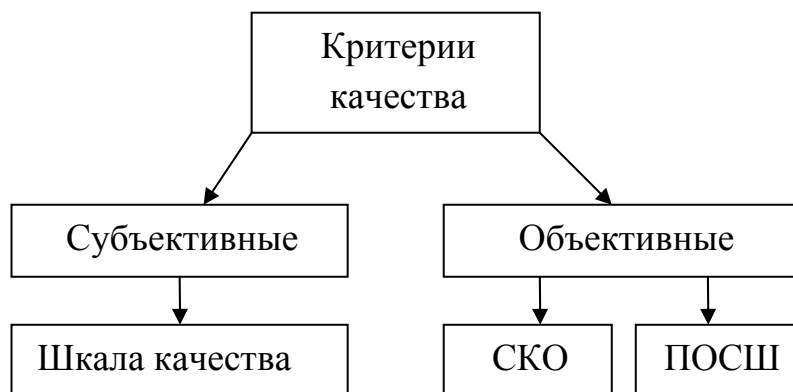


Рис. 7. Критерии качества изображений

3.1. Субъективные критерии качества

Наиболее распространенным и самым надежным способом определения качества изображений является субъективная экспертиза. Обычно опыты проводят со специалистами в области обработки цифровых изображений, от которых следует ожидать более обоснованных оценок качества. Предполагается, что опытные наблюдатели замечают небольшие погрешности изображения, которые неспециалист может проглядеть.

Существуют два вида экспертных оценок: абсолютные и сравнительные. В первом случае наблюдатель должен оценить качество изображения по какой-то заранее определенной шкале. При некоторых методиках процесс оценивания облегчается тем, что наблюдателю предложен набор эталонных изображений. Существуют и другие методики, когда наблюдатель вынужден принимать решение только на основании своего собственного опыта. При сравнительных оценках наблюдатель должен ранжировать набор конкретных изображений, т.е. расставить их в ряд по убыванию качества.

Распространенным видом шкалы оценок является шкала "общего качества", когда изображениям приписывают баллы, которые соответствуют градациям от "неудовлетворительно" до "отлично".

Шкала общего качества (абсолютная шкала)

5. Отлично
4. Хорошо
3. Посредственно
2. Плохо
1. Очень плохо

На практике каждое изображение поступает к наблюдателю, и он выставляет балл той категории, которая, по его мнению, в наибольшей степени соответствует качеству изображения. Вариантом данной шкалы является шкала "места в группе", или относительная шкала, когда наблюдатель оценивает качество изображения, сравнивая его со всеми другими изображениями, входящими в рассматриваемую группу.

Шкала места в группе (относительная шкала)

7. Лучшее в группе
6. Заметно лучше среднего для данной группы
5. Несколько лучше среднего для данной группы
4. Среднее по группе
3. Несколько хуже среднего для данной группы
2. Существенно хуже среднего для данной группы
1. Самое плохое в группе

Еще одной распространенной шкалой оценок является шкала погрешностей, согласно которой наблюдатель должен оценить в баллах степень искажений, изменяющихся от "незаметных" до "крайне нежелательных". Это шкала, составленная Мерцем, Фаулером и Кристофером.

Шкала погрешностей

1. Незаметные
2. Еле заметные
3. Вполне заметные, но слабо ухудшающие изображение
4. Ухудшающие изображение, но допустимые
5. Несколько нежелательные
6. Определенно нежелательные
7. Крайне нежелательные

Результаты экспертных оценок обычно выражают с помощью среднего балла, определяемого как :

$$\overline{C} = \frac{\sum_{k=1}^K n_k C_k}{\sum_{k=1}^K n_k},$$

где n_k - число изображений, отнесенных к k -й категории, а C_k - соответствующий ей балл. Считается, что для получения надежной оценки качества изображения необходимо опросить не менее двадцати наблюдателей. Одной из трудностей, связанных с оценками в баллах, является возможная нелинейность шкалы.

На результаты субъективных экспертных оценок влияют характер рассматриваемых изображений и окружающая обстановка (условия эксперимента). Если наблюдатель видел подобные изображения, то он склонен более строго оценивать погрешности, поскольку имеет сложившееся представление о структуре изображения. С другой стороны, в незнакомом изображении искажения могут оказаться незамеченными, пока наблюдателю не будет на них указано. Ясно, что условия эксперимента должны в максимальной степени соответствовать наблюдениям в реальной обстановке.

3.2. Рекомендации ITU-R BT.500-11 для оценки качества изображений

Для получения достоверных субъективных оценок в результате проведения соответствующих экспертиз международным союзом электросвязи (ITU) был разработан стандарт на формальное

субъективное тестирование качества изображений – рекомендацию ITU-R BT.500-11 «Методика оценки качества телевизионного изображения». Эта рекомендация, впервые опубликованная в 1974 г. (и потом неоднократно обновлявшаяся), описывает ряд процедур для оценки человеком качества изображений.

В рекомендации описано несколько методов субъективного измерения качества изображений. Рассмотрим некоторые из них. Метод измерения с использованием шкалы деградации с двумя стимулами DSIS (Double Stimulus Impairment Scale) заключается в следующем: участники просматривают эталонную сцену, а затем - ту же сцену после ее обработки в тестируемой системе. Каждый участник оценивает деградацию изображения сцены после обработки одним числом по пятибалльной шкале: 1 - очень раздражает; 2 - раздражает; 3 - слегка раздражает; 4 - заметно, но не раздражает; и 5 - незаметно. Баллы выставляются для некоторого количества различных сцен. Иной вариант этого метода заключается в том, участник оценивает качество обеих сцен в паре, не зная при этом, какая из них является эталонной. Затем анализируется разница оценок для каждой пары сцен.

В другой группе методик из рекомендации ITU-R BT.500-11 зрителям предлагается оценить обработанные тестовые сцены, а эталонные им не показывают. В этих методиках, называемых методиками «с одним стимулом» одна и та же тестовая сцена может предъявляться участнику один или несколько раз при этом используется либо описанная выше пятибалльная шкала «степени раздражения», либо 11-балльная цифровая шкала качества. Например, метод непрерывной оценки качества с одним стимулом

SSCQE (Single Stimulus Continuous Quality Evaluation) предусматривает, что зритель непрерывно оценивает одну программу длительностью 10-20 мин, а не серию тестовых сцен. Зрительские рейтинги записываются несколько раз в минуту. Однако рейтинги, основанные на просмотре реальной программы, могут зависеть от оценки участником содержания этой программы, а не только от качества изображения.

Наиболее часто используется метод непрерывной шкалы качества двойного раздражения DSCQS (Double Stimulus Continuous Quality Scale), в котором эксперту демонстрируются пары изображений коротких видеопоследовательностей А и В, одна за другой. Наблюдателю предлагается дать фрагментам А и В «оценку качества», сделав отметку на полосе с пятью областями с надписями от «отлично» до «плохо». В некоторых случаях эксперту показывают пары последовательностей и просят оценить каждую пару. В каждой паре одна является нетронутой «эталонной» видеопоследовательностью, а другая – та же последовательность, но преобразованная тестируемой видеосистемой. При этом выбор последовательностей А и В делается случайным образом.

Порядок двух последовательностей, исходной и обработанной, во время серии тестов совершенно случаен, и зритель-эксперт не знает, где исходное изображение, а где преобразованное некоторой системой. Это позволяет предотвратить предвзятое суждение о преобразованном изображении по сравнению с исходным. В конце серии тестов выставленные оценки приводят к нормализованному виду и конечный результат служит оценкой, которая указывает на относительное качество преобразованной и оригинальной

последовательностей.

Тесты вроде DSCQS принято считать достаточно реалистичными субъективными мерами визуального качества. Однако эти тесты весьма уязвимы при практическом применении. Их результаты сильно отличаются у разных экспертов и в зависимости от предложенных видеопоследовательностей, используемых в этих тестах. Эти различия компенсируются многими повторами и многократной сменой зрителей-экспертов.

Субъективные методы тестирования можно применять для оценки самых различных типов видеоаппаратуры и систем, в том числе видеоманитрофонов, плат ввода изображений, видеокодеков для Web-камер, а также различных других производственных комплексов. Субъективные методы, построенные на основании рекомендаций ITU-R BT.500-11 пригодны как для аналогового, так и для сжатого цифрового видео, в этом их преимущество по сравнению с объективными численными методами оценки качества. Однако, при субъективном тестировании необходимо контролировать много разнообразных параметров, включая отбор и проверку участников, а также обеспечение одинаковых условий просмотра для всех зрителей. Проведение тестов и анализ результатов требуют много времени и затрат. И, что более важно, в разных студиях при оценке одного и того же оборудования могут получиться разные результаты.

3.3. Объективные критерии качества

Сложность и дороговизна субъективных экспертных оценок делают привлекательным автоматическое измерение качества с

помощью определенных правил. Многие разработчики систем цифровой обработки изображений часто опираются на так называемые объективные (алгоритмические) меры качества. Объективные меры качества должны хорошо согласовываться с результатами субъективных оценок для широкого класса изображений, не подразумевая при этом проведение чересчур сложных вычислений. Кроме того, желательно, чтобы эти метрики имели простую аналитическую форму, и их можно было бы применять в качестве критериев оптимальности при выборе параметров системы обработки изображений.

На данный момент наиболее популярной объективной мерой служит пиковое отношение сигнал/шум (ПОСШ), определяемое по следующей формуле:

$$ПОСШ = 20 \log_{10} \frac{255}{\sqrt{СКО}} ,$$

$$СКО = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2 ,$$

где x_i и y_i – значения пикселей исходного и восстановленного изображений соответственно, а СКО - среднеквадратичная ошибка. Высокое значение ПОСШ означает определенную схожесть восстановленного и исходного изображений, но оно не дает гарантию того, что зрителю понравится восстановленный образ. Большим минусом использования ПОСШ в системах цифровой обработки изображений и в частности в цифровых фильтрах является то, что данная величина не имеет абсолютного значения. Бессмысленно

говорить о том, что если ПОСШ равно, например 25дБ, то это хорошо. Величина ПОСШ обычно используется только для сравнения различных алгоритмов обработки или для изучения влияния разных параметров на производительность того или иного алгоритма. Широкое применение СКО и ПОСШ в практических целях обусловлено тем, что подсчет этих характеристик математически прост и не требует больших вычислительных затрат.

Необходимо также отметить и то, что величина ПОСШ не может в полной степени отразить воздействие на изображение различных видов помех, то есть при наличии в изображении разных видов шумов ее значение может оставаться одним и тем же, а качество изображения значительно изменяться. Другими словами можно сказать, что величина ПОСШ плохо согласуется с субъективными критериями качества, например, с рекомендациями ITU-R 500, и не является универсальной. Все это говорит о том, что при построении оптимальных систем цифровой обработки изображений необходимо пользоваться другими метриками качества, которые лучше соответствуют суждениям «живых» зрителей. Вопрос построения таких метрик является открытым на данном этапе развития систем цифровой обработки изображений.

4. УСРЕДНЯЮЩИЕ АЛГОРИТМЫ ФИЛЬТРАЦИИ

Усредняющие фильтры, построенные на принципе локального усреднения, относятся к классу пространственных фильтров и используются с целью подавления импульсных и аддитивных шумов. Результат действия таких фильтров зависит не только от текущего значения некоторой последовательности входного сигнала, но и от других отсчётов, примыкающих к данному. Применительно к обработке изображений это означает, что действие фильтра на некоторый пиксель входного изображения сводится к вычислению среднего значения ряда других пикселей, окружающих обрабатываемый и его самого. Основными характеристиками при работе с усредняющими фильтрами, как и со многими другими, являются не только субъективные критерии оценки качества, основанные на визуальном контроле обработанных изображений, а также и некоторые количественные, такие как СКО, ПОСШ, время, затраченное на выполнение поставленных задач и другие.

4.1. Основные модели шумов

Основные источники шума на цифровом изображении – это сам процесс его получения (оцифровки), а также процесс передачи. Работа сенсоров зависит от различных факторов, таких как внешние условия в процессе видеосъёмки и качество сенсоров. Например, в процессе получения изображения с помощью фотокамеры с ПЗС матрицей, основными факторами, влияющими на величину шума, являются уровень освещенности и температура сенсоров. В процессе

передачи изображения могут искажаться помехами, возникающими в каналах связи. Например, при передаче изображения с использованием беспроводной связи, оно может быть искажено в результате разряда молнии или других возмущений в атмосфере.

Для дальнейшего рассмотрения важными являются параметры, определяющие пространственные характеристики шума, а также вопрос, коррелирует ли шум с изображением. Под частотными характеристиками понимают свойства спектра шума в смысле преобразования Фурье. Например шум, спектр которого является постоянной величиной, называется обычно белым шумом. Далее, мы предполагаем, что шум не зависит от пространственных координат и не коррелирует с самим изображением (т.е. между значениями элементов изображения и значениями шумовой составляющей нет корреляции). Хотя в ряде случаев такие предположения не вполне справедливы (примером чего могут служить изображения, полученные в ситуации с небольшим числом уровней квантования, например, рентгеновские), трудности, возникающие при рассмотрении пространственно-зависимого и коррелированного шума, лежат за пределами нашего обсуждения.

В рамках сделанных предположений, мы будем иметь дело с описанием поведения шума в пространственной области, которое основано на статистических свойствах значений яркости компоненты шума. Эти значения яркости могут рассматриваться как случайные величины, характеризующиеся функцией распределения вероятностей ниже даны примеры функций плотности распределения вероятностей, которые наиболее часто встречаются в приложениях, связанных с обработкой изображений.

4.1.1. Гауссов шум

Математическая простота, характерная для работы с моделями гауссова шума (также называемого нормальным шумом) как в пространственной, так и в частотной области, обусловила широкое распространение этих моделей на практике. На самом деле эта простота оказывается столь привлекательной, что зачастую гауссовы модели используются даже в тех случаях, когда их применение оправдано, в лучшем случае, лишь частично.

Функция плотности распределения вероятностей гауссовой случайной величины z задается следующим выражением

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(z-\mu)^2/2\sigma^2}, \quad (6)$$

где z определяет уровень яркости из всевозможных значений для данного типа изображений (например для восьмибитового изображения $0 \leq z \leq 255$), μ - среднее значение (математическое ожидание) случайной величины z , σ - среднеквадратичное отклонение. Величина равная квадрату среднеквадратичного отклонения называется дисперсией σ^2 и определяет мощность вносимого шума. Таким образом $p(z)$ определяет вероятность того, что значение текущего отсчёта шума будет иметь яркость равную z .

Если случайная величина z описывается выражением (6), то приблизительно 70% её значений сосредоточено в диапазоне $[(\mu - \sigma), (\mu + \sigma)]$ и около 95% в диапазоне $[(\mu - 2\sigma), (\mu + 2\sigma)]$.

4.1.2. Шум Релея

Функция плотности распределения вероятностей для шума Релея имеет вид

$$p(z) = \begin{cases} \frac{2}{b}(z-a)e^{-(z-a)^2/b}, & z \geq a \\ 0, & z < a \end{cases},$$

где a , b - некоторые положительные постоянные ($b \neq 0$), определяющие статистические характеристики распределения данного типа. Математическое ожидание и дисперсия шума определяются по следующим формулам

$$\mu = a + \sqrt{\pi b / 4}$$

и

$$\sigma^2 = \frac{b(4 - \pi)}{4}.$$

4.1.3. Шум Эрланга (гамма шум)

Функция плотности распределения вероятностей случайной величины z , удовлетворяющей распределению Эрланга имеет вид

$$p(z) = \begin{cases} \frac{a^b z^{b-1}}{(b-1)!} e^{-az}, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases}, \quad (7)$$

где a, b - некоторые положительные постоянные (b целое число) определяющие статистические характеристики распределения данного типа. Математическое ожидание и дисперсия шума определяются по следующим формулам

$$\mu = \frac{b}{a}$$

и

$$\sigma^2 = \frac{b}{a^2}$$

максимальное значение вероятности K определяется по формуле

$$K = \frac{a(b-1)^{b-1}}{(b-1)!} e^{-(b-1)}.$$

Часто выражение (7) называют гамма распределением, однако, строго говоря это верно только в том случае, если в знаменателе стоит гамма функция $\Gamma(b)$. Рассматриваемый частный случай правильнее называть распределением Эрланга.

4.1.4. Экспоненциальный шум

Функция плотности распределения вероятностей экспоненциального шума определяется выражением

$$p(z) = \begin{cases} ae^{-az}, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases},$$

где $a > 0$ параметр данного распределения. Математическое ожидание и дисперсия шума определяются по следующим формулам

$$\mu = \frac{1}{a}$$

и

$$\sigma^2 = \frac{1}{a^2}.$$

Заметим, что это распределение является частным случаем распределения Эрланга с $b = 1$.

4.1.5. Белый шум

Белый шум имеет равномерную функцию плотности распределения вероятности, которая определяется по формуле

$$p(z) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & z \in [a, b] \\ 0, & z \notin [a, b] \end{cases}.$$

Математическое ожидание и дисперсия шума определяются по следующим формулам

$$\mu = \frac{a+b}{2}$$

и

$$\sigma^2 = \frac{(b-a)^2}{12}.$$

4.1.6. Импульсный биполярный шум

Функция плотности распределения вероятностей (биполярного) импульсного шума задается выражением

$$p(z) = \begin{cases} P_a, & z = a \\ P_b, & z = b \\ 0, & z \neq a, z \neq b \end{cases}.$$

При $b > a$, P_a определяет вероятность появления светлых импульсов на изображении, а P_b - тёмных. Если хотя бы одно из значений P_a или P_b будет равно нулю, то соответственно импульсный шум будет униполярным (однополярным). Так как данный тип шума представляет собой совокупность выбросов светлых и тёмных импульсов на изображении, его часто называют шумом типа «соль-и - перец». Частным случаем импульсного биполярного шума является шум при котором параметр a соответствует минимальному значению яркости, а b - максимальному (для восьмибитового изображения это означает, что $a = 0$, $b = 255$), это связано с явлением переполнения при цифровой обработке изображений.

4.1.7. Ситуации возникновения шума на изображениях

Рассмотренные распределения в совокупности представляют собой набор средств, которые позволяют моделировать искажения, связанные с широким диапазоном встречающихся на практике шумов. Так, например, гауссов шум возникает на изображении в результате возникновения таких факторов, как шум в электрических цепях, а шум сенсоров – из-за недостатка освещения и / или высокой температуры. Распределение Релея полезно при моделировании шума, который возникает на снимках, снятых с большого расстояния. Экспоненциальное и гамма распределения отвечают шуму на изображениях, получаемых с использованием лазеров. С импульсным шумом мы сталкиваемся в ситуациях, когда в процессе получения изображения имеют место быстрые переходные процессы, такие как неправильная коммутация. Равномерное распределение, пожалуй, в наименьшей степени подходит для описания встречающихся на практике явлений. Однако это распределение весьма полезно как основа для создания различных генераторов случайных чисел, используемых при моделировании.

4.2. Виды усредняющих фильтров

В зависимости от способа нахождения среднего значения входных данных различают арифметические, геометрические, гармонические и контргармонические усредняющие фильтры. Каждый из них обладает своими преимуществами и недостатками, свойственными данному классу цифровых фильтров. Рассмотрим

каждый из них подробнее.

4.2.1. Арифметический

Метод арифметического усреднения заключается в том, что текущему пикселю изображения присваивается усреднённое по всей области примыкания значение яркости. Это может быть выражено следующей формулой:

$$f(x, y) = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N g(i, j),$$

где $f(x, y)$ - текущее значение пикселя выходного изображения, $g(i, j)$ - текущее значение пикселя входного изображения в области примыкания, M и N ширина и высота области примыкания соответственно. Данная операция аналогична операции линейной фильтрации с коэффициентами маски равными $\frac{1}{M \cdot N}$. Исходя из этого, можно считать, что арифметический метод усреднения является частным случаем алгоритма линейной свёртки и может применяться с целью устранения высокочастотных помех и сглаживания изображений. Недостатком данного метода является существенное ухудшение резкости выходного изображения при незначительном увеличении ПОСШ. Достоинством является простота реализации и высокая скорость обработки. Алгоритм арифметического усреднения эффективен лишь при достаточно слабом зашумлении исходного изображения. Результат обработки

тестового изображения «Лена», зашумлённого гауссовым шумом, усредняющим арифметическим фильтром представлен на рис.8.



а) ПОСШ=24,06 дБ



б) ПОСШ=29,00 дБ

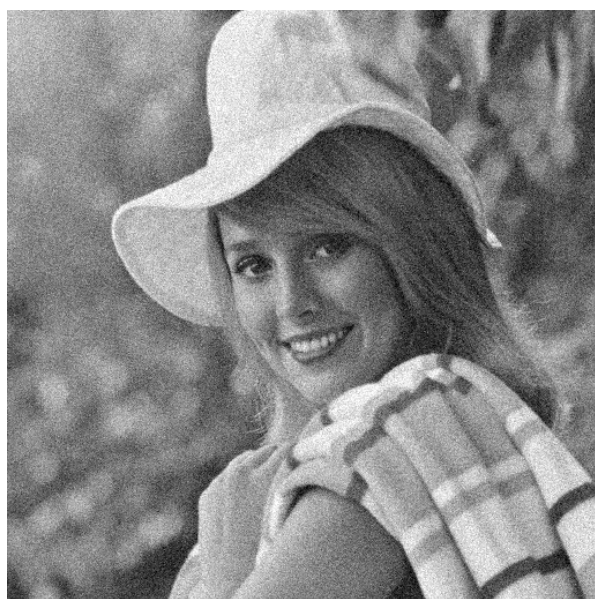
Рис.8. Удаление гауссового шума арифметическим усредняющим фильтром: изображение с внесённым гауссовым шумом ($\sigma=256$) (а); результат обработки (б)

4.2.2. Геометрический

Геометрическое усреднение в отличие от арифметического имеет явно выраженную нелинейную структуру и может быть записано в виде следующей формулы:

$$f(x, y) = \left[\prod_{i=0}^M \prod_{j=0}^N g(i, j) \right]^{\frac{1}{M \cdot N}}.$$

При таком усреднении происходит сглаживание изображения аналогичное арифметическому усреднению, наблюдается незначительное ухудшение резкости, свойственное всем фильтрам из этого класса, однако при использовании геометрического усреднения отдельные объекты входного изображения искажаются в меньшей степени. Таким образом, данный фильтр, также как усредняющий арифметический, может использоваться для подавления высокочастотного аддитивного шума, имея при этом лучшие статистические характеристики. Результат обработки тестового изображения «Элейн», зашумлённого гауссовым шумом, усредняющим геометрическим фильтром представлен на рис.9.



а) ПОСШ=24,05 дБ



б) ПОСШ=29,85 дБ

Рис.9. Удаление гауссового шума геометрическим усредняющим фильтром: изображение с внесённым гауссовым шумом ($\sigma=256$) (а); результат обработки (б)

4.2.3. Гармонический

Операция гармонического усреднения основывается на следующем выражении:

$$f(x, y) = \frac{M \cdot N}{\sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N \frac{1}{g(i, j)}}.$$

Благодаря такой структуре усредняющий гармонический фильтр хорошо работает с импульсными шумами типа «соль» и не работает с шумами типа «перец». Результат обработки тестового изображения «Барбара», зашумлённого униполярным импульсным шумом типа «соль», усредняющим геометрическим фильтром представлен на рис.10.



а) ПОСШ=9,99 дБ



б) ПОСШ=19,98 дБ

Рис.10. Удаление униполярного импульсного шума типа «соль»
гармоническим усредняющим фильтром:

изображение с внесённым импульсным шумом ($P_a=0,3$) (а);

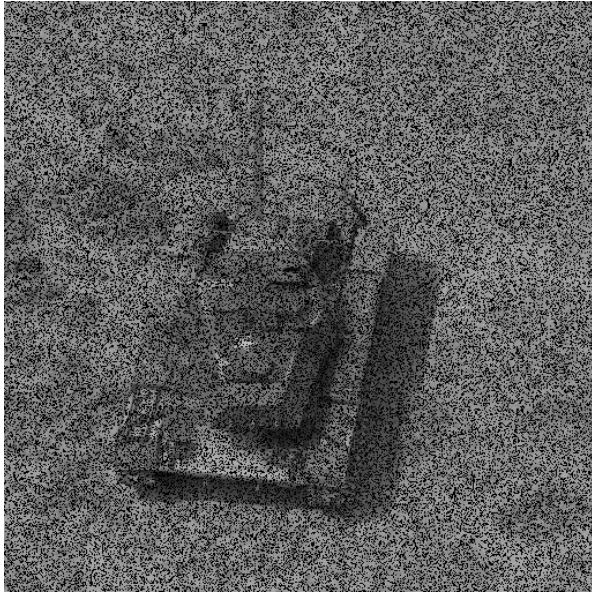
результат обработки (б)

4.2.4 Контргармонический

Контргармонический фильтр представляет собой сложную обобщённую структуру усредняющих фильтров, включающую в себя арифметический и гармонический методы усреднения одновременно. Действие такого фильтра на каждый пиксель входного изображения сводится к вычислению выражения

$$f(x, y) = \frac{\sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N g(i, j)^{Q+1}}{\sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N g(i, j)^Q}, \quad (8)$$

где Q - порядок фильтра. Контргармонический фильтр идеально подходит для уменьшения или полного устранения импульсных шумов типа «соль-и-перец», причём при положительных значениях Q подавляются шумы «перец», а при отрицательных – «соль». Таким образом, удаление биполярного импульсного шума невозможно. Как видно из выражения (8) при $Q = 0$ контргармонический усредняющий фильтр превращается в арифметический, а при $Q = -1$ в гармонический, поэтому данный фильтр можно считать некоторым обобщённым фильтром из класса усредняющих. Результат обработки тестового изображения «Танк 1», зашумлённого импульсным шумом типа «перец», контргармоническим фильтром представлен на рис.11.



а) ПОСШ=10,77 дБ



б) ПОСШ=30,05 дБ

Рис.11. Удаление униполярного импульсного шума типа «перец»

контргармоническим усредняющим фильтром:

изображение с внесённым импульсным шумом ($P_b=0,3$) (а);

результат обработки при $Q = 5$ (б)

ВОПРОСЫ ДЛЯ САМОКОНТРОЛЯ

1. Что такое двумерный дискретный сигнал?
2. Что такое двумерный дискретный сигнал конечной длины?
3. Какие основные операции над двумерными сигналами вы знаете?
4. Что такое линейные двумерные системы инвариантные к сдвигу?
5. Какое условие должно реализоваться, чтобы линейная двумерная система инвариантная к сдвигу была устойчивой?
6. Запишите выражение для двумерной линейной свертки, какие системы оно описывает?
7. Поясните вычисление двумерной дискретной свертки на примере двумерного дискретного сигнала конечной длины.
8. Какие существуют основные виды линейной обработки?
9. Какие виды шумов наиболее эффективно обрабатываются линейными фильтрами? Почему?
10. Как линейные фильтры действуют на контуры изображения?
11. В чем состоит различие объективных и субъективных методов оценки качества восстановленных изображений?
12. Какие модели шумов вы знаете?
13. Какие шумы наиболее эффективно подавляются усредняющими фильтрами? Почему?
14. Как влияет размер маски усредняющих фильтров на результаты обработки?

СПИСОК РЕКОМЕНДУЕМОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ярославский Л.П. Введение в цифровую обработку изображений. - М.: Советское радио, 1979.
2. Антонью А. Цифровые фильтры: анализ и проектирование: - М.: Радио и связь, 1983.
3. Каппелини В., Константи́нидис А. Дж., Эмилиани П. Цифровые фильтры и их применение. - М.: Энергоатомиздат, 1983.
4. Гольденберг Л.М., Матюшкин Б.Д., Поляк М.Н. Цифровая обработка сигналов. - М.: Радио и связь, 1990.
5. Витязев В.В. Цифровая частотная селекция сигналов. - М.: Радио и связь, 1993.
6. Даджион Д., Мерсеро Р. Цифровая обработка многомерных сигналов. - М.: Мир, 1988.
7. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. - М.: Мир, 1982.
8. Павлидис Т. Алгоритмы машинной графики и обработки изображений. Пер. с англ. – М.: Радио и связь, 1986.
9. Реконструкция изображений / Под редакцией Г.Старка. - М.: Мир 1992.
10. Цифровая обработка телевизионных и компьютерных изображений. Под ред. Ю. Б. Зубарева и В. П. Дворковича – М.: 1997.
11. Шлихт Г. Ю. Цифровая обработка цветных изображений. – М.: Эком, 1997.
12. Приоров А.Л. Двумерные цифровые сигналы и системы: Учеб. пособие / Яросл. гос. университет. – Ярославль, 2000.

13. Приоров А.Л., Ганин А.Н., Хрящев В.В. Цифровая обработка изображений: Учеб. пособие. – Ярославль, 2001.
14. Карлин А.К., Короткин А.А., Стрелков Н.А. Клеточная нейронная сеть в задаче фильтрации двумерного сигнала // Моделирование и анализ информационных систем. Т.7, №2. 2000. ЯрГУ, Ярославль, С. 38-43.
15. Красильников Н.Н. Цифровая обработка изображений. – М.: Вузовская книга, 2001.
16. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005.
17. Pitas I. and Venetsanopoulos A. Nonlinear Digital Filters: Principles and Applications. – Boston, MA: Kluwer, 1990.
18. Russ J. The image processing handbook. – CRC, 1995.
19. Recommendation ITU-R BT.500-11, Methodology for the subjective assessment of the quality of television pictures. ITU-T. 2002.
20. S. Mitra and G. Sicuranza. Nonlinear Image Processing. Academic Press, 2000.
21. Aubert G., Kornprobst P. Mathematical Problems in Image Processing: Partial Differential Equations and the Calculus of Variations. – Springer Verlag, 2002.
22. Wang Z., Bovik A. Modern Image Quality Assessment. Synthesis Lectures on Image, Video & Multimedia Processing. Morgan & Claypool, 2006.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
1. Двумерные сигналы и системы	4
2. Линейные фильтры для обработки изображений	15
3. Оценка качества обработанных изображений.....	25
4. Усредняющие алгоритмы фильтрации	34

Учебное издание

Приоров Андрей Леонидович,
Хрящев Владимир Вячеславович

ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ ЛИНЕЙНЫМИ И УСРЕДНЯЮЩИМИ ФИЛЬТРАМИ

Методические указания

Редактор, корректор Л.Н. Селиванова
Компьютерный набор, верстка Ю.А. Лукашевича

Лицензия ЛР № 020319 от 30.12.96.

Подписано в печать 24.12.01. Формат 60х84/16. Бумага тип.

Печать офсетная. Усл. печ. л. 12,7. Уч.-изд. л. 10,0.

Тираж 50 экз. Заказ

Оригинал-макет подготовлен в редакционно-издательском отделе
ЯрГУ.

Ярославль, ул. Советская, 14.

Отпечатано на ризографе.

ООО “РИО Гранд”.

Ярославль, ул. Свердлова, 18.

Тел. (0852) 30-75-98, 72-95-78.