

Компьютерная обработка изображений

**Лекция 5: Характерные дефекты изображений. Показатели качества.
Свертка в пространственной и частотной областях.**

Сафонов И.В., Крыжановский К.А., Егорова М.А.

2011

1

Характерные дефекты изображений

- Шум
- Артефакты компрессии
- Муар
- Нечеткость/размытость
- Низкий контраст
- Искажения цветов
- Неравномерный фон

2

Классификация шумов

Существует множество вариантов классификации шумов в зависимости от области применения. В цифровой обработке изображений обычно речь идет о высокочастотных шумах и выделяют:

- аддитивный шум (*additive noise*):

$$I'(r,c) = I(r,c) + N(p1, ..., pn), \text{ где } N(p1, ..., pn) - \text{ модель шума, зависящая от параметров } p1, ..., pn$$

- мультипликативный шум (*multiplicative noise, speckle*):

$$I'(r,c) = I(r,c) + I(r,c) \times N(p1, ..., pn)$$

- импульсный шум (*impulsive, 'salt & pepper'*):

$$I'(r,c) = (1-p)I(r,c) + pN(r,c), \text{ где } p = \{0, 1\}$$

часть пикселей принимает крайние значения из диапазона интенсивности

Если значение шумовой составляющей пиксела зависит от значений шумовых составляющих окрестных пикселей, то такой шум является коррелированным, в противном случае декоррелированным.

Если спектральные составляющие декоррелированного шума распределены равномерно и, соответственно автокорреляционная функция является дельта функцией, то такой шум называют белым, в противном случае – цветным.

3

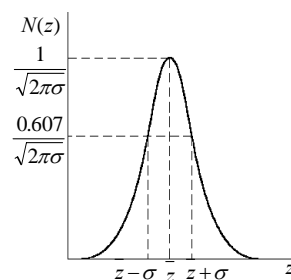
Аддитивный белый Гауссов шум

Одной из наиболее популярных моделей шума является аддитивный белый Гауссов шум (*Additive White Gaussian Noise, AWGN*)

Функция плотности распределения вероятностей для нормального распределения:

$$N(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(z-\bar{z})^2}{2\sigma^2}}$$

$$\text{В AWGN } \bar{z} = 0$$



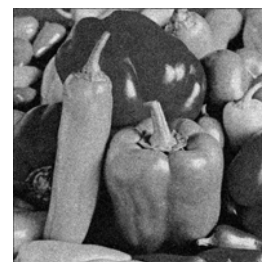
Исходное изображение



AWGN $\sigma = 10$



AWGN $\sigma = 25$



4

Мультипликативный белый Гауссов шум

Также иногда используют модель мультипликативного белого Гауссова шума (*Multiplicative White Gaussian Noise, MWGN*).

$$\text{В MWGN} \quad \bar{z} = 1 \quad \sigma^2 = \frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + \bar{z}}$$

Исходное изображение



MWGN $\sigma_k = 10$



MWGN $\sigma_k = 25$



5

Импульсный шум

Импульсный шум – это выпадение части пикселей в крайние значения диапазона. Строго говоря, импульсный шум может рассматриваться как частный случай аддитивного шума. Но обычно его выделяют в отдельный тип, так как помеха такого типа имеет важное значение.

Вероятность:

$$P(z) = \begin{cases} P_a, & z = a \\ P_b, & z = b \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

Плотность распределения вероятностей:

$$p(z) = P_a \delta(z - a) + P_b \delta(z - b) \quad \delta(\cdot) - \text{дельта функция}$$

Значение каждого пиксела изображения с вероятностью $P_s = P_a + P_b$ заменяется на случайное значение шума a или b

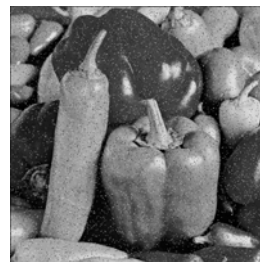
Исходное изображение



$P_s = 0.01$



$P_s = 0.05$



6

Модели шума

Однородный (равномерный) шум: $p(z) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a \leq z \leq b \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$

$$\mu = \frac{a+b}{2} \quad \sigma^2 = \frac{(b-a)^2}{12}$$

Шум Релея (Rayleigh):

$$p(z) = \begin{cases} \frac{2}{b} (z-a) e^{-(z-a)^2/b}, & z \geq a \\ 0, & z < a \end{cases} \quad \mu = a + \sqrt{\pi b/4} \quad \sigma^2 = \frac{b(4-\pi)}{4}$$

Шум Эрланга (Erlang) / гамма шум: $p(z) = \begin{cases} \frac{a^b z^{b-1}}{(b-1)!} e^{-az}, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases}$

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

Экспоненциальный шум:

$$p(z) = \begin{cases} a e^{-az}, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases} \quad \mu = \frac{1}{a} \quad \sigma^2 = \frac{1}{a^2}$$

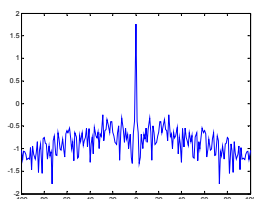
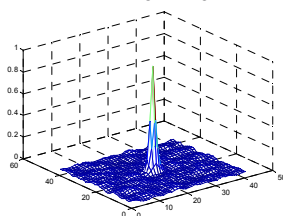


7

Шумы цифровых фотокамер

Шумы современных цифровых камер, как правило, имеют модель более сложную, чем модели рассмотренные ранее.

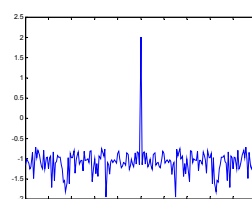
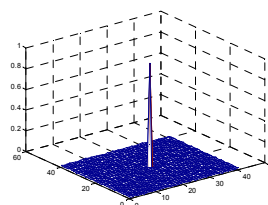
Изображение, снятое камерой
Nikon D70



Шум является пространственно коррелированным, т.к. автокорреляционная функция отличается от дельта функции

Шум не является белым, т.к. спектральные составляющие не распределены равномерно

AWGN

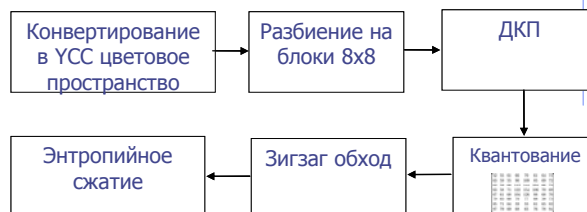


8

Артефакты компрессии

В настоящее время используется много способов сжатия изображений с потерей информации. Все эти способы приводят к возникновению различных артефактов - дефектов. Самым распространенным способом является JPEG.

Схема JPEG сжатия с потерями



Блочные артефакты



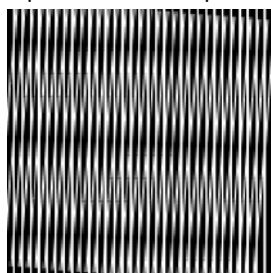
Звон (*ringing*) или эффект Гиббса

9

Муар

В цифровых изображениях всегда присутствует эффект наложения спектров, который при определенных условиях принимает характер муара (*moire pattern*) – паразитной текстуры или регулярной помехи на изображении.

Возникновение муара иллюстрируют изображением двух наложенных друг на друга решеток, одной вертикальной, а другой повернутой на небольшой угол. Эффект муара виден в виде плоской интерференционной волны в вертикальном направлении.



Муар может возникать, например, при сканировании растрованных при печати изображений.



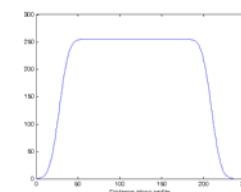
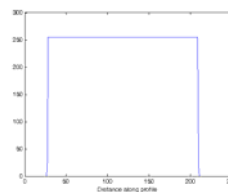
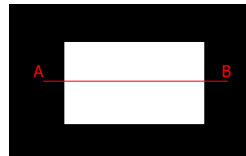
10

Нечёткость/размытость

Нечёткость/размытость (*blurring*) изображения может возникать по ряду причин, например в следствие расфокусировки оптической системы аппаратуры регистрации изображений или в результате дрожания камеры (*shaking*)



Пример нечёткого изображения



Профили яркости вдоль отрезка АВ

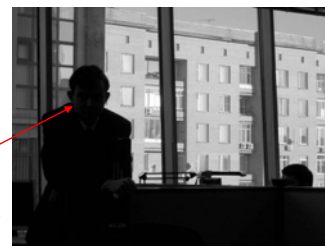
11

Низкий контраст

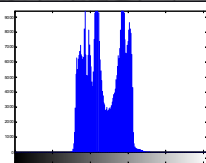
Контраст - отношение яркостей самой светлой и самой тёмной частей изображения. При низком контрасте детали изображения слабо различимы.



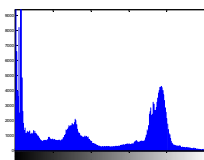
Глобально
низкий контраст



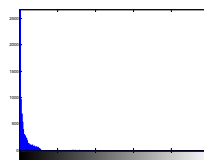
Локально
низкий контраст
на фото человека



"Узкая" гистограмма,
не используется весь
динамический диапазон



Глобальная гистограмма
использует весь
динамический диапазон



Но локальная гистограмма
в области лица человека
"узкая"

12

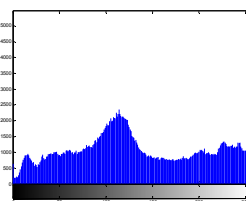
Искажения цветов

При регистрации цветных изображений могут возникать цветовые искажения (*color cast*, *color misbalance*) по причине ошибочной работы алгоритма баланса белого (*white balance*)



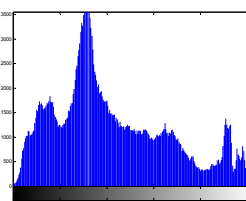
Yellow cast — слишком много жёлтого (или, что эквивалентно, мало синего) цвета

Гистограмма
красного
цвета



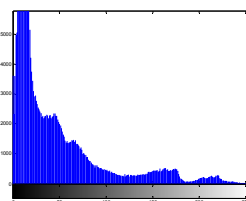
R

Гистограмма
зеленого
цвета



G

Гистограмма
синего
цвета

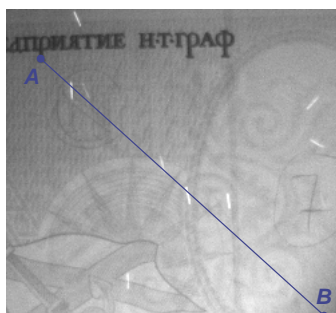


B

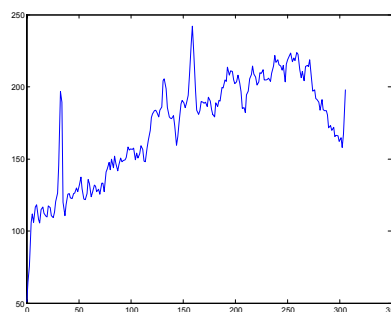
13

Неравномерный фон

Неравномерный фон (низкочастотный тренд/помеха) может мешать выделению на изображении объектов интереса с помощью алгоритмов сегментации.



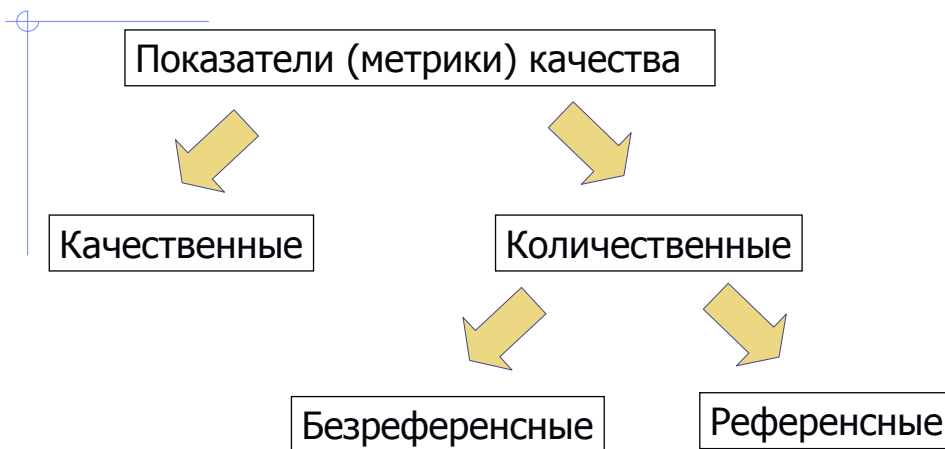
На данном изображении образца ценной бумаги в лучах ультрафиолета неравномерный фон мешает выделять светящиеся нити.



Профиль яркости вдоль отрезка AB

14

Показатели качества изображений



Качественные оценки называют также субъективными, а количественные – объективными. Стремятся, чтобы количественные показатели качества согласовывались с субъективными оценками. Количественные оценки удобнее использовать при разработке алгоритмов.

Безреференсные (*no-reference*) показатели качества называют также “слепыми” (*blind*) или “оценками в слепую”.

15

Референсные показатели

Дисперсия (*MSE - Mean Square Error*) для двух полутоновых изображений I и I_N размера $M \times N$

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{r=0}^{M-1} \sum_{c=0}^{N-1} |I(r, c) - I_N(r, c)|^2$$

Отношение сигнал/шум (*SNR - Signal to Noise Ratio*):

$$SNR = \frac{\mu_{Sig}}{MSE} \quad SNR = 10 \log_{10} \frac{\sum_{r=0}^M \sum_{c=0}^N I(r, c)^2}{\sum_{r=0}^M \sum_{c=0}^N |I(r, c) - I_N(r, c)|^2} \quad (\text{dB})$$

Пиковое отношение сигнал/шум (*PSNR - Peak Signal-to-Noise Ratio*):

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right) = 20 \log_{10} \left(\frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (\text{dB})$$

где MAX_I – максимально возможное значение пиксела, например для 8 bpp $MAX_I = 255$.

16

PSNR

Несмотря на кажущуюся логичность, референсные критерии следует использовать с большой осторожностью. В частности нельзя на основе PSNR сравнивать друг с другом разные изображения. Не рекомендуется сравнивать изображения с различными типами помех. Например, три искаженных изображения ниже имеют одинаковый PSNR, но субъективная оценка их качества сильно различается.

PSNR = 28 dB

Шум AWGN $\sigma = 10$



Артефакты сжатия



Пониженный контраст



17

Свертка в пространственной области

Операция свертки (*convolution*) в пространственной области (*spatial domain*) выполняется для всех пикселей изображения I рекурсивно:

$$I'(r,c) = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^L I(r+i-\frac{K+1}{2}, c+j-\frac{L+1}{2}) \times H(i,j)$$

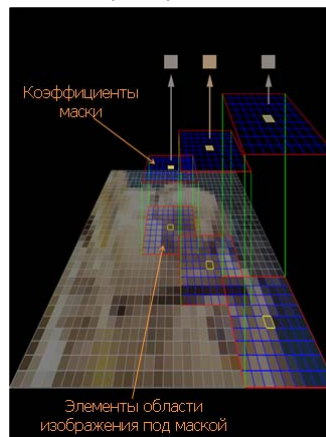
$H(i,j)$ называют ядром свертки (*convolution kernel*), коэффициентами фильтра или маской.

Размер ядра $K \times L$.

$$I = \begin{bmatrix} 5 & 7 & 8 & 1 & 3 \\ 3 & 2 & 4 & 1 & 3 \\ 6 & 4 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & 1 & 2 & 2 \end{bmatrix} \quad I' = \begin{bmatrix} 5 & 7 & 8 & 1 & 3 \\ 3 & 2 & 4 & 1 & 3 \\ 6 & 4 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & 1 & 2 & 2 \end{bmatrix} \quad I' = \begin{bmatrix} 5 & 7 & 8 & 1 & 3 \\ 3 & 2 & 4 & 1 & 3 \\ 6 & 4 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & 1 & 2 & 2 \end{bmatrix}$$

$$H = \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad I' = \begin{bmatrix} ? & ? & ? & ? & ? \\ ? & 4 & 3 & 2 & ? \\ ? & 3 & 2 & 1 & ? \\ ? & ? & ? & ? & ? \end{bmatrix}$$

Ядро «накладывается» на изображение. Соответствующие элементы изображения и ядра перемножаются. Результаты произведений суммируются. Сумма записывается в новое изображение на место центрального элемента ядра.



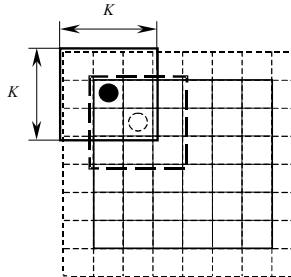
18

Обработка граничных строк и столбцов

Некоторая неопределенность существует с пикселями $K/2$ с каждой стороны граничных строк и столбцов, где K – размер ядра свертки.

Используют один из следующих подходов:

- фильтрацию не выполняют для $K/2$ с каждой стороны граничных строк и столбцов, и результирующее изображение получается на $K-1$ строк и столбцов меньше
- фильтрацию не выполняют для $K/2$ с каждой стороны граничных строк и столбцов, в результирующее изображение копируют значения этих строк и столбцов без изменений, результирующее изображение имеет тот же размер, что и исходное;
- до фильтрации дополняют исходное изображение с каждой стороны $K/2$ строками и столбцами, при этом пиксели дополнительных строк и столбцов получают:
 - с помощью заполнения константным значением, как правило, нулем;
 - повторением крайних строк и столбцов;
 - симметричным отражением строк и столбцов от границ изображения.
 - с помощью заполнения значениями, которые не изменяют производную на границе изображения.



19

Пример свертки в пространственной обл.

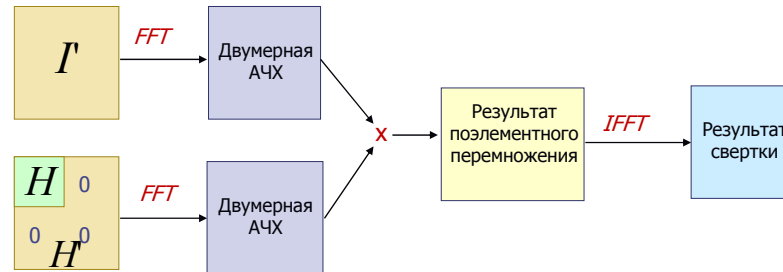
Пример свертки в пространственной области для полутонового изображения 8 bpp. Для граничных строк и столбцов значения просто копируются.

```
void Convolution2D(const unsigned char* pSrc, unsigned char* pRes, int iWidth,
    int iHeight, const int* pKernel, int iKernelSize ){
    int iHalf = iKernelSize / 2;
    memcpy( pRes, pSrc, sizeof(*pRes) * iWidth * iHeight );
    // копирование изображения (для полос по краям изображения)
    for ( int y = iHalf; y < iHeight - iHalf; ++y ) { // свертка
        for( int x = iHalf; x < iWidth - iHalf; ++x ){
            const int* pk = pKernel;
            const unsigned char* ps = &pSrc[(y - iHalf) * iWidth + x - iHalf];
            int iSum = 0;
            for ( int v = 0; v < iKernelSize; ++v ){
                for ( int u = 0; u < iKernelSize; ++u )
                    iSum += ps[u] * pk[u];

                pk += iKernelSize; // Переход к следующей строкам
                ps += iWidth;
            }
            if ( iSum > 255 ) iSum = 255; // Контроль выхода из диапазона 8 bpp
            else
                if ( iSum < 0 ) iSum = 0;
            pRes[y * iWidth + x] = (unsigned char)iSum;
        }
    }
}
```

20

Свертка в частотной области



$$I \otimes H = IFFT(FFT(I') \times FFT(H'))$$

I – исходное изображение

I' – изображение дополненное нулями до размера кратного степени двух

H – ядро свертки H' – ядро свертки, дополненное нулями до размера изображения I'

21

Свойства свертки

Свертка является линейным оператором, так как для неё выполняется принцип суперпозиции:

$$H \otimes (aI_1 + bI_2) = a(H \otimes I_1) + b(H \otimes I_2)$$

Т.е. сложный сигнал может быть разложен на более простые составляющие и к ним применен линейный оператор, результирующий отклик образуется из откликов составляющих.

Коммутативность: $I \otimes H = H \otimes I$

Ассоциативность: $I \otimes (H \otimes M) = (I \otimes H) \otimes M$

Дистрибутивность: $I \otimes (H + M) = I \otimes H + I \otimes M$

22

Сепарабельные фильтры

Некоторые линейные двумерные фильтры являются разделимыми (сепарабельными), т.е. двумерную фильтрацию можно заменить на две одномерные фильтрации по строкам, затем по столбцам. Например, сепарабельным является двумерный фильтр Гаусса.

$$I_2 = G \otimes I_1 = \sum_h \sum_k G(h, k) I_1(i - h, j - k) = \sum_h \sum_k e^{\frac{-h^2 - k^2}{2\sigma^2}} I_1(i - h, j - k) =$$

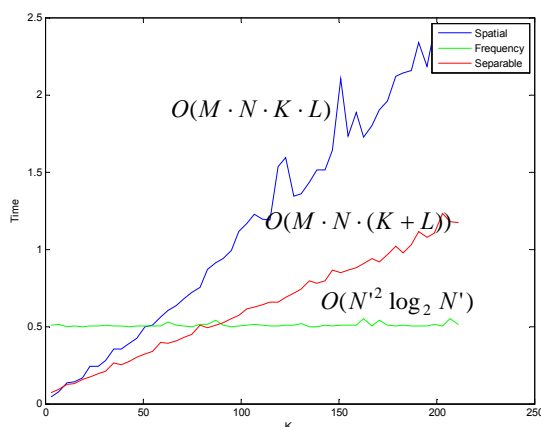
$$= \sum_h e^{\frac{-h^2}{2\sigma^2}} \sum_k e^{\frac{-k^2}{2\sigma^2}} I_1(i - h, j - k)$$

Часто для других фильтров сепарабельность не доказана строго математически, но использование аналогичной обработки по строкам, затем по столбцам позволяет получить близкие к двумерному фильтру качественный и количественные результаты при уменьшении времени обработки.

23

Эффективность различных способов свертки

В зависимости от размера ядра свертки для каждой конкретной компьютерной архитектуры эффективнее использовать тот или иной способ свертки. Для достаточно больших размеров ядер предпочтительнее использовать свертку в частотной области.



Для каждой конкретной компьютерной архитектуры и реализации различных способов свертки, соотношение скорости работы в зависимости от размера ядра могут различаться, но общий характер зависимостей остается похожим. На графиках приведено время свертки для Matlab for Windows и PC. Колебания на графиках объясняются, в первую очередь, переключением процессов.

24