Пространственная обработка изображений

Лекция 4

Обработка изображений

В пространственной области

В частотной области

Это классика, построенная на линейной алгебре, математическом анализе и цифровой обработке сигналов.

Работа с фильтрами, градиентами, морфологией позволяет развить интуитивное понимание того, как устроена визуальная информация.

Критически важный базис

Многие современные методы (даже глубокое обучение) используют концепции и результаты пространственной обработки как «сырые» признаки или часть предобработки.

Без понимания, как работают фильтры, пирамиды или детекторы краев, невозможно глубоко понять, что именно «видит» и на чем учится сверточная нейронная сеть.

Инструмент для дополнения Deep Learning

Не все задачи решаются «в лоб» нейросетями.

Часто гибридные подходы, где пространственная обработка используется для

- предобработки,
- постобработки,
- выделения областей интереса,

оказываются более эффективными, робастными и требующими меньше данных для обучения.

Пространственная обработка

- Яркостные преобразования
  - Оперируют отдельными пикселями
  - Управляют контрастом и «цветностью»
- Пространственная фильтрация
  - Оперирует окрестностью точки
  - Управляет резкостью

Почему это всё - пространственная обработка?

Операция	Что изменяет	Математическая основа
Нормализация	Значения пикселей	Линейные преобразования
Другие яркостные преобразования	Значения пикселей	Линейные и нелинейные преобразования
Аугментация	Геометрию/ интенсивность	Аффинные преобразования, фильтрация
Классические фильтры	Локальные паттерны	Свертка, морфология

Все эти операции можно описать как преобразования над матрицей изображения

Связь классического и современного CV

В конвейере глубокого обучения:

Raw Image
↓
[ПРОСТРАНСТВЕННАЯ ОБРАБОТКА] ← Аугментация + Нормализация
↓
Neural Network Feature Extraction
↓
Task-specific Head

```
# Классическая Z-нормализация
normalized = (image - mean) / std

# Batch Norm в нейросетях (тот же принцип!)
batch_norm = (x - running_mean) / running_std
```

Связь классического и современного CV

Размытие/шум → Регуляризация:

Классика: Гауссов фильтр для подавления шума

Deep Learning: Добавление шума - метод регуляризации

Математическое описание

$$g(x, y) = T[f(x, y)]$$

Где T - это:

Для нормализации: линейное преобразование

Для аугментации: аффинное/нелинейное преобразование

Для классической обработки: оператор свертки/морфологии

Процессы пространственной обработки

$$g(x, y) = T[f(x, y)]$$

- Одно изображение или набор изображений

- Окрестности разной формы и разного размера

Арифметические операции

$$g(x, y) = Op\,(f_1(x, y), f_2(x, y))$$

```
for all pixel positions x,y:
    out[x,y] = func(image1[x,y], image2[x,y])
```

Addition / Blending

$$g(x, y) = f_1(x, y) + f_2(x, y)$$

+

=

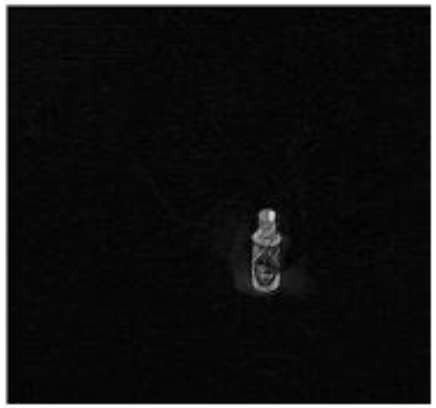
$$g(x, y) = \alpha f_1(x, y) + \beta f_2(x, y)$$

Subtraction

$$g(x, y)= f_1(x, y)- f_2(x, y)$$

-

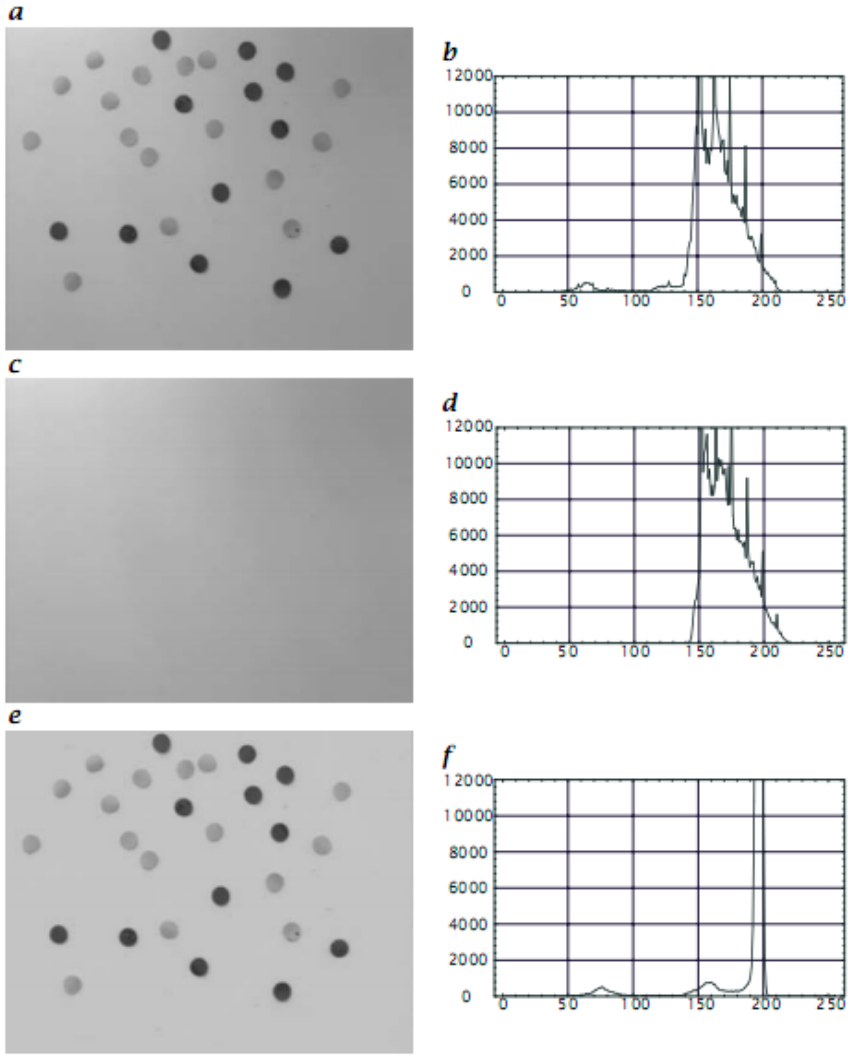
=



$$g(x, y)= |f_1(x, y)- f_2(x, y)|$$

Коррекция неоднородной освещенности делением изображения на опорное

$$G' = c \cdot G / R$$



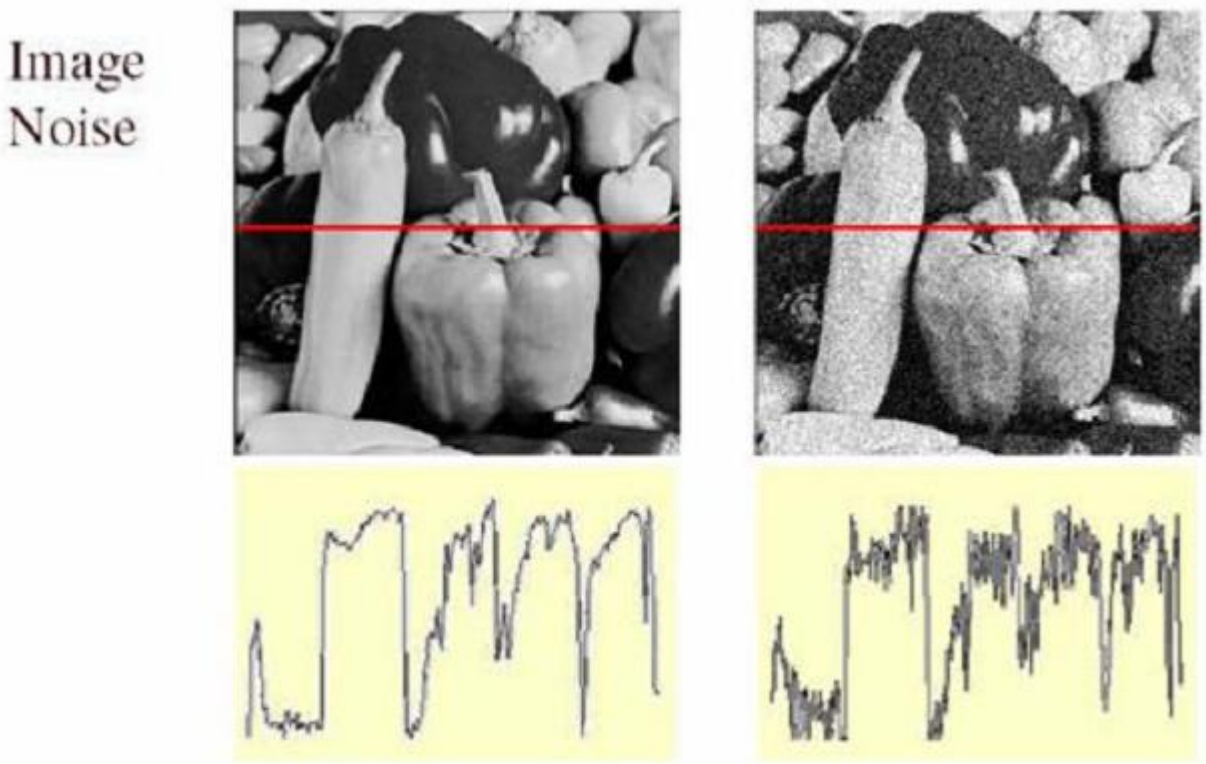
Виды шума

Гауссов

Импульсный (соль.перец)

смешанный

Гауссов шум



$$f(x,y) = \overbrace{\hat{f}(x,y)}^{\text{Ideal Image}} + \overbrace{\eta(x,y)}^{\text{Noise process}}$$

Gaussian i.i.d. ("white") noise:
$\eta(x,y) \sim \mathcal{N}(\mu,\sigma)$

Шум некоррелирован и имеет нулевое среднее

Source: M. Hebert

Усреднение кадров

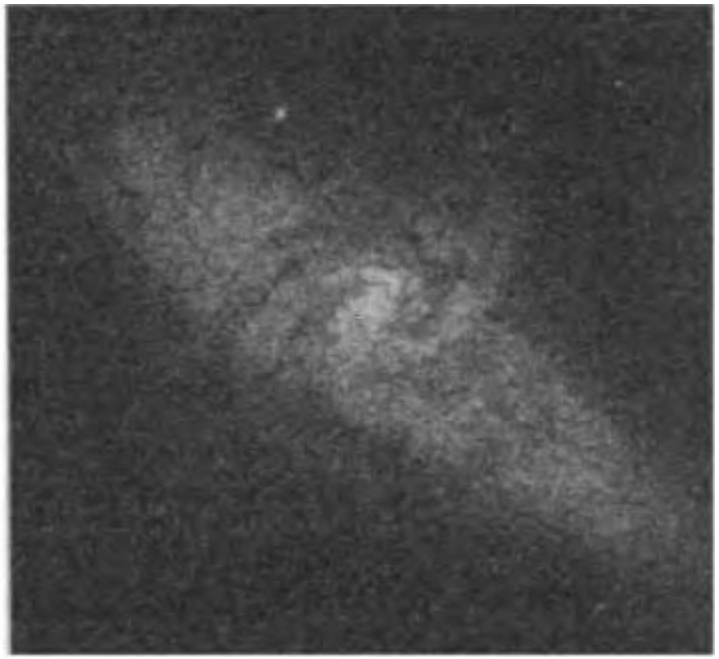
10 зашумленных изображений

Усреднение по 10 изображениям

$$I(i,j) = g_r(i,j) + Err(i,j);$$

$$\bar{I}(i,j) = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} I_k(i,j);$$

Исходное и шум



Результаты усреднения

K=8

K=16

K=64

K=128

Схема пространственной фильтрации

Фильтр задается матрицей

•фильтр

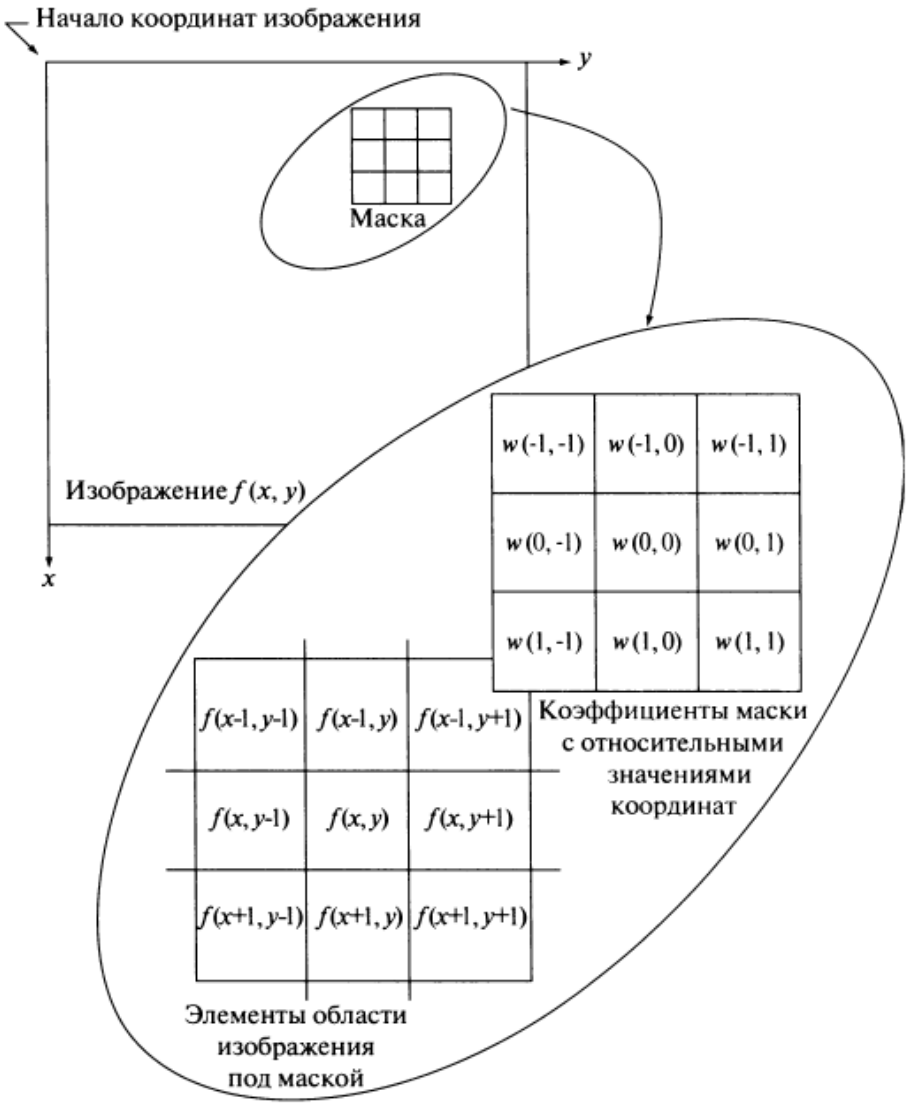
•маска

•ядро

•шаблон

•окно

•оператор



- Размер окрестности
- Положение пикселя относительно окна
- Симметрия

Решение проблемы краевых пикселей

- Экстраполяция значений краевых пикселей
- Зеркальное отражение исходного изображения относительно каждого края, и центральное по углам
- Тесселяция исходного изображения /Использование цикличности/
- Игнорирование /Меньшее изображение/
- Использование части маски
- Добавление пограничных областей

Фильтрация

$$g(x,y)=\sum_{s=-a}^{a}\sum_{t=-b}^{b}w(s,t)f(x+s,y+t)$$

корреляция

$$g(x,y)=\sum_{s=-a}^{a}\sum_{t=-b}^{b}w(s,t)f(x-s,y-t)$$

свертка

Свертка маски с изображением

Основные свойства

- Линейность:
  $filter(f_1 + f_2) = filter(f_1) + filter(f_2)$

- Инвариантность к сдвигу — не зависит от сдвига пиксела: filter(shift(f)) = shift(filter(f))

- Любой линейный оператор, инвариантный к сдвигу, может быть записан в виде свертки

Свойства

- Коммутативность: a * b = b * a
  - Нет никакой разницы между изображением и ядром фильтра
- Ассоциативность: a * (b * c) = (a * b) * c
  - Последовательное применение фильтров: (((a * b1) * b2) * b3) эквивалентно применению такого фильтра: a * (b1 * b2 * b3)
- Дистрибутивность по сложению:
  a * (b + c) = (a * b) + (a * c)
- Домножение на скаляр можно вынести за скобки:
  ka * b = a * kb = k (a * b)
- Единица: e = […, 0, 0, 1, 0, 0, …], a * e = a

Простейшие фильтры

Original

0	0	0
0	0	1
0	0	0

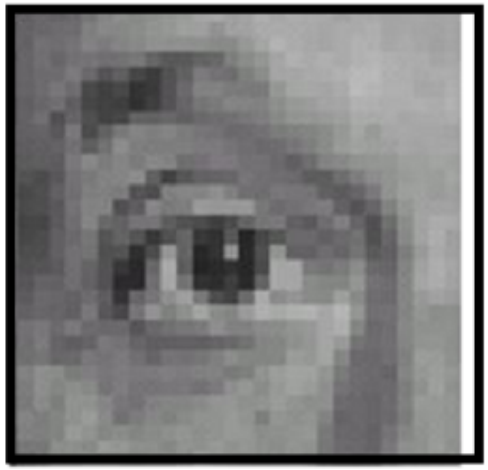
?

Source: D. Lowe

Простейшие фильтры

Original

0	0	0
0	0	1
0	0	0



Shifted left
By 1 pixel

Source: D. Lowe

Простейшие фильтры

Original

$$\frac{1}{9}\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

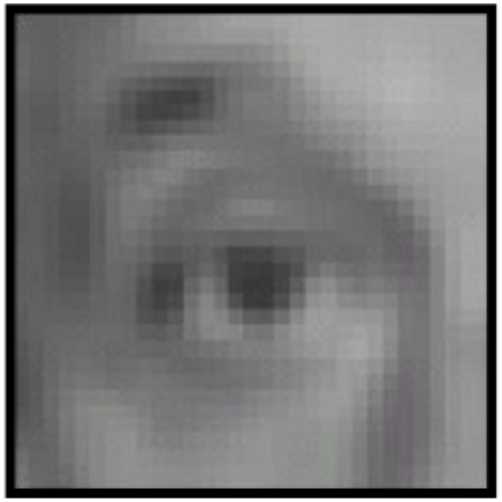
?

Source: D. Lowe

Простейшие фильтры

Original

$$\frac{1}{9}\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$



Blur (with a box filter)

Source: D. Lowe

Сглаживающие пространственные фильтры

Применяются для:

расфокусировки изображения и подавления шума

Выделяют:

линейные и нелинейные

Линейные сглаживающие фильтры

Низкочастотные

$$\frac{1}{9} \times \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

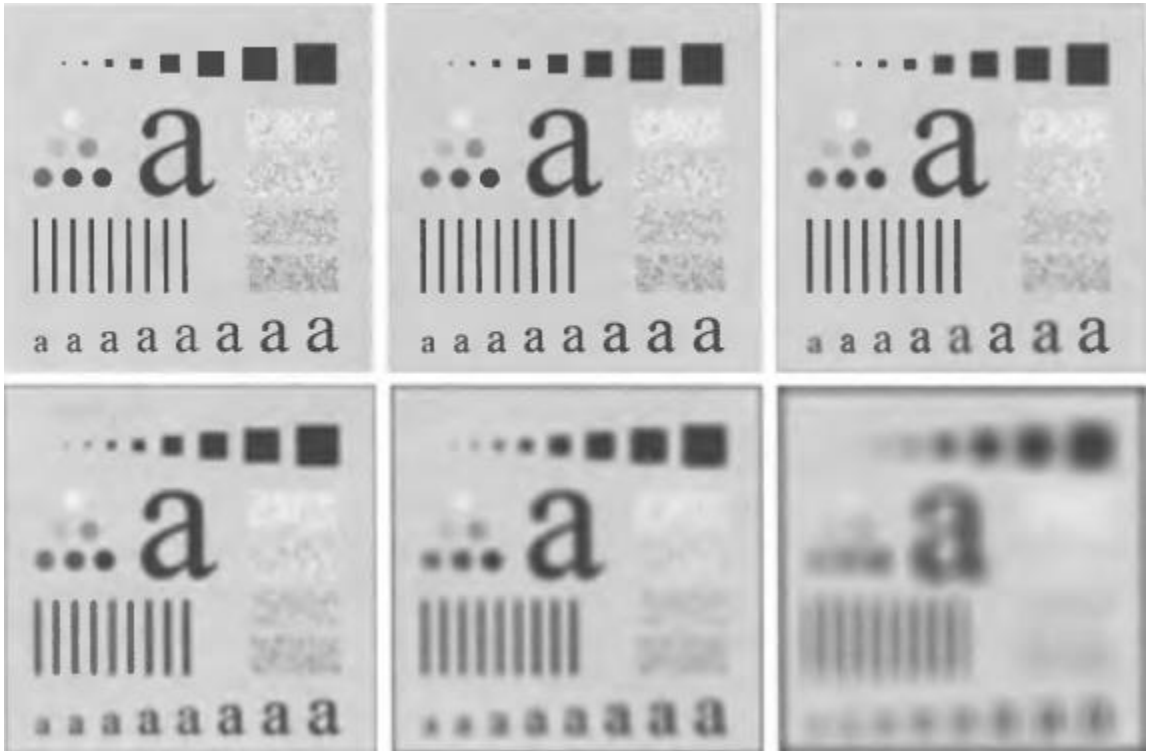
Однородный усредняющий фильтр

Результаты сглаживания усредняющим фильтром

3 5 9 15 25 35 45 55

Исходное

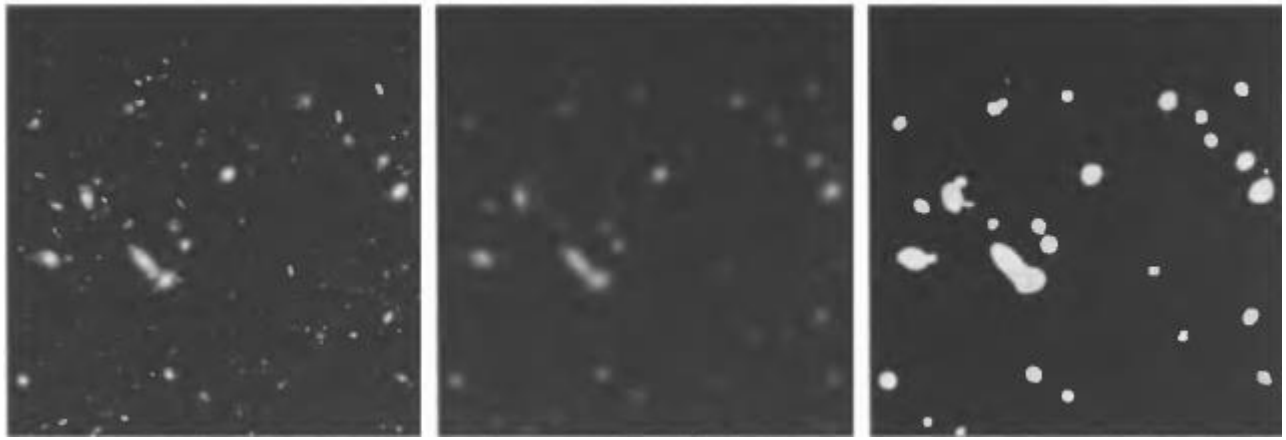
500x500



3 5

9 15 35

Сглаживающая маска + пороговое обнаружение



Сглаживание с box-фильтром

Что вы видите?

Сглаживание с box-фильтром

При сглаживании с box-фильтром на изображении могут образовываться паразитные линии

Сглаживание

- Точка света, наблюдаемая с расфокусированного объектива, выглядит как кружок света, а усреднение дает квадратик
- Другой способ: взвешиваем вклад пикселей по окрестности с учетом близости к центру:

fuzzy blob

Фильтр взвешенного среднего

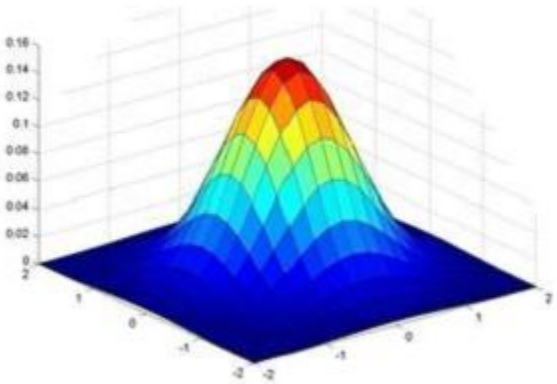
$$g(x,y)=\frac{\sum_{s=-a}^{a}\sum_{t=-b}^{b} w(s,t)f(x+s,y+t)}{\sum_{s=-a}^{a}\sum_{t=-b}^{b} w(s,t)}$$

$\frac{1}{16}\times$

1	2	1
2	4	2
1	2	1

Гауссов фильтр

$$h(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-\frac{(x+y)^2}{2\sigma^2}}$$

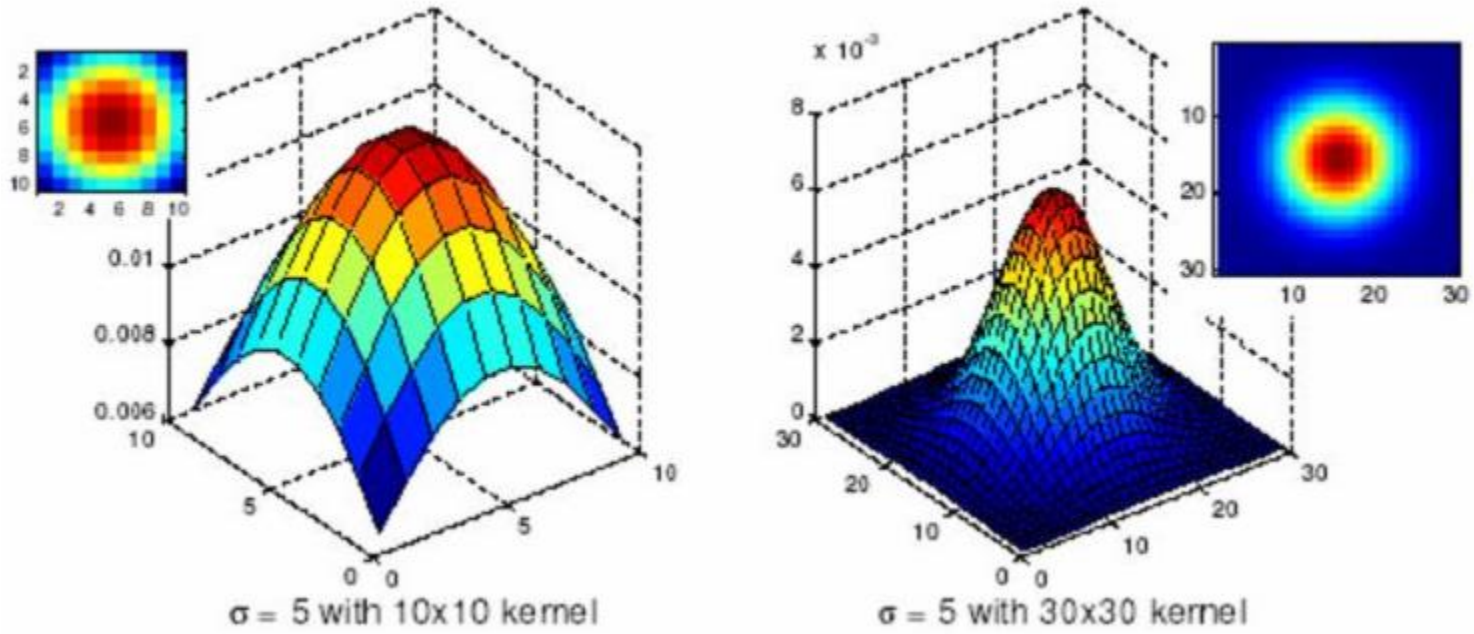


0.003	0.013	0.022	0.013	0.003
0.013	0.059	0.097	0.059	0.013
0.022	0.097	0.159	0.097	0.022
0.013	0.059	0.097	0.059	0.013
0.003	0.013	0.022	0.013	0.003

5 x 5, σ = 1

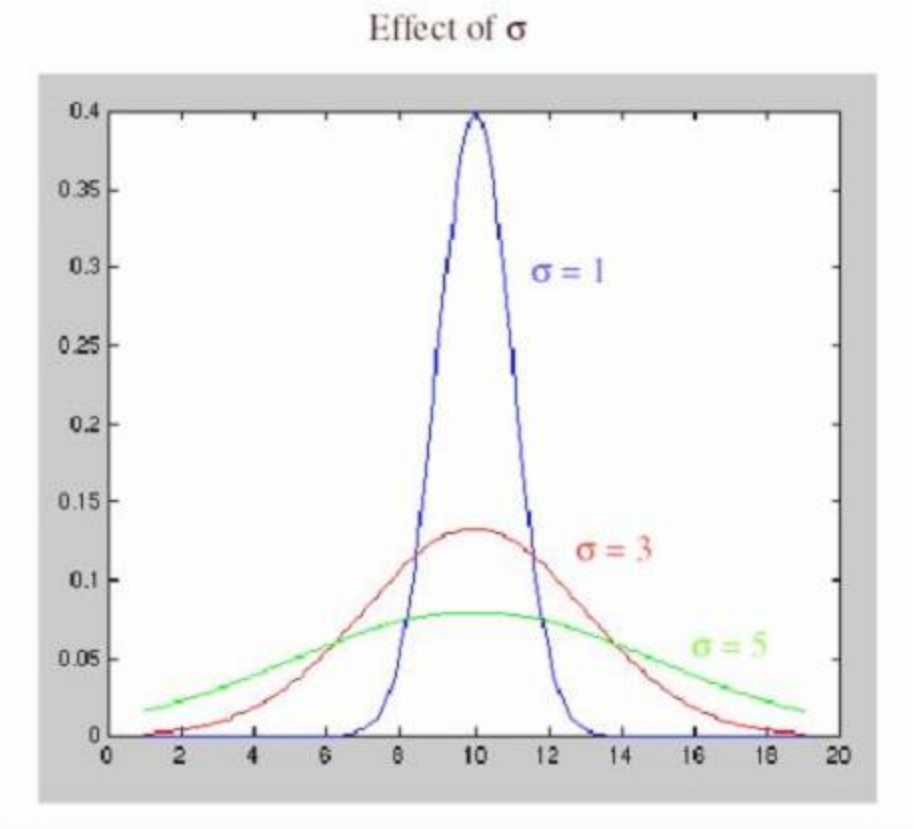
Source: C. Rasmussen

Выбор размера ядра



Source: K. Grauman

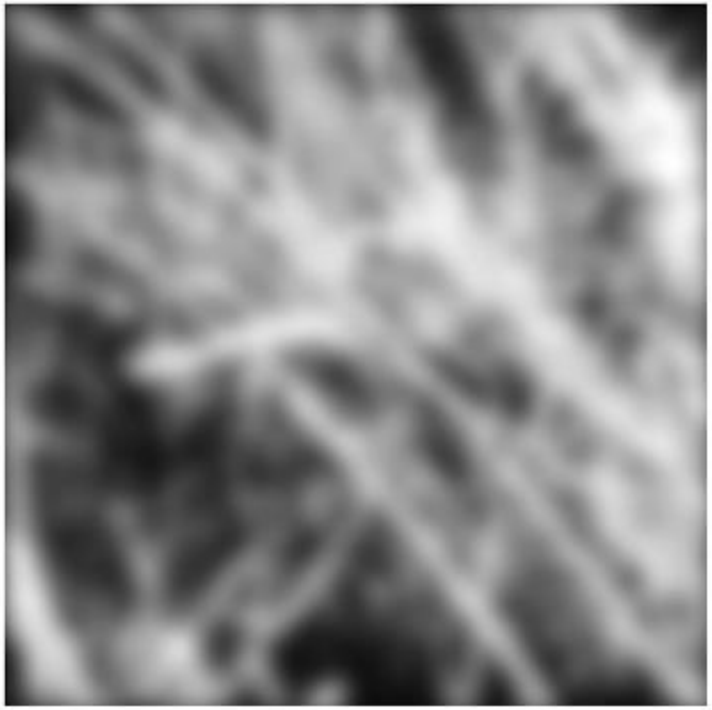
Оптимальный размер ядра



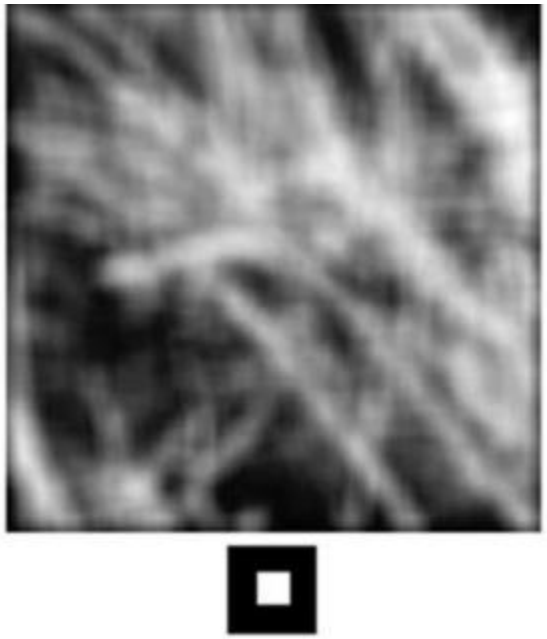
Полуразмер фильтра = 3σ

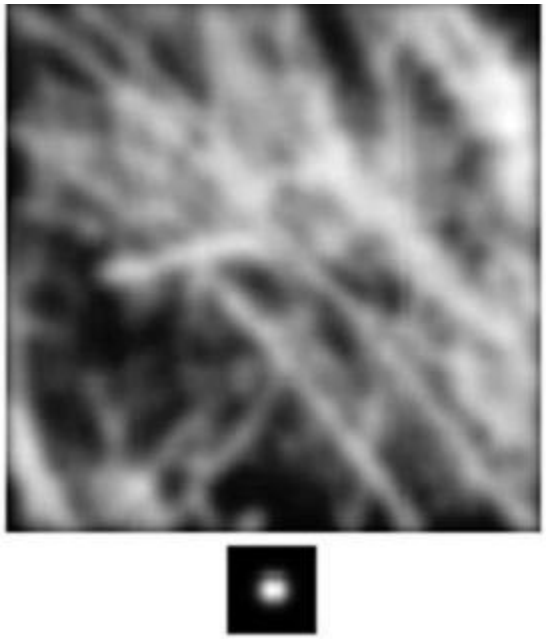
Source: S. Lazebnik

Сглаживание методом Гаусса

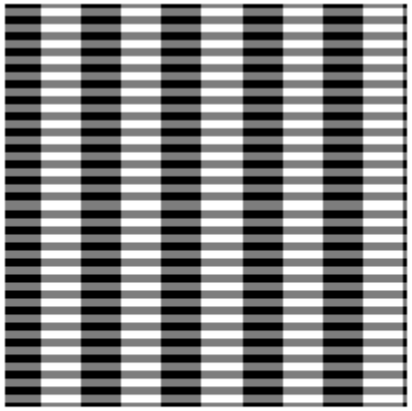


Сравнение

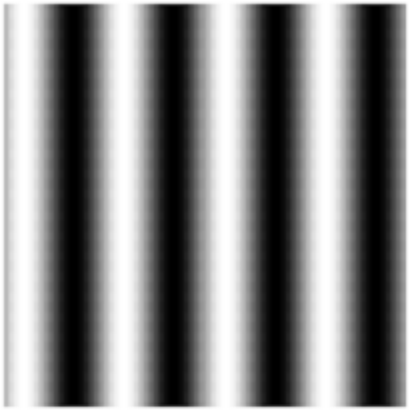




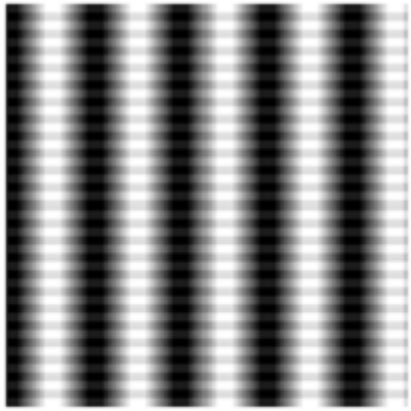
Результаты свертки по функции Гаусса и по константной функции (усреднения).



Исходное изображение



Фильтр Гаусса с Sigma = 4



Усреднение по 49 пикселям (7x7)

Свойства фильтра Гаусса

- Сглаживание несколько раз фильтром с маленьким ядром дает результат сглаживания с большим ядром
- Свертка 2 раза фильтром радиуса σ дает тот же результат, что один раз фильтром радиуса $\sigma\sqrt{2}$

Сепарабельность

$$G_\sigma(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}=\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}\right)\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}e^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}}\right)$$

Пример

2D свертка

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 2 & 3 & 3 \\ 3 & 5 & 5 \\ 4 & 4 & 6 \end{bmatrix} =$$

Фильтр раскладывается в произведение двух 1D фильтров:

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Свертка по строкам:

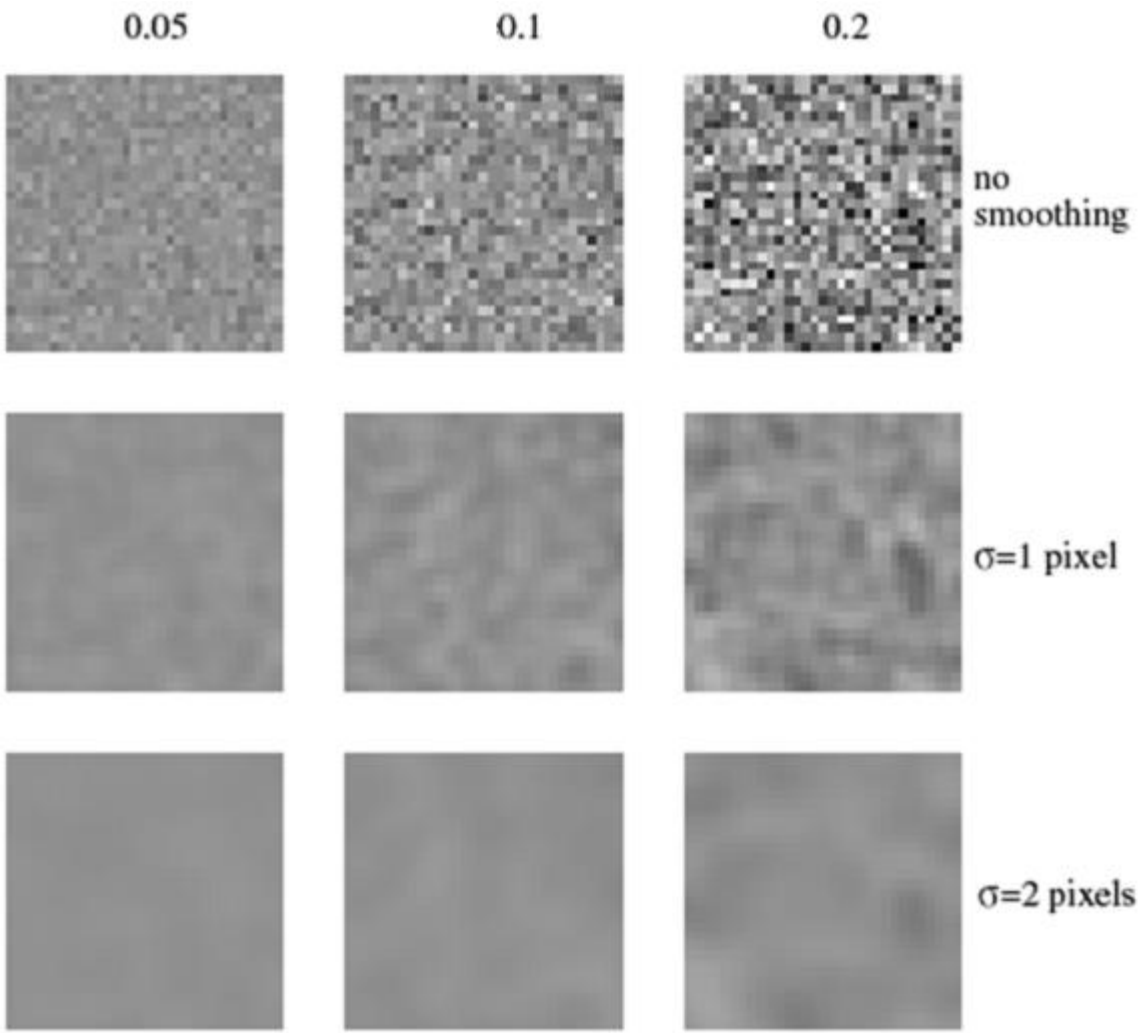
$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 2 & 3 & 3 \\ 3 & 5 & 5 \\ 4 & 4 & 6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} & 11 & \\ & 18 & \\ & 18 & \end{bmatrix}$$

Затем свертка по столбцу:

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} & 11 & \\ & 18 & \\ & 18 & \end{bmatrix} =$$

Source: K. Grauman

Подавление гауссова шума



Подавление шума «соль и перец»

3x3 5x5 7x7

Чем результат плох?

Slide by S. Lazebnik

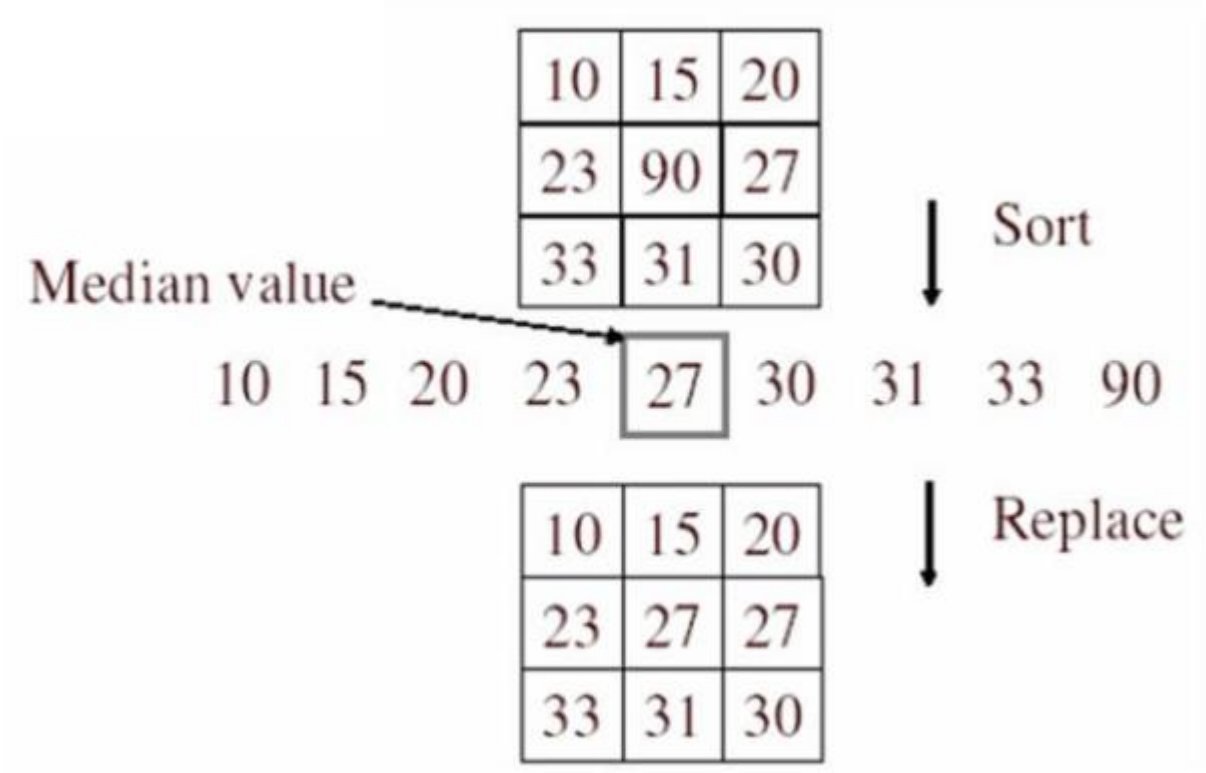
Нелинейное усреднение

Фильтры, основанные на порядковых статистиках:

- классический медианный
- максимума
- минимума

Эффективны при фильтрации импульсных шумов (соль и перец) – значительно меньший эффект расфокусировки

Медианный фильтр



Source: K. Grauman

Пример медианного фильтра

x = [2 80 6 3]

y[1] = медиана[**2** 2 80] = 2

y[2] = медиана[2 80 6] = медиана[2 6 80] = 6

y[3] = медиана[80 6 3] = медиана[3 6 80] = 6

y[4] = медиана[6 3 **3**] = медиана[3 3 6] = 3

и в итоге:

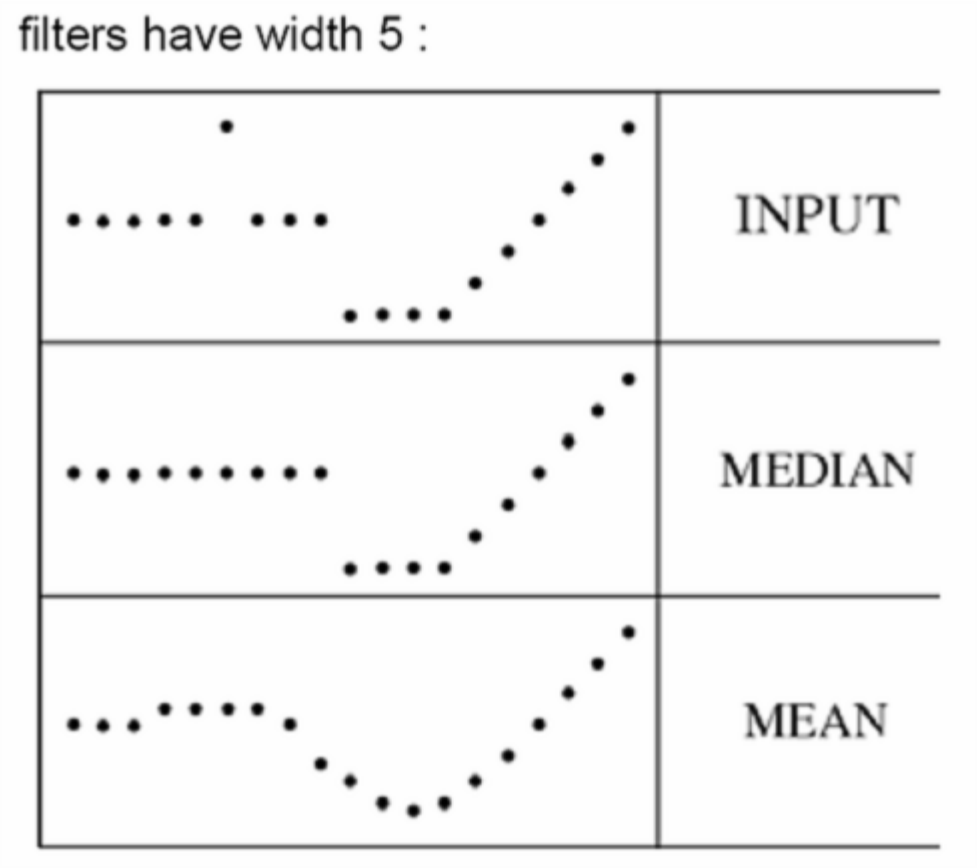
y = [2 6 6 3] — выход медианного фильтра

Нелинейность медианного фильтра

$$M([\ldots \quad 0 \quad 1 \quad 0 \quad 0 \quad \ldots]+[\ldots \quad 0 \quad 0 \quad 1 \quad 0 \quad \ldots])=[\ldots \quad 0 \quad 1 \quad 1 \quad 0 \quad \ldots]$$

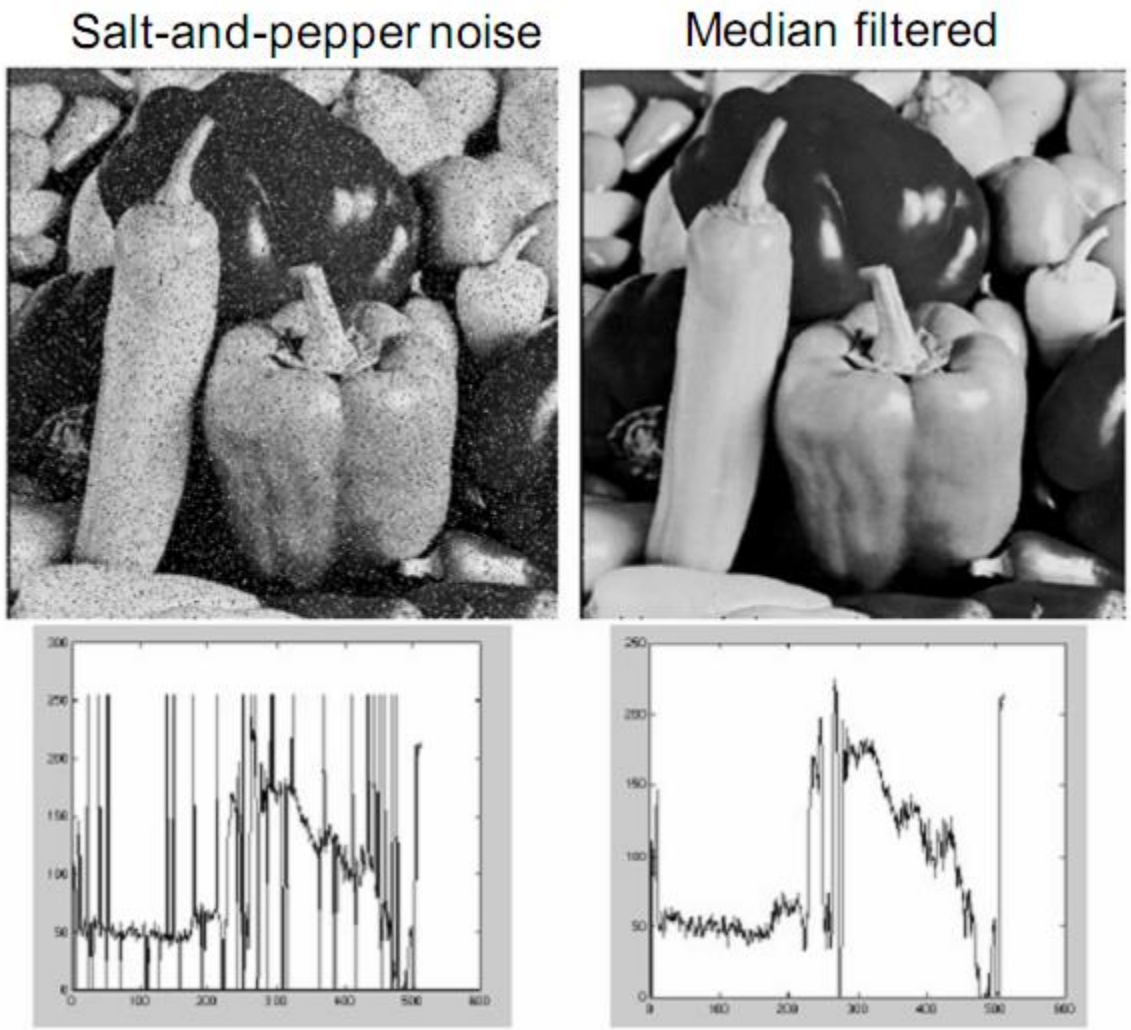
$$M[\ldots \quad 0 \quad 1 \quad 0 \quad 0 \quad \ldots]+M[\ldots \quad 0 \quad 0 \quad 1 \quad 0 \quad \ldots]=[\ldots \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad \ldots]$$

В чем преимущество медианного фильтра перед фильтром Гаусса?



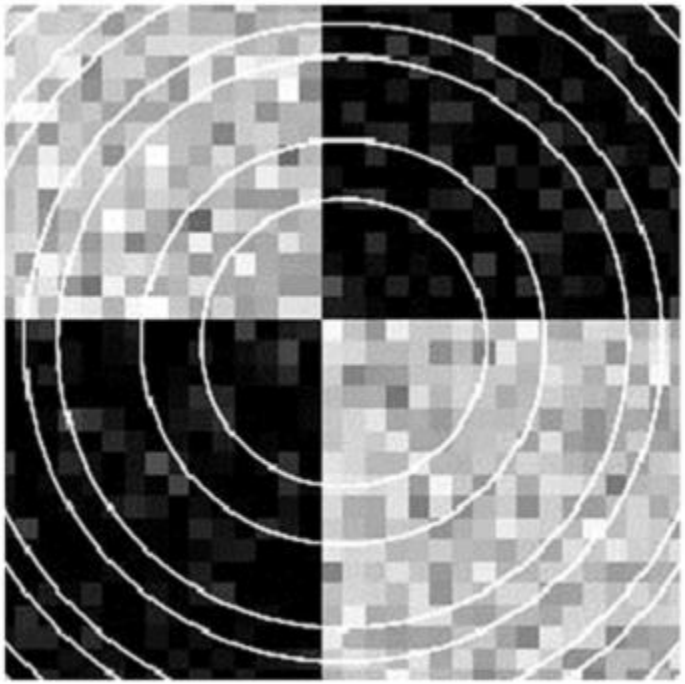
Source: K. Grauman

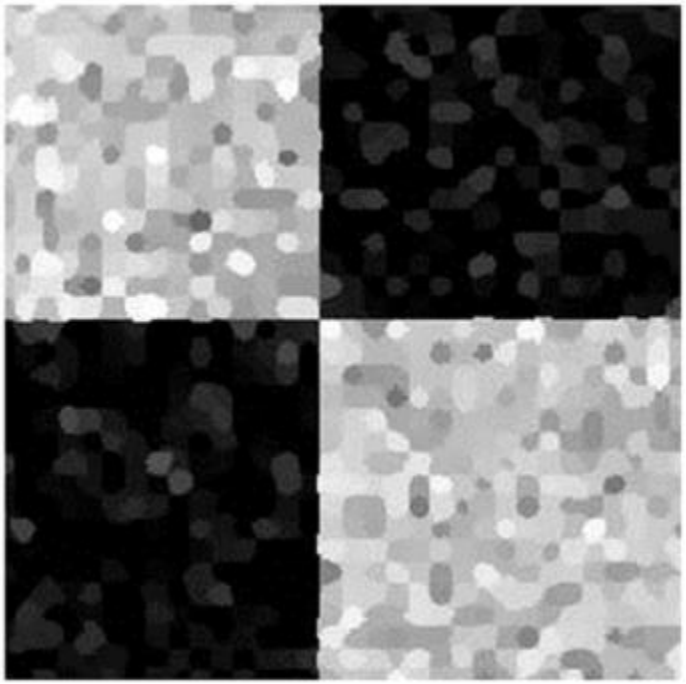
Медианный фильтр



Source: M. Hebert

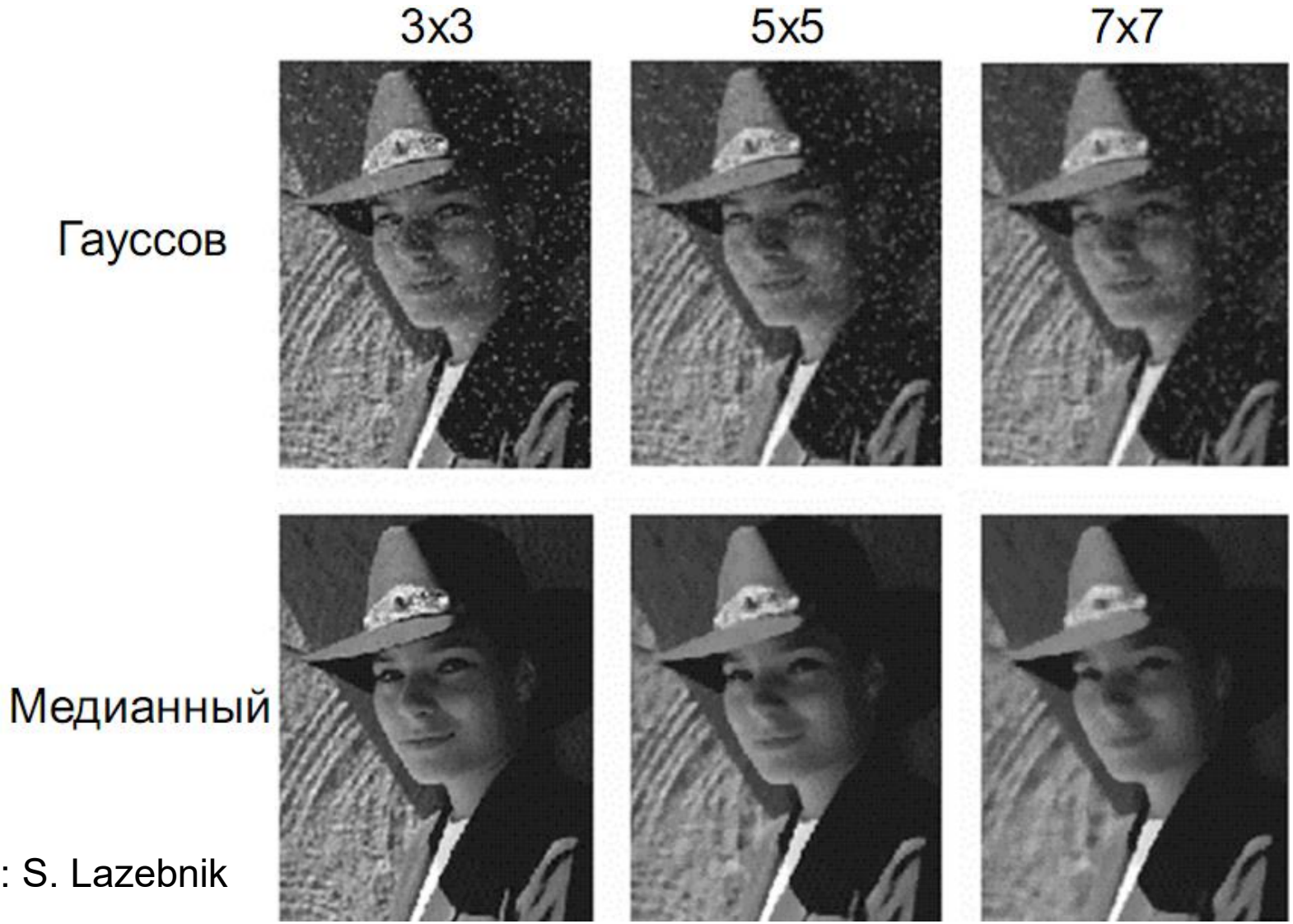
Медианный фильтр





Результат применения медианного фильтра с радиусом в 7 пикселей к изображению с шумом и артефактами в виде тонких светлых окружностей.

Сравнение

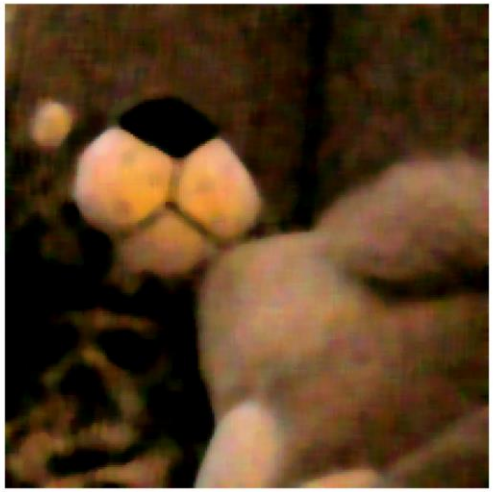


Source: S. Lazebnik

Медианный фильтр

original image

1px median filter



3px median filter

10px median filter

Быстрая реализация медианного фильтра

- Медианный фильтр считается дольше, чем операция свертки, поскольку требует частичной сортировки массива яркостей окрестных пикселей.
- Возможности ускорения:
  - Использовать алгоритмы быстрой сортировки
  - Конкретная реализация для каждого радиуса (3x3, 5x5)
  - Не использовать сортировку вообще – считать через гистограмму окрестности точки

Фильтры максимума и минимума

Фильтр «минимум» – также известный как **фильтр эрозии**, заменяет значение минимальным в окрестности.

Фильтр «максимум» – также известный как **фильтр расширения**, заменяет значение максимальным в окрестности.

Фильтр выборочной уборки шума

Фильтр выборочной уборки шума – проверяет, не является ли значение экстремумом в окрестности. Если да, то заменяет значение следующим самым большим (наименьшим) значением.

Фильтр «убрать шахматную доску»

Фильтр «убрать шахматную доску» – сглаживающий фильтр, специально предназначенный для удаления текстур, напоминающих шахматную доску из изображения при сохранении других особенностей. Это фильтр свёртки с ядром

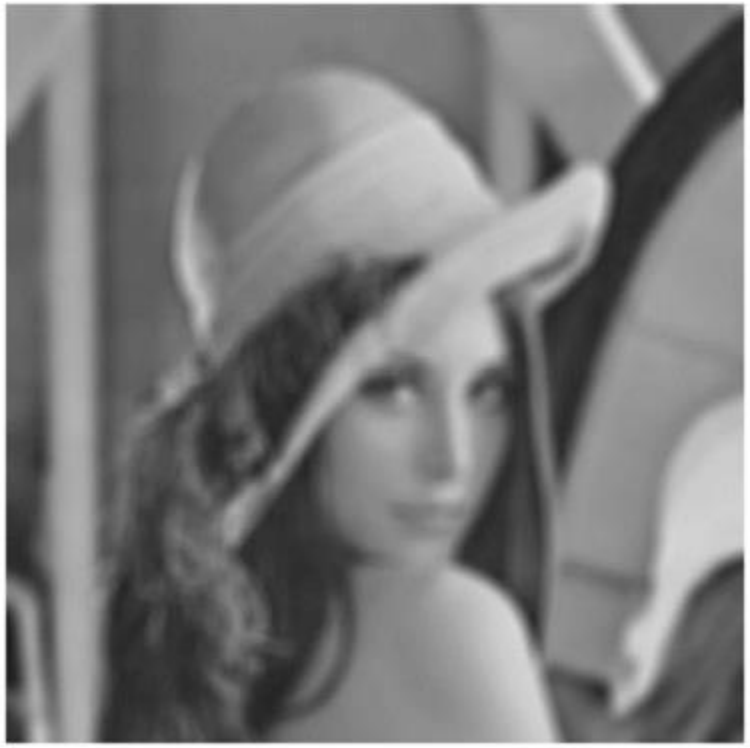
$$w_{\text{dechecker}} = \begin{pmatrix} 0 & 1/144 & -1/72 & 1/144 & 0 \\ 1/144 & -1/18 & 1/9 & -1/18 & 1/144 \\ -1/72 & 1/9 & 7/9 & 1/9 & -1/72 \\ 1/144 & -1/18 & 1/9 & -1/18 & 1/144 \\ 0 & 1/144 & -1/72 & 1/144 & 0 \end{pmatrix}$$

«Продвинутые» фильтры

В чем отличие разных фильтров?

- Box filer (простое размытие) – помимо подавления шума портит резкие границы и размывает мелкие детали изображения
- Gaussian filter – меньше размывает мелкие детали, лучше
- убирает шум
- Median filter – резких границ не портит, убирает мелкие детали, изображение становится менее естественным
- «Продвинутые» фильтры – лучшее сохранение деталей, меньше размытие. Часто сложны в реализации и очень медленные.
- Что лучше? – зависит от конкретной задачи

Повышение резкости



Необходимо повысить резкость (четкость) изображения

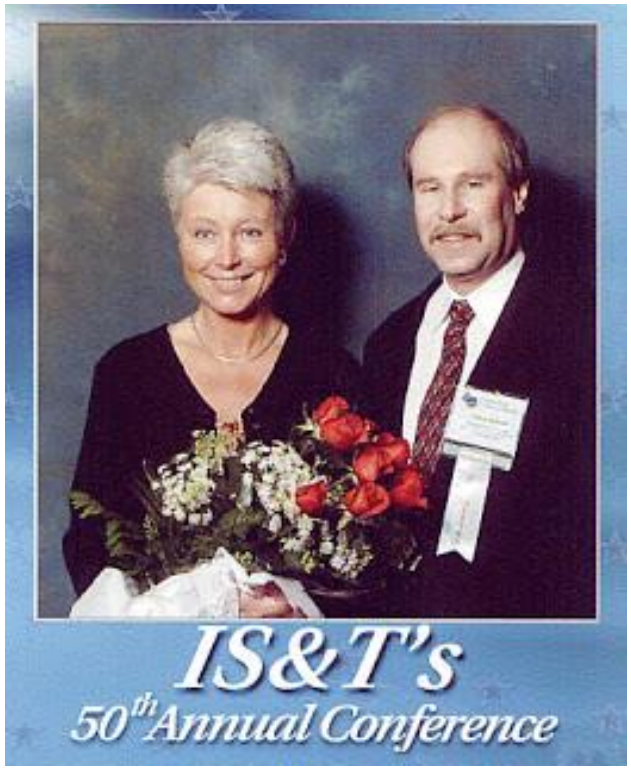
Лирическое отступление

Lena (Lenna)

- Обрезанная (512x512) часть изображения с разворота Playboy, Nov 1972
- Самый популярный, но не первый случай использования Playboy в обработке изображений (первый в 1961)
- Пригласили на 50ую конференцию Society for Imaging Science and Technology (IS&T) in 1997

Lena Söderberg, born **Sjööblom** (born 31 March 1951)

is a Swedish, as **Lenna Sjööblom**



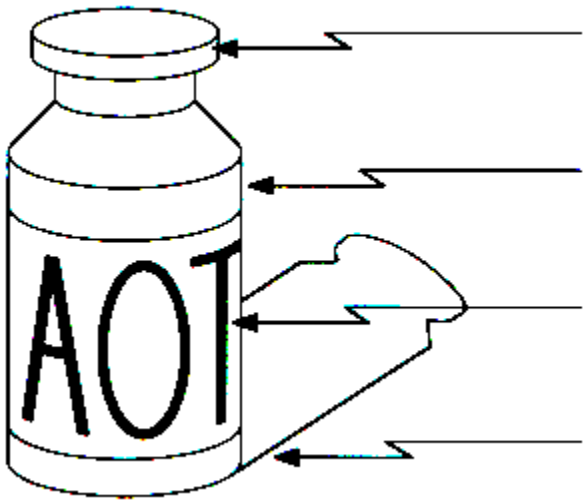
Пример повышения резкости

Ядро свертки

$$\frac{1}{10}\cdot\begin{Vmatrix}-1 & -2 & -1\\ -2 & 22 & -2\\ -1 & -2 & -1\end{Vmatrix}$$

Откуда берутся границы

Существует множество причин формирования границ на изображении



Резкое изменение нормали поверхности

Резкое изменение глубины

Резкое изменение цвета поверхности

Резкое изменение освещенности

Резкое изменение = «разрыв»

Source: Steve Seitz

Пространственные фильтры повышения резкости

- достигается пространственным дифференцированием
- основаны на первой и второй производной

$$\frac{\partial f}{\partial x} = f(x+1) - f(x)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1) + f(x-1) - 2f(x)$$

Упрощенная схема

Кросс-кореляция сигналов с маской первой производной M=[-1, 0, 1]

S_1	12	12	12	12	12	24	24	24	24	24
$S_1 * M$	0	0	0	0	12	12	0	0	0	0
S_2	24	24	24	24	24	12	12	12	12	12
$S_2 * M$	0	0	0	0	-12	-12	0	0	0	0
S_3	12	12	12	12	15	18	21	24	24	24
$S_3 * M$	0	0	0	3	6	6	6	3	0	0
S_4	12	12	12	12	24	12	12	12	12	12
$S_4 * M$	0	0	0	12	0	12	0	0	0	0

Кросс-кореляция сигналов с маской второй производной M=[-1, 2, -1]

S_1	12	12	12	12	12	24	24	24	24	24
$S_1 * M$	0	0	0	0	-12	12	0	0	0	0
S_2	24	24	24	24	24	12	12	12	12	12
$S_2 * M$	0	0	0	0	12	-12	0	0	0	0
S_3	12	12	12	12	15	18	21	24	24	24
$S_3 * M$	0	0	0	-3	0	0	0	3	0	0
S_4	12	12	12	12	24	12	12	12	12	12
$S_4 * M$	0	0	0	-12	24	-12	0	0	0	0

Первая и вторая производные

- **Первая** производная обычно формирует более **толстые** контуры.
- **Вторая** производная формирует **больший** по величине отклик на **мелкие детали** (на отдельных точках и на тонких линиях).
- Отклик на ступенчатое изменение яркости у первой производной, как правило, выше, чем у второй.
- Для участков постоянного изменения яркости вторая производная формирует двойной отклик.
- При одинаковых амплитудах изменения сигнала вторая производная формирует более сильный отклик для тонкой линии, чем для ступеньки, а для отдельной точки - более сильный, чем для линии.

Применение производных

- Первая производная – в задачах выделения контуров
- Вторая производная – в задачах улучшения изображений (Эффект двойных контуров – помеха в задаче обнаружения контуров)

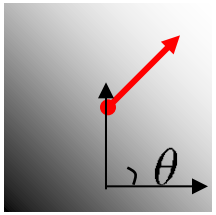
- Объединение методов

Градиент изображения

- Градиент изображения: $$\nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}\right]$$

$$\nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, 0\right]$$

$$\nabla f = \left[0, \frac{\partial f}{\partial y}\right]$$



$$\nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}\right]$$

Градиент направлен в сторону наибольшего изменения интенсивности

Направления градиента задается как: $$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{\partial f}{\partial y} / \frac{\partial f}{\partial x}\right)$$

- Как направление градиента соответствует направлению края?
- *Сила края* задается величиной (нормой) градиента:

$$\|\nabla f\| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}$$

Source: Steve Seitz

Лапласиан

Лапласиан – простейший изотропный оператор

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

Изотропные фильтры – отклик не зависит от направления неоднородностей

Изотропные фильтры – инвариантность к повороту

Дискретный вид лапласиана

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y)$$

$$\nabla^2 f = \left[f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1)\right] - 4f(x, y)$$

Лапласианы

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

а)

0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

Инвариантны относительно поворота на углы, кратные 90º и 45 º

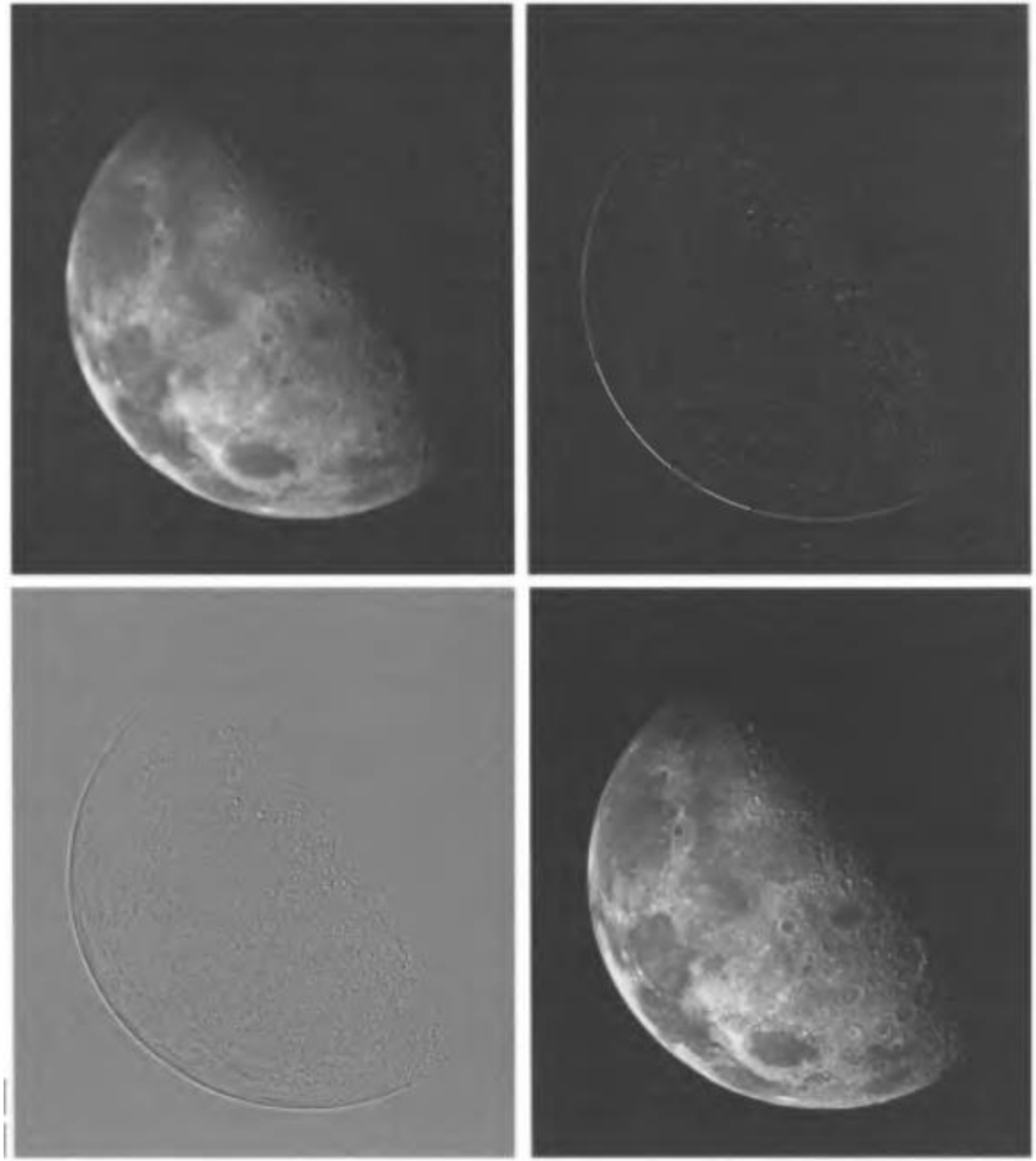
Восстановление фона с сохранением резкости

- Сложить исходное изображение и лапласиан

$$g(x,y)=\begin{cases} f(x,y)-\nabla^2 f(x,y), & \text{если} \quad w(0,0)<0 \\ f(x,y)+\nabla^2 f(x,y), & \text{если} \quad w(0,0)\geq 0 \end{cases}$$

w(0,0) – центральное значение маски лапласиана

Повышение резкости изображения Северного полюса Луны лапласианом



Упрощения – Составная маска лапласиан

$$g(x,y) =$$
$$f(x,y) - [f(x+1,y) + f(x-1,y) + f(x,y+1) + f(x,y-1)] + 4f(x,y) =$$
$$5f(x,y) - [f(x+1,y) + f(x-1,y) + f(x,y+1) + f(x,y-1)]$$

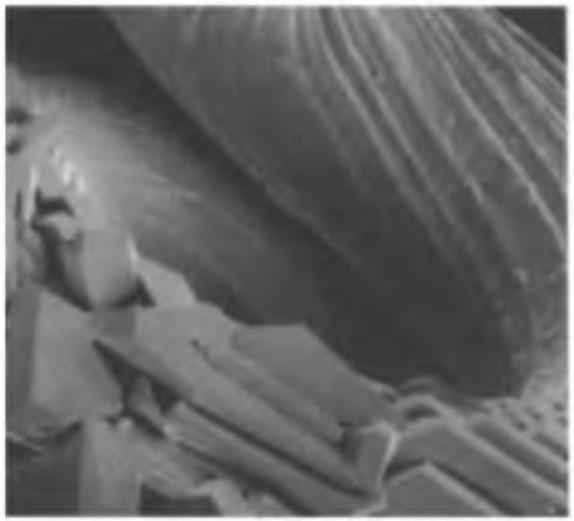
0	-1	0
-1	5	-1
0	-1	0

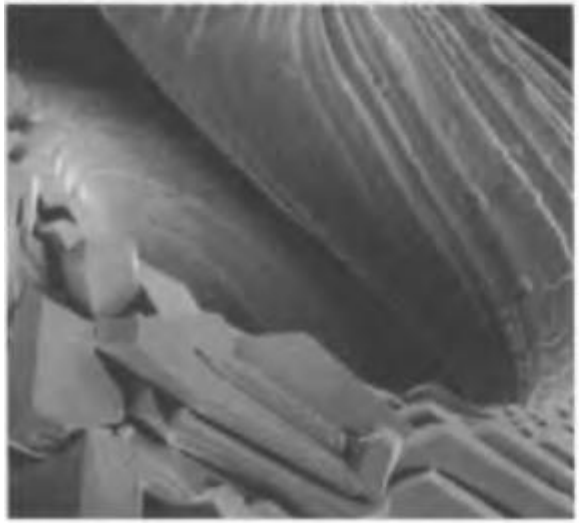
-1	-1	-1
-1	9	-1
-1	-1	-1

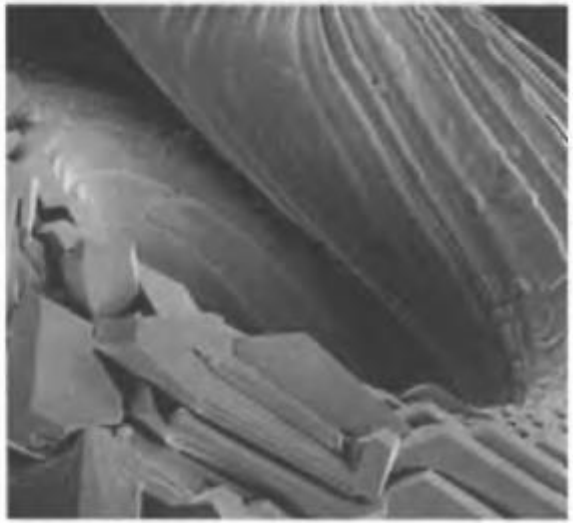
Вольфрамовая нить накала

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

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







Результаты диагональной маски более резкие

Ещё о подходах к повышению резкости

- Нерезкое маскирование
- Фильтрация с подъемом высоких частот

Что теряется при сглаживании?

Добавим дополнительно высокие частоты:

Source: S. Lazebnik

Нерезкое маскирование

Для повышения резкости

Применяется в полиграфии

$$f_{mask}(x, y) = f(x, y) - \overline{f}(x, y)$$

Создание нерезкого изображения

Вычитание из изображения его расфокусированной копии (результат - маска)

Прибавление маски к исходному изображению

Фильтрация с подъемом высоких частот

Некоторое обобщение нерезкого маскирования

$$f_{mask}(x,y) = f(x,y) - \overline{f}(x,y)$$

$$f_{hb}(x,y) = f(x,y) + Af_{mask}(x,y)$$

Фильтры с подъемом высоких частот на базе лапласиана

0	-1	0
-1	A+4	-1
0	-1	0

-1	-1	-1
-1	A+8	-1
-1	-1	-1

Типичное приложение фильтрации с подъемом высоких частот

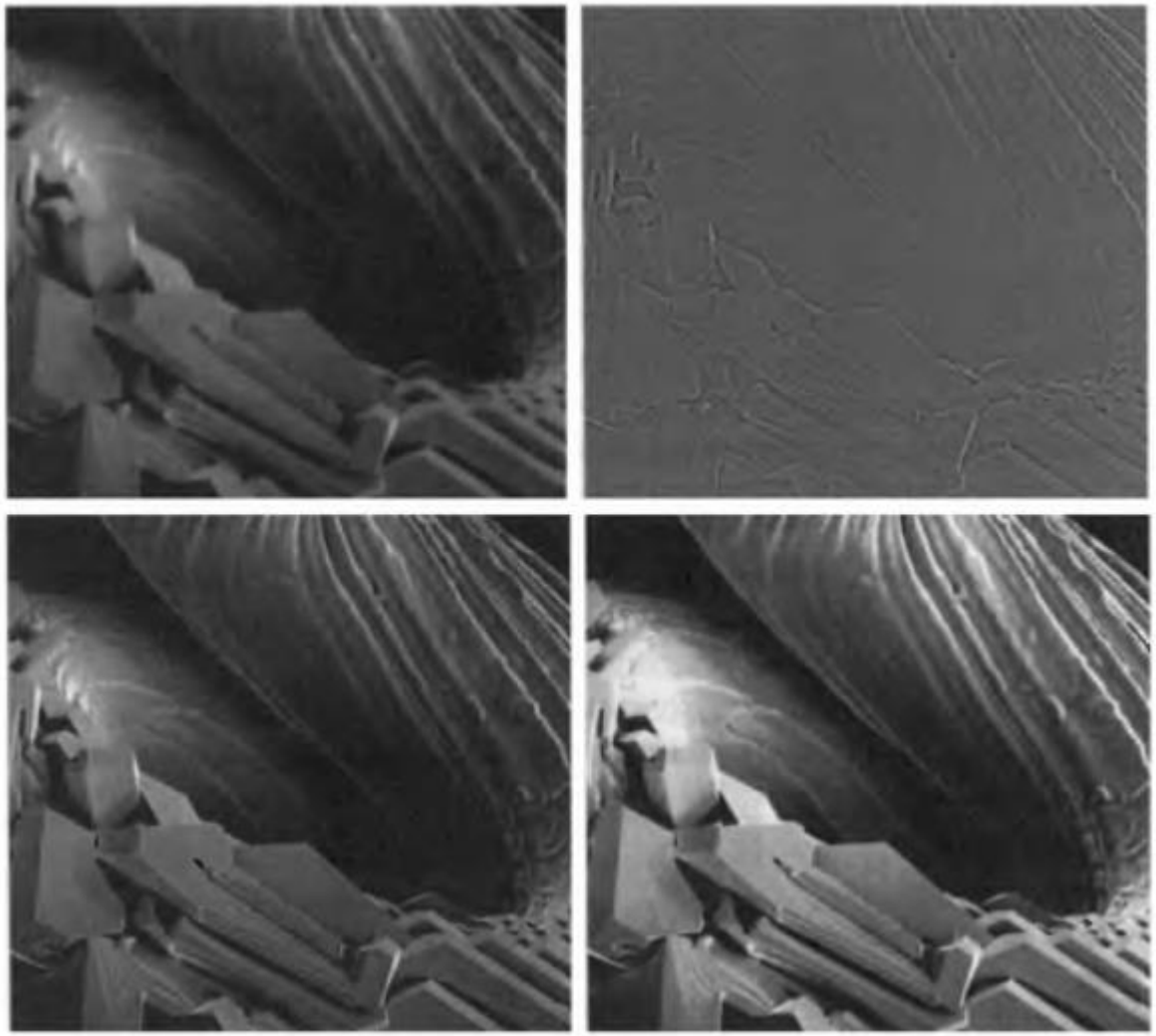
Исходное изображение темнее чем требуется

а) исходное

б) маска

в) A=1

г) A=1,7



Увеличение среднего уровня яркости

$$f_{\text{hb}}(x,y)=\begin{cases} Af(x,y)-\nabla^2 f(x,y), & \text{если } w(0,0)<0 \\ Af(x,y)+\nabla^2 f(x,y), & \text{если } w(0,0)\geq 0 \end{cases}$$

Улучшение изображений с использованием первых производных: градиент

$$\nabla \mathrm{f} = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dfrac{\partial f}{\partial x} \\ \dfrac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

$$|\nabla \mathbf{f}| = \left[G_x^2 + G_y^2 \right]^{1/2} = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{1/2}$$

$$|\nabla f| \approx |G_x| + |G_y|$$

Перекрестный градиентный оператор Робертса

$$G_x = (z_9 - z_5) \quad \text{и} \quad G_y = (z_8 - z_6)$$

$$\nabla f = \left[(z_9 - z_5)^2 + (z_8 - z_6)^2 \right]^{1/2}$$

$$\nabla f \approx |z_9 - z_5| + |z_8 - z_6|$$

z_1	z_2	z_3
z_4	z_5	z_6
z_7	z_8	z_9

-1	0
0	1

0	-1
1	0

1965г.

Оператор Собела

$$\nabla f \approx \left|(z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3)\right| +$$
$$+ \left|(z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7)\right|.$$

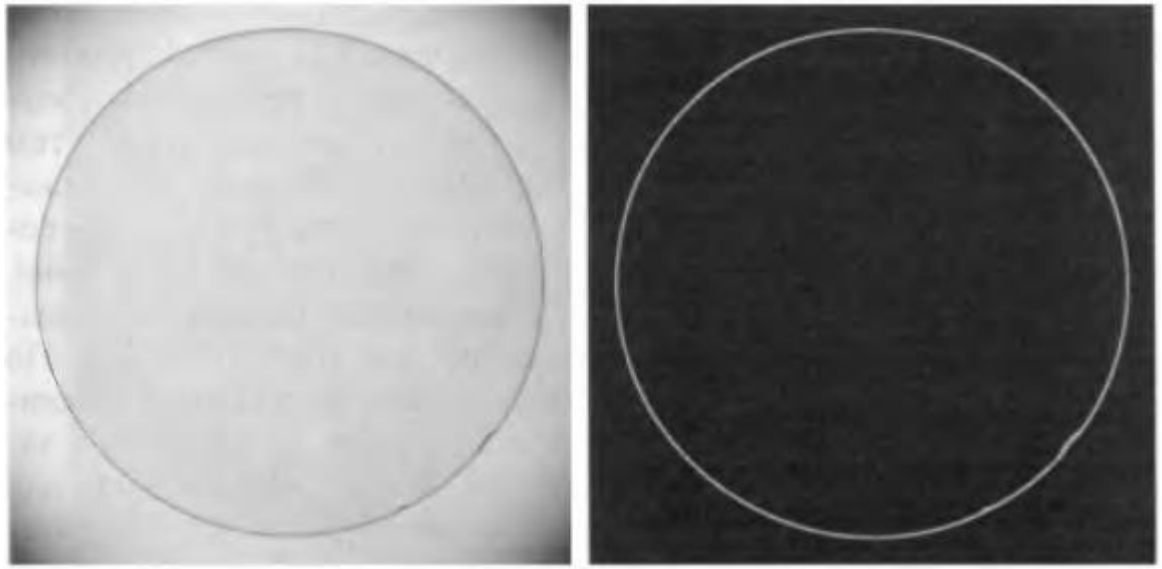
z_1	z_2	z_3
z_4	z_5	z_6
z_7	z_8	z_9

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

Пример. Применение градиента для улучшения контуров – оператор Собела

Для дальнейшего автоматического контроля



Определение оператора Превитт (Джуди Превитт)

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

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

Примеры

Робертса

Превитт

Собеля

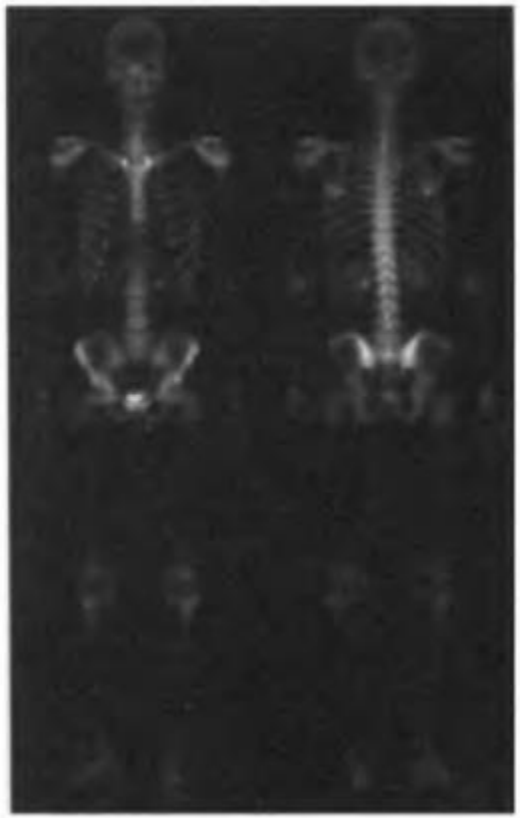
Свойства масок для вычисления производных

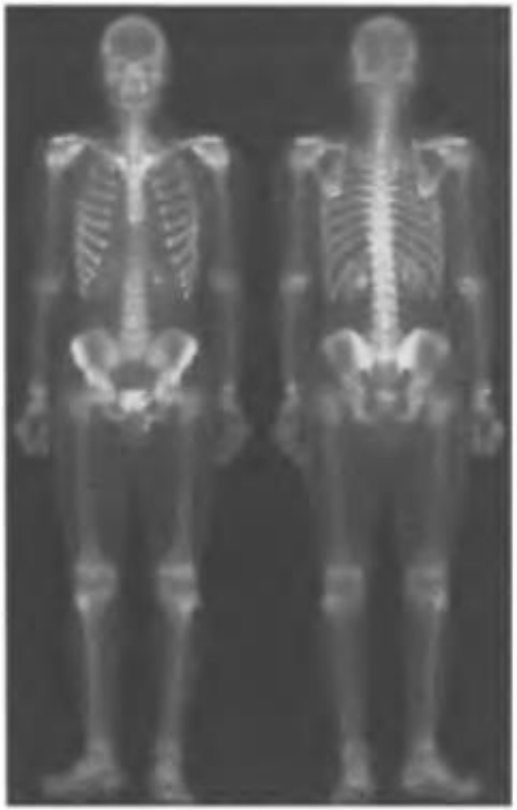
- Для получения высокого отклика в областях сигнала с высоким контрастом элементы масок производных имеют **разные знаки**
- **Сумма** элементов масок производных **равна 0**, поэтому в областях сигнала с постоянными значениями маски дают нулевой результат
- Точкам **высокого контраста** соответствуют **большие абсолютные** значения отклика масок **первых производных**
- Среди значений отклика масок **второй производной** точкам **высокого контраста** соответствуют точки **перехода через 0**

Свойства сглаживающих масок

- Элементы сглаживающих масок имеют **положительные значения** и их **сумма равна 1**
- Отклик масок **на областях постоянных** значений **совпадает с входными** значениями
- **Степень сглаживания** и снижения шума **пропорциональна размеру** маски
- Ступенчатые края размываются **пропорционально** размеру маски

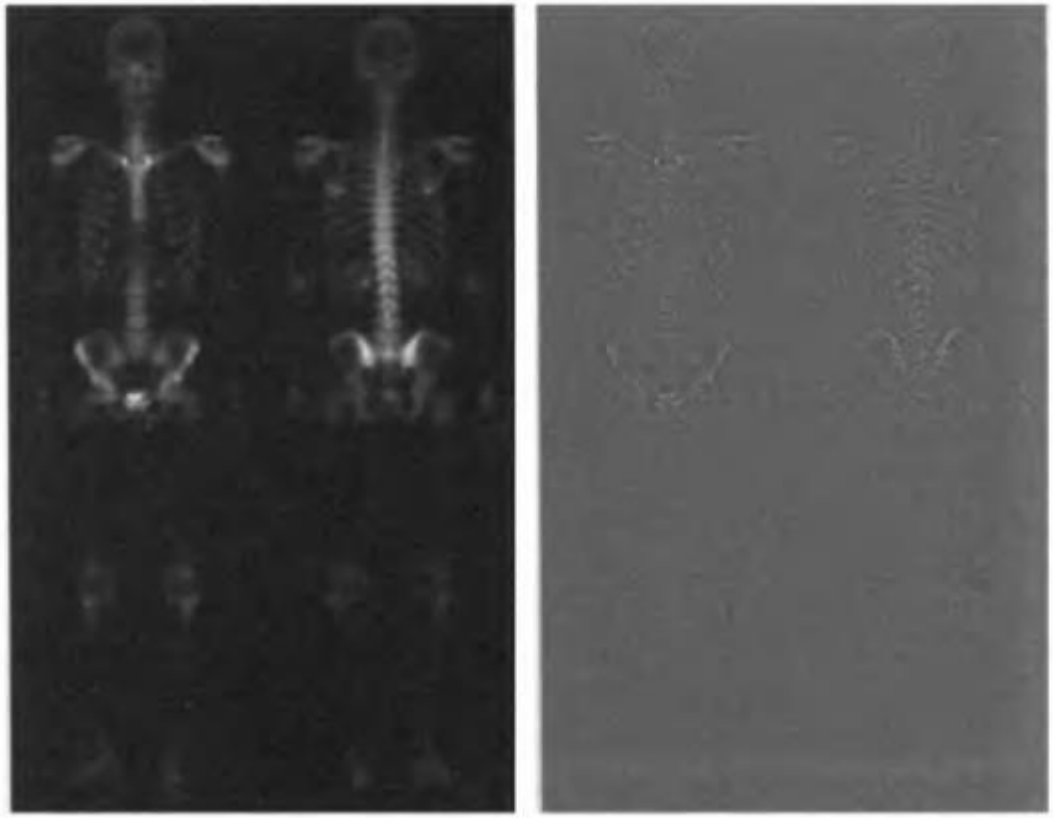
Было – будет





Снимок с помощью гамма-лучей

Комбинирование методов пространственного улучшения



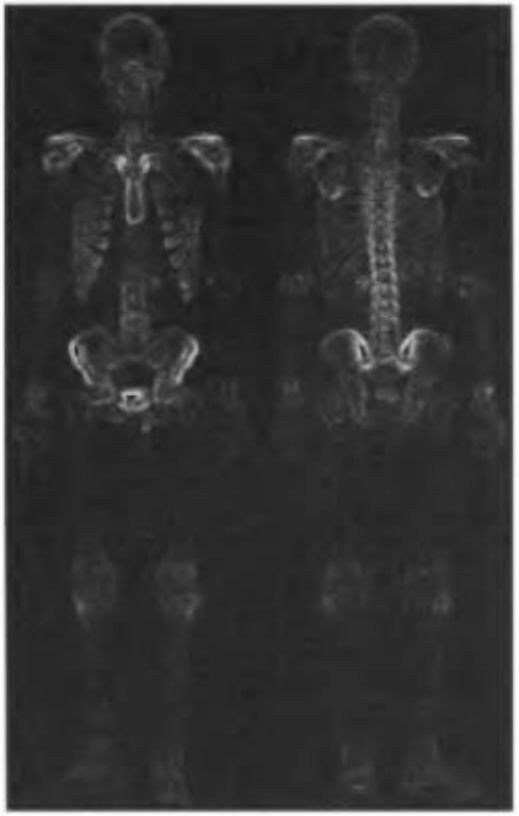
1 2

Применение Лапласиана для выявления мелких деталей

Комбинирование методов пространственного улучшения

Повышение резкости сложением двух предыдущих изображений

3

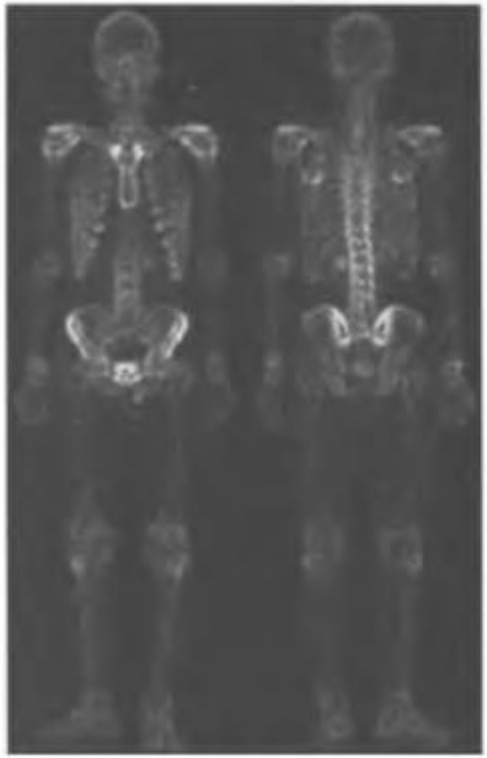


4

Применение оператора Собела – для улучшения выступающих краев

Комбинирование методов пространственного улучшения

Сглаживание градиента усредняющим фильтром 5x5

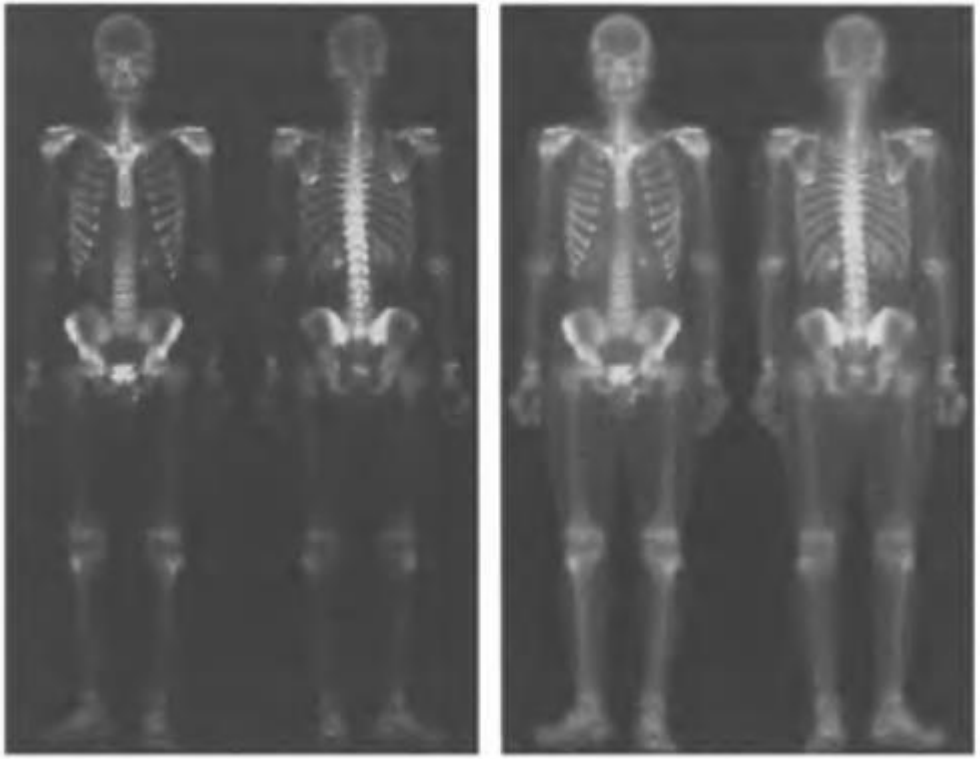


5

6

Перемножение изображений 3 и 5 (с повышенной резкостью и сглаженного)

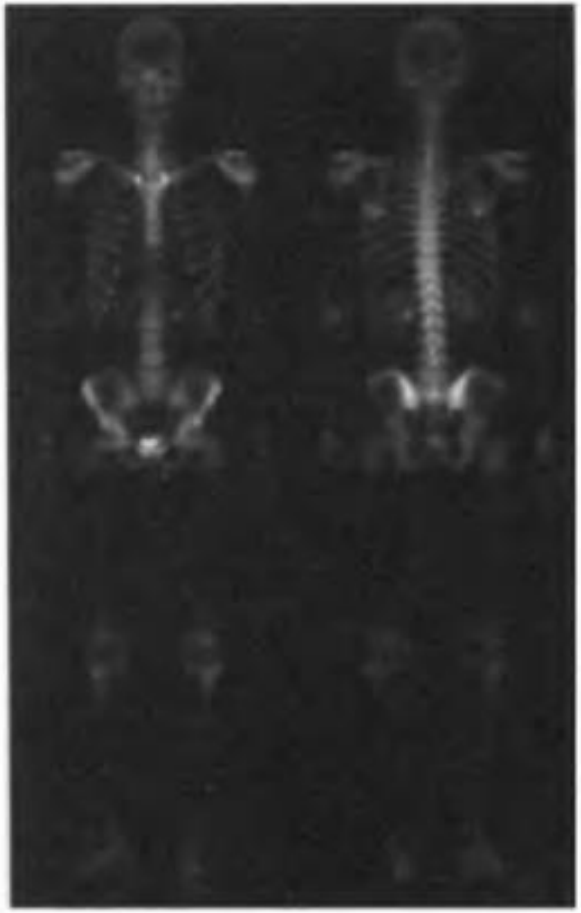
Комбинирование методов пространственного улучшения

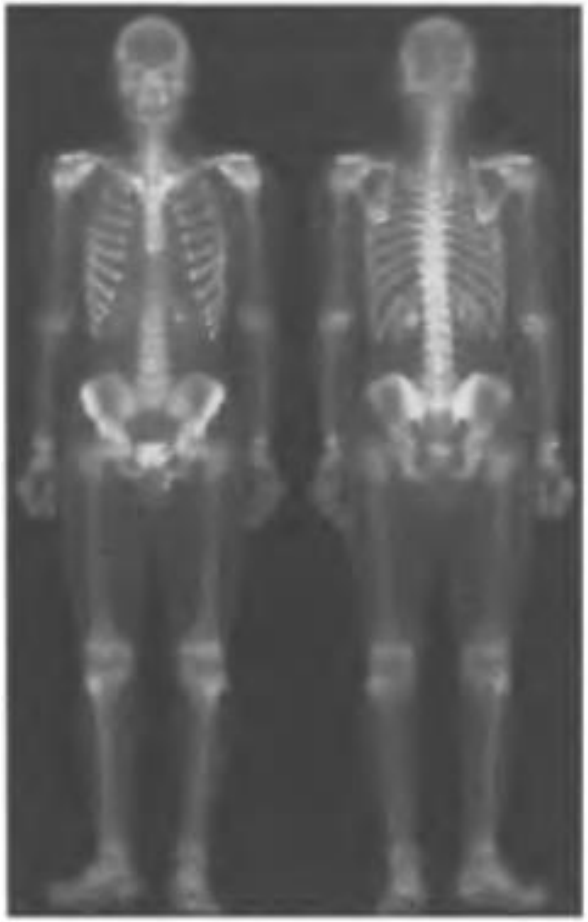


Повышение резкости сложением изображений 1 и 6

Применение градационной γ-коррекции (γ=0,5 c=1)

Было – стало





Предварительная обработка изображений

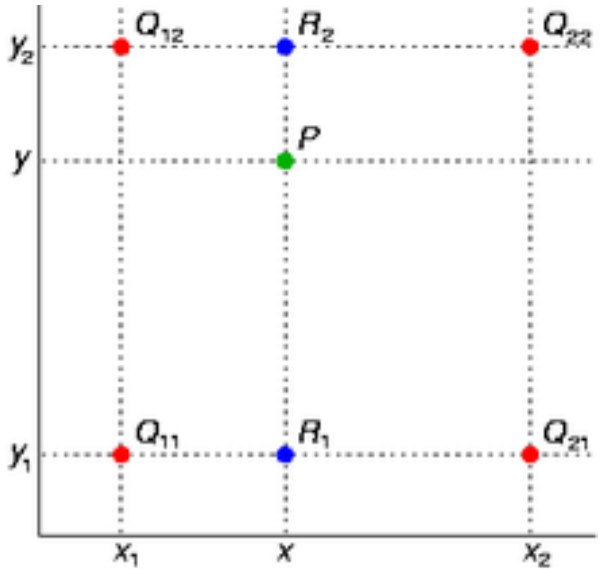
Примеры задач

- увеличение фрагментов
- геометрические преобразования
- повышение контрастного разрешения
- выделение наиболее информативных фрагментов
- улучшение качества изображений

Увеличение цифровых изображений

- Интерполяция по ближайшему соседу
- Метод дублирования пикселей – частный случай
  - Эффект пикселизации
- Билинейная интерполяция

Билинейная интерполяция



$$f(R_2) \approx \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} f(Q_{12}) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} f(Q_{22})$$

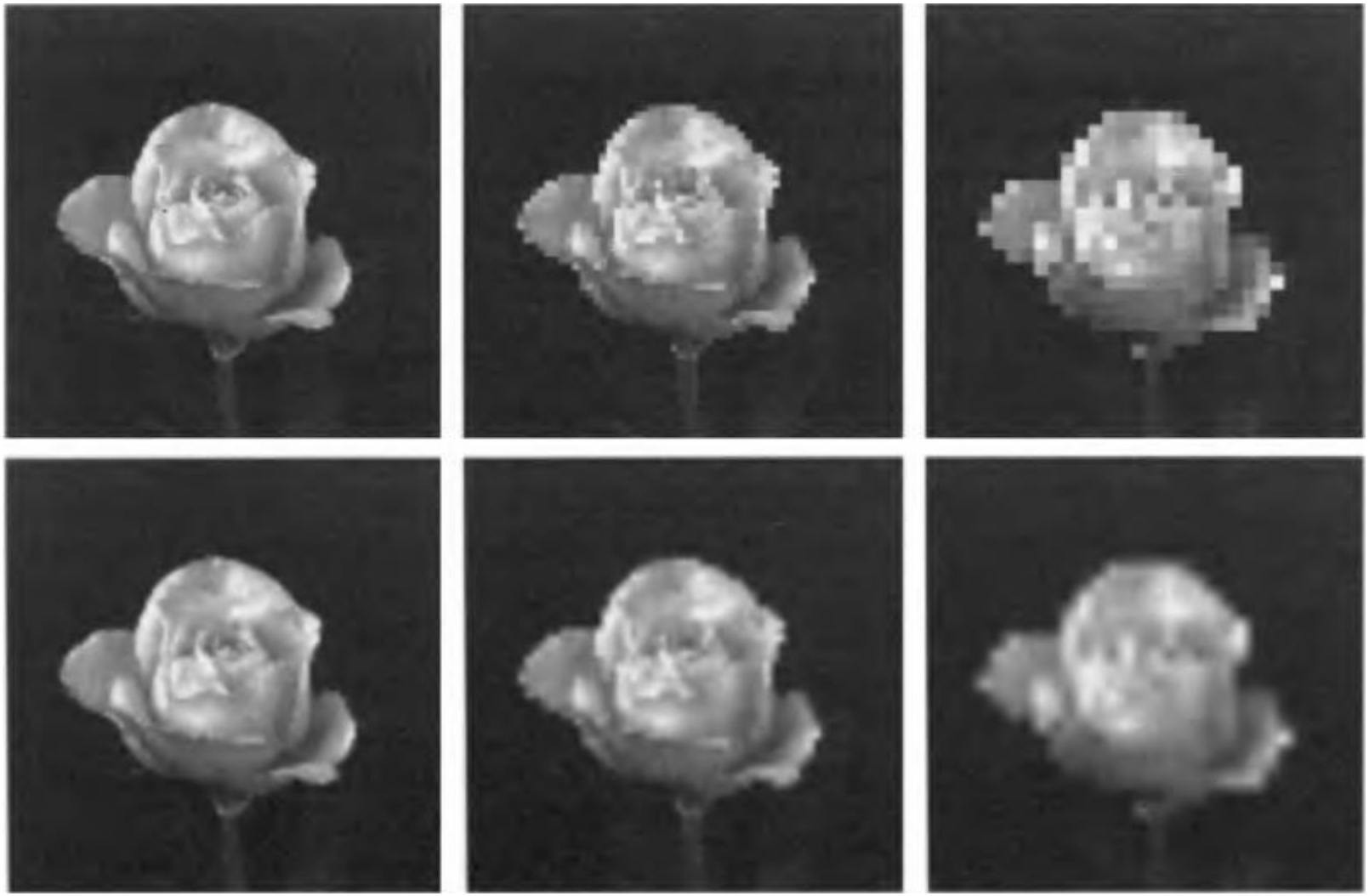
$$f(R_1) \approx \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} f(Q_{11}) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} f(Q_{21})$$

$$f(P) \approx \frac{y_2 - y}{y_2 - y_1} f(R_1) + \frac{y - y_1}{y_2 - y_1} f(R_2).$$

Четыре красные точки представляют собой известные значения функции. Значение в зеленой точке должно быть интерполировано.

Пример увеличения

Результаты:
по ближайшему соседу и билинейная



Недостаток метода билинейной интерполяции

Исходное изображение W x H пикселей

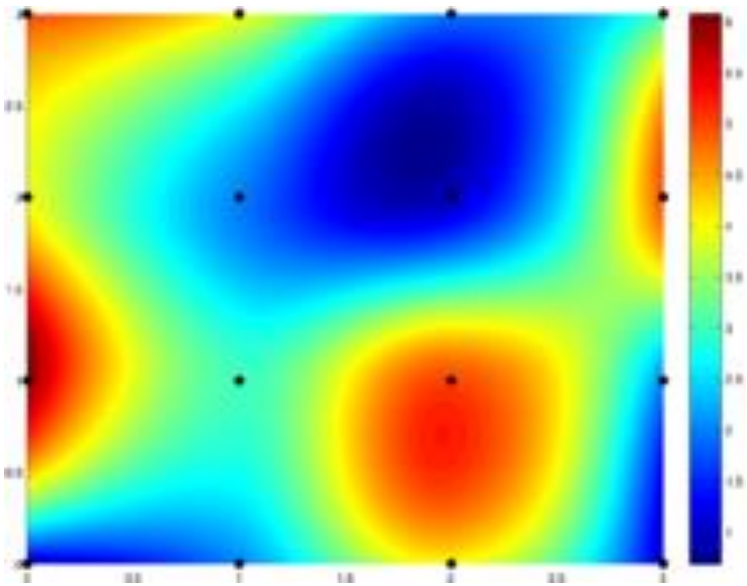
Увеличение в N раз

Результирующее изображение не NW x NH пикселей, а (N(W-1)+1) x (N(H-1)+1) пикселей.

Интерполяция с большим числом соседей

- 3-D графика
- Обработка медицинских изображений

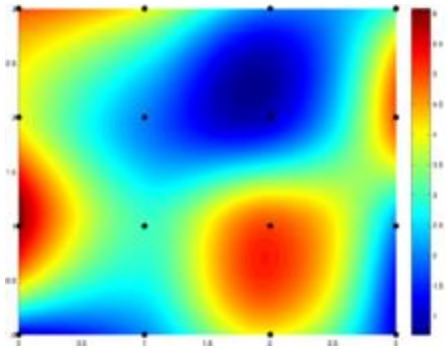
Бикубическая интерполяция



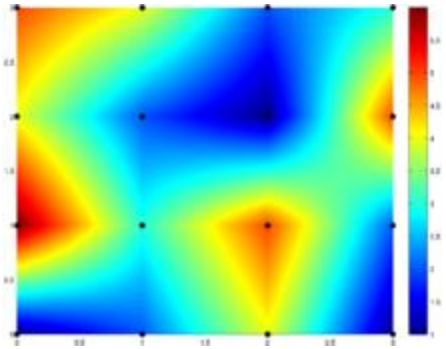
Сетка [0,3] x [0,3]

16 соседей

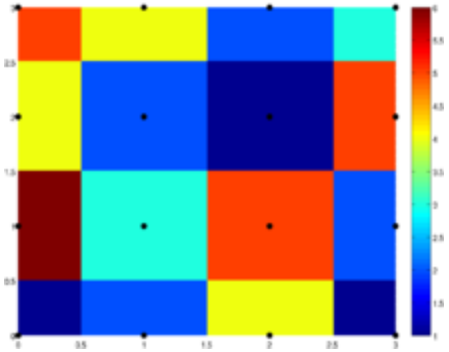
Сравнение



Бикубическая



Билинейная



Ближайшего соседа

Алгоритмы масштабирования

Алгоритм	Изображение
(Исходные изображения)	
Super-xBR 4x	
SuperEagle	
SuperSal	
Sal 2x	
Scale 2x	

Изображение, увеличенное при помощи

метода ближайшего соседа (слева) и 2xSaI (справа)

EPX/Scale2x/AdvMAME2x

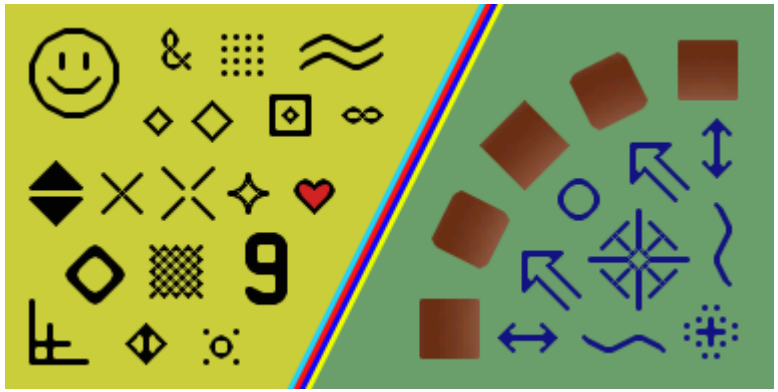
- EPX («Eric’s Pixel eXpansion», пиксельное увеличение Эрика) — алгоритм, разработанный Эриком Джонстоном из LucasArts приблизительно в 1992 году

такие как AdvMAME2x и Scale2x, разработанные приблизительно в 2001 году, имеют более эффективную, но функционально идентичную, реализацию:

```
  A    --\ 1 2
C P B  --/ 3 4
  D
 1=P; 2=P; 3=P; 4=P;
 Если C==A и C!=D и A!=B => 1=A
 Если A==B и A!=C и B!=D => 2=B
 Если B==D и B!=A и D!=C => 4=D
 Если D==C и D!=B и C!=A => 3=C
```

Семейство hq*n*x

Изображение, увеличенное в 3 раза методом ближайшего соседа



Изображение, полученное при использовании алгоритма hq3x.

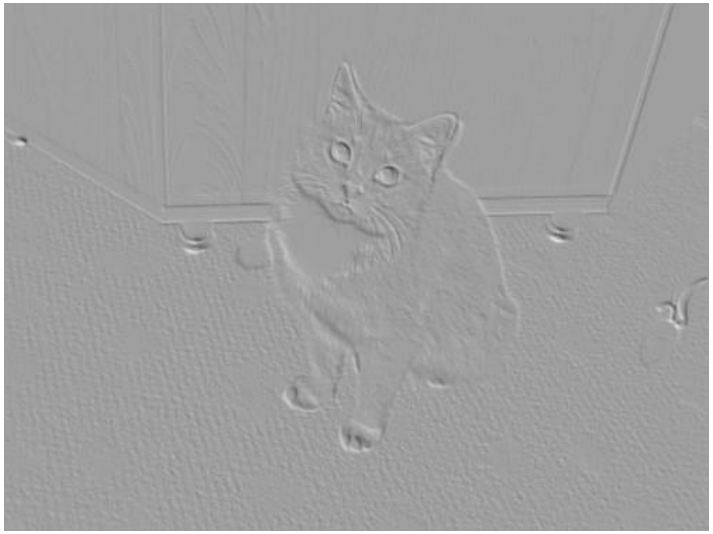
Спецэффекты

- Рассмотрим
  - Тиснение
  - Негатив
  - «Светящиеся» края
  - Геометрические эффекты
    - Перенос/поворот
    - Искажение
  - «Эффект стекла»

Тиснение

$$\begin{Vmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{Vmatrix}$$

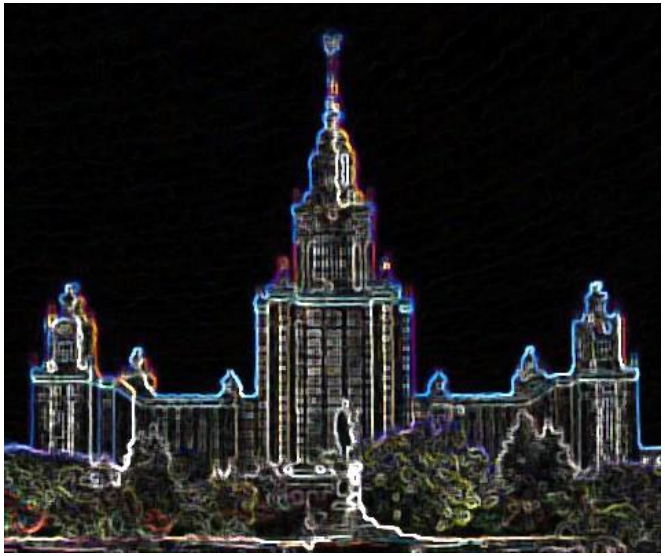
Фильтр + сдвиг яркости, нормировка…



Цифровой негатив

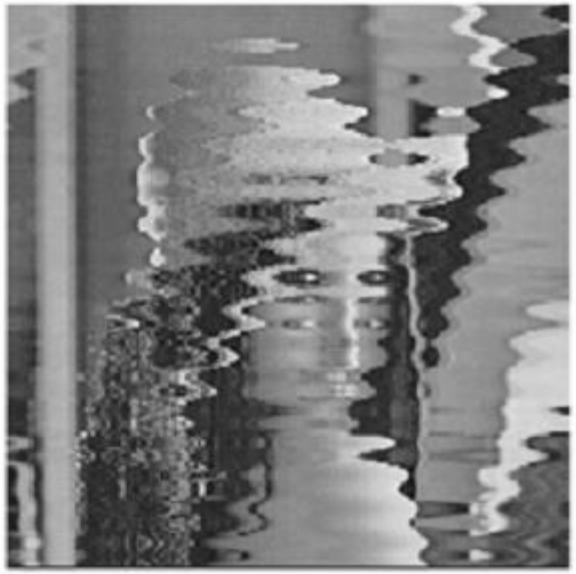
$$R' = 255 - R; \quad G' = 255 - G; \quad B' = 255 - B;$$

Светящиеся края



Медианный фильтр + выделение краев + фильтр «максимума»

«Волны»



Волны 1:

$$x(k;\ l) = k + 20sin(2\pi l\ /\ 128);\ y(k;\ l) = l;$$

Волны 2:

$$x(k;\ l) = k + 20sin(2\pi k\ /\ 30);\ y(k;\ l) = l;$$

«Эффект стекла»

$$x(k; l) = k + (\mathrm{rand}(1, 1) - 0.5) * 10;$$
$$y(k; l) = l + (\mathrm{rand}(1, 1) - 0.5) * 10;$$