

Введение в Компьютерное Зрение  
Лекция №5, осень 2020

# Локальные характеристики изображений

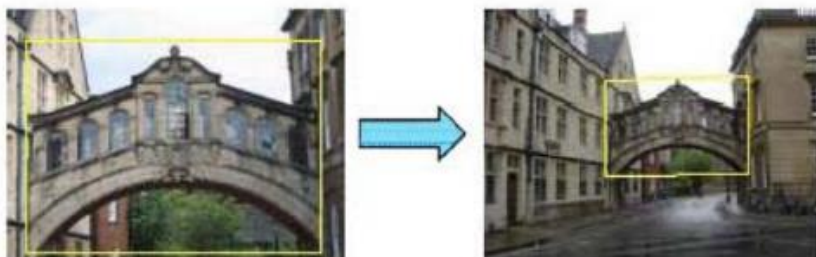


Кафедра  
технологий  
проектирования  
сложных  
технических  
систем

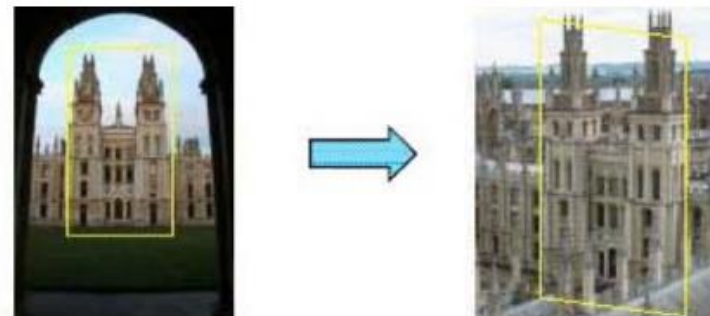
# План лекции

- Предпосылки к решению задачи поиска изображений
- Локальные особенности изображений
- Детекторы особых точек
  - Moravec
  - Shi-Tomasi
  - Harris
- Дескрипторы особых точек
  - SIFT
  - ORB

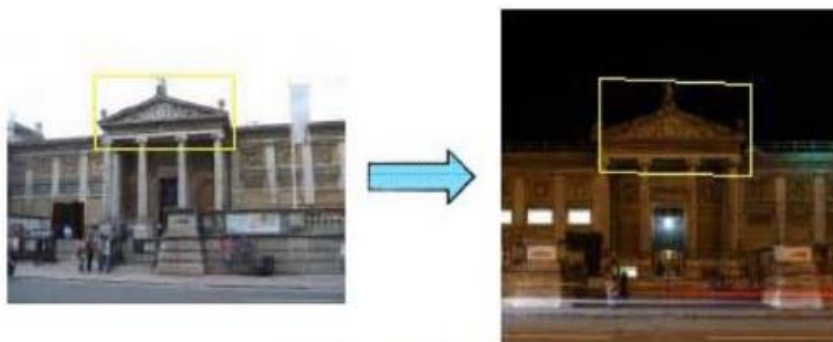
# Предпосылки к решению задачи поиска



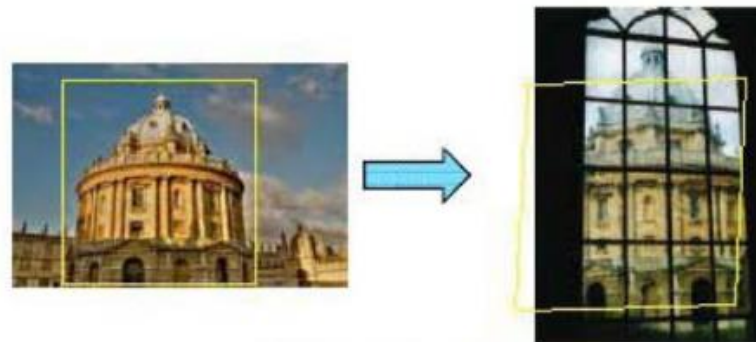
Изменение масштаба



Изменение точки съемки



Изменение освещения



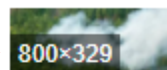
Перекрытие

# Предпосылки к решению задачи поиска

## Поиск фейков



### Сайты, где встречается картинка



В Вологодской области второй день тушат лесной пожар

[Vologda-poisk.ru](http://Vologda-poisk.ru)

В Вологодской области второй день тушат лесной пожар



В 90 районах Беларуси запрещено посещать леса. К выходным ожидается полный запрет :: Бобруйск - Актуально

[Bobr.by](http://Bobr.by)

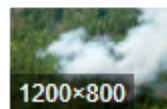
В 90 районах Беларуси запрещено посещать леса.



Беларусь сверху - Страница 1 из 7

[Bashny.net](http://Bashny.net)

Беларусь сверху



В 90 районах Беларуси запрещено посещать леса. К выходным ожидается полный запрет :: Бобруйск - Актуально

[Bobr.by](http://Bobr.by)

В министерстве лесного хозяйства не исключают, что к выходным ограничения введут по всей стране.

[Доклад Александра Крайнова о поиске картинок в Яндексе](#)

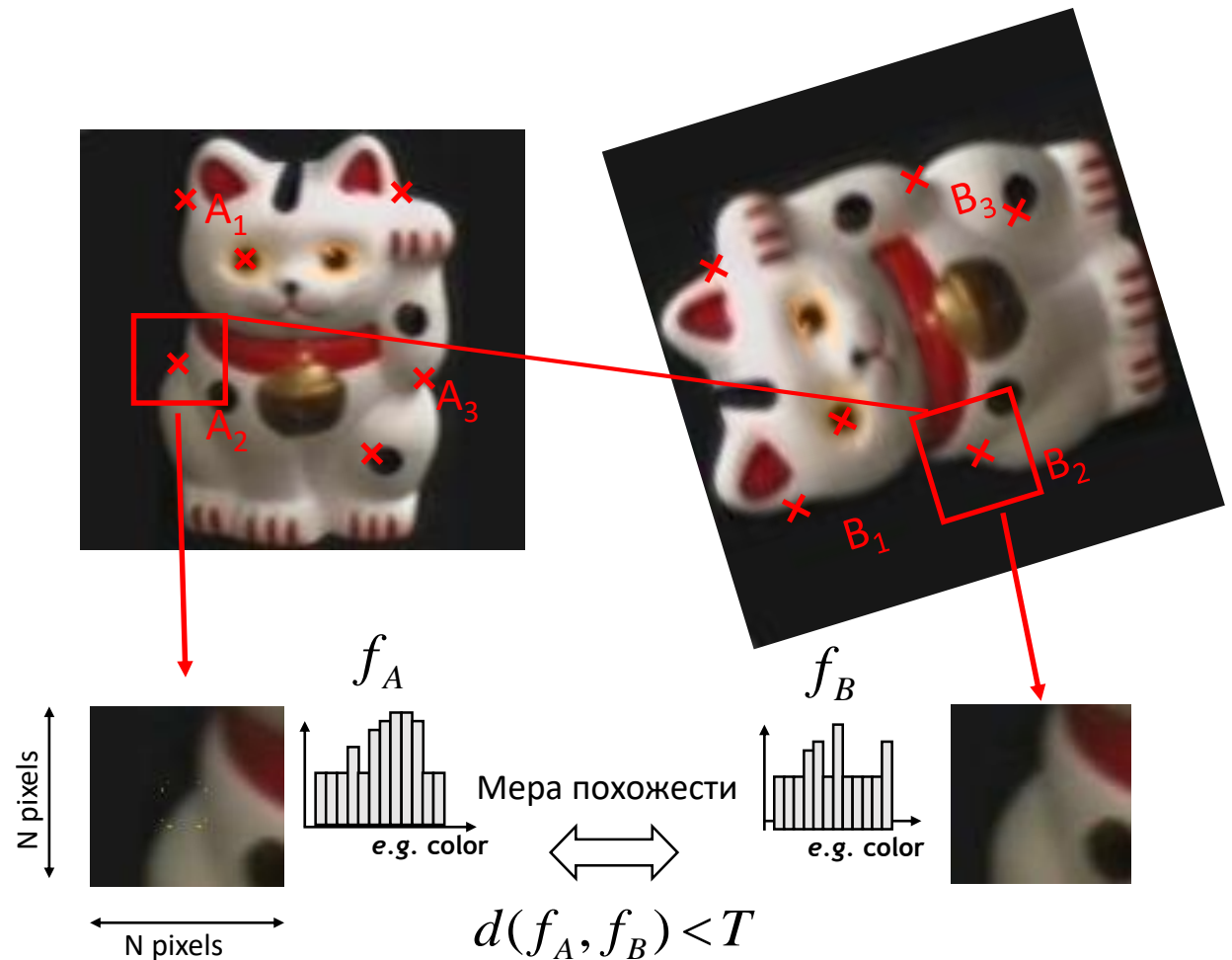
# Чего мы хотим от особых точек?

- Уникальность
  - Точка должны быть различима от других примеров
- Инвариантность
  - Точка должна встречаться при разных геометрических или оптических преобразованиях объекта на изображении
- Повторяемость
  - Точка должна повторятся на разных изображениях, если она относится к одному объекту
- Количество
  - Точек должно быть достаточное количество регионов, чтобы покрыть объект
- Быстрота вычислений
  - Вычисление особых точек должно быть сравнительно быстрой операцией

# Подход к сравнению изображений

Алгоритм сравнения изображений:

1. Поиск особых точек
2. Выделение окрестностей особых точек
3. Построение вектора признаков для каждой окрестности
4. Сопоставление векторов признаков двух изображений



# Локализацией особых точек

Что должны быть обеспечено:

- Повторное обнаружение
- Точная локализация
- Интересное содержание

Введем эмпирическое предположение:

**Особая точка – это угловая точка**



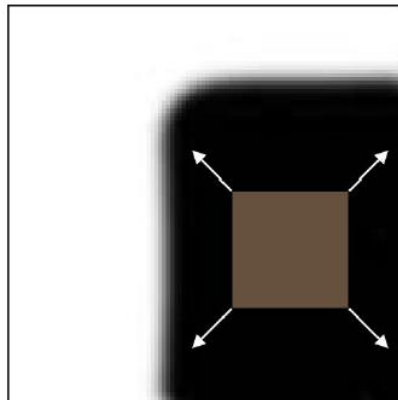


# Детектор особых точек

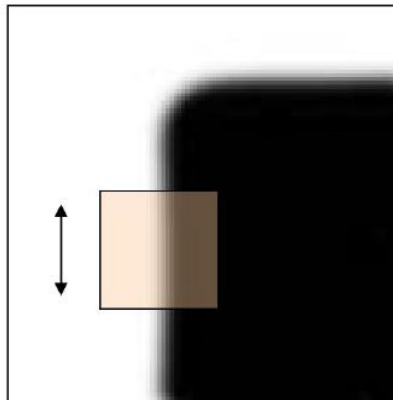
Критерии построения детектора:

- Мы должны легко распознать точку, глядя в маленькое окно (местность).
- Смещение окна в любом направлении должно давать большое изменение интенсивности (хорошая локализация)

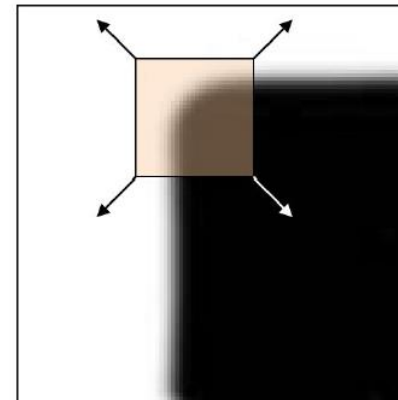
1. Смещение окна в окрестности угловой точки в любом направлении приводит к существенному изменению набора интенсивностей окна (алгоритм Моравица)
2. В окрестности угловой точки - два доминирующих направления градиента (алгоритм Харриса)



“монотонная” область:  
нет изменений ни в  
каком направлении



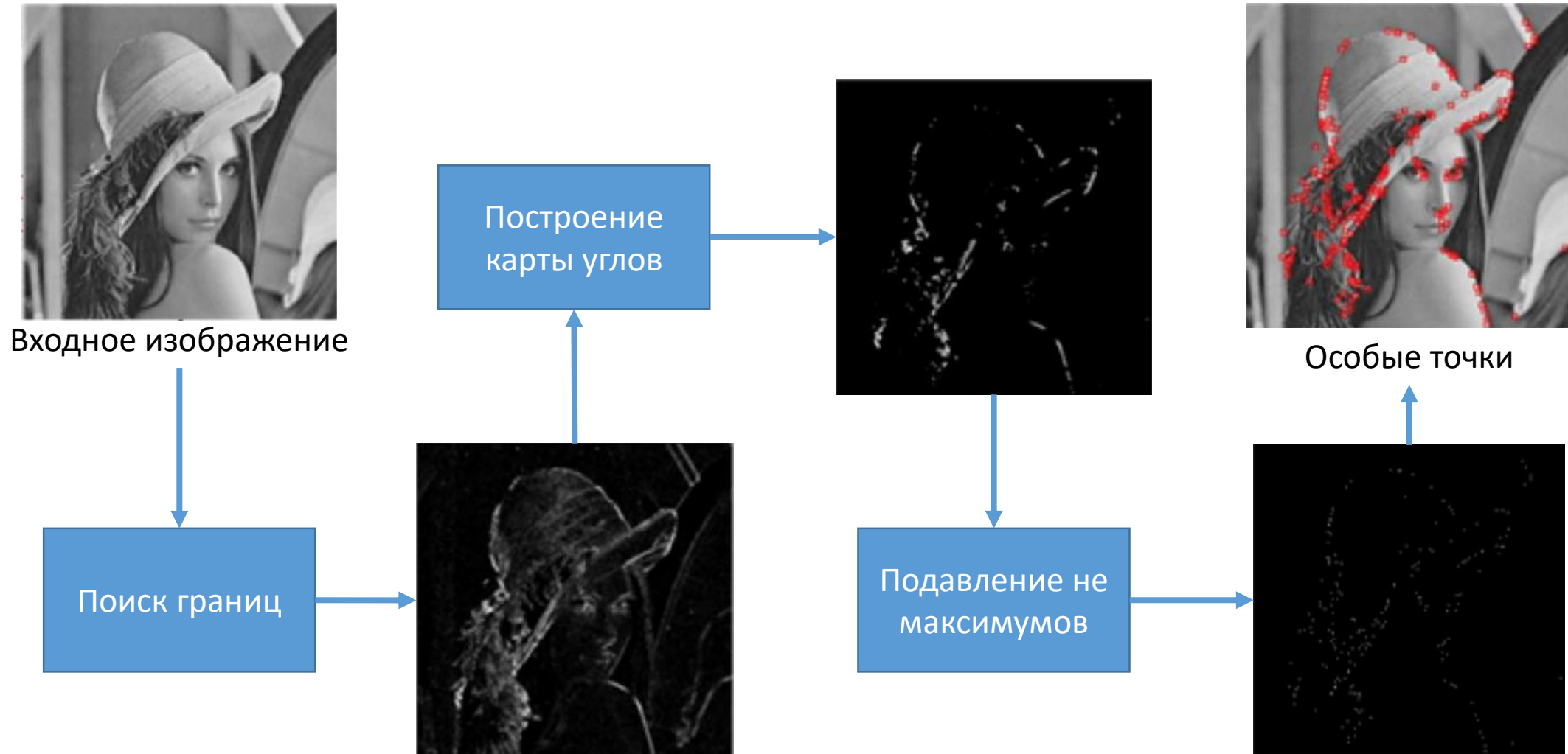
“край”:  
нет изменений по одному  
из направлений – вдоль  
края



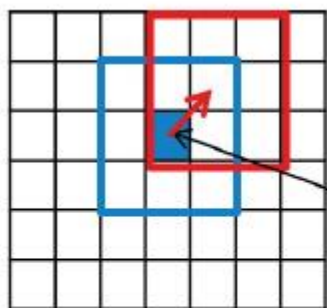
“угол”:  
существенные  
изменения по всем  
направлениям



# Структурная схема детектора особых точек



# Детектор Моравица



$(u,v)$  – направление смещения (всего 8 направлений)

$(x,y)$  – центр окна, размер окна  $(2n+1) \times (2n+1)$ ,  $n=1,2,4$

Для каждого направления смещения вычисляется изменение интенсивности:

$$S(x, y, u, v) = \sum_{a=x-n, b=y-n}^{a=x+n, b=y+n} (I(a, b) - I(a + u, b + v))^2$$

Строится карта силы угла в каждой точке:

$$C(x, y) = \min_{u, v} \{S(x, y, u, v)\}$$

Отсекаются неугловые точки по порогу (значение силы угла меньше порога)

Отсекаются точки, не являющиеся локальным максимумом (non-maximal suppression)

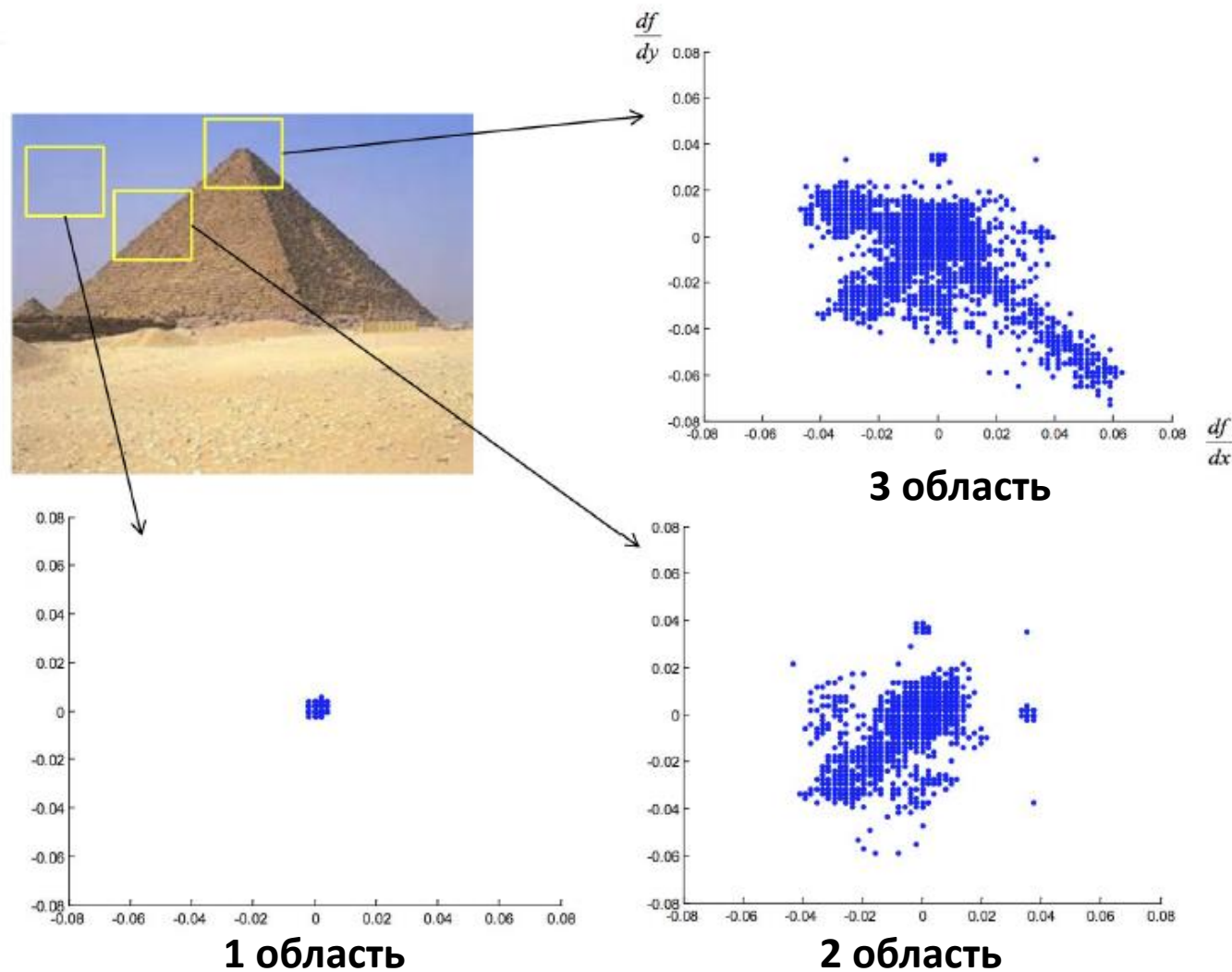
# Недостатки детектора Моравица

1. Не является инвариантным к повороту из-за дискретности рассматриваемого множества направлений смещений
2. Выдает высокий отклик вдоль при наличии даже небольшого шума
3. Неточен в оценке локального изменения интенсивности из-за использования квадратной бинарной маски окна

# Детектор Харриса

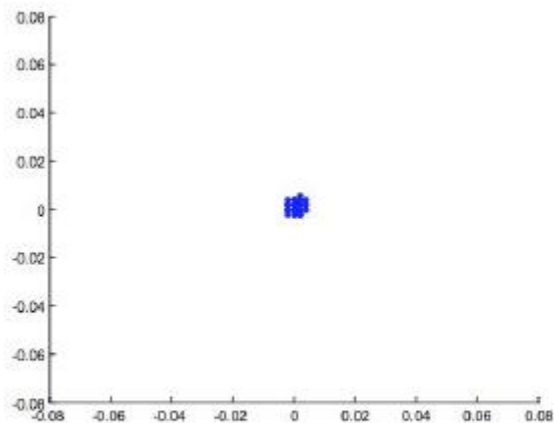
Рассмотрим распределение значений производных на 3 областях изображения:

1. «Фон»
2. «Край»
3. «Угол»

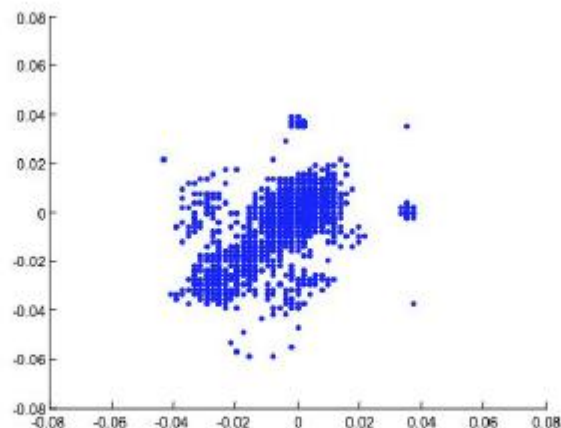


# Детектор Харриса

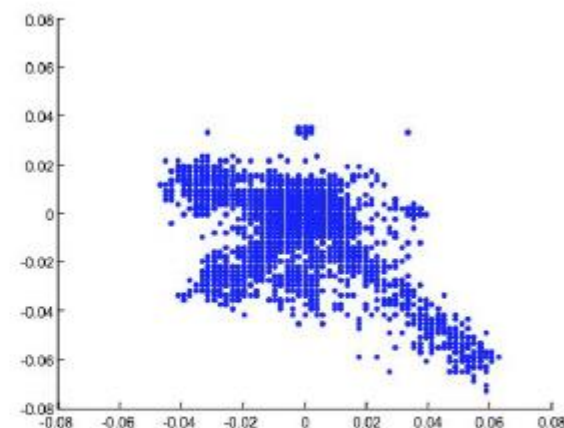
- Для каждого окна смотрим на собственные числа ковариационной матрицы градиентов значений пикселей
- Собственные вектора этой матрицы показывают «основные направления»
- Величина собственных чисел указывает на «степень выраженности» соответствующего направления



Нет «больших» собственных чисел



1 «большое» собственное число



2 «больших» собственных числа

# Детектор Харриса

Изменение интенсивности в окрестности точки  $(x, y)$  при сдвиге  $[u, v]$ :

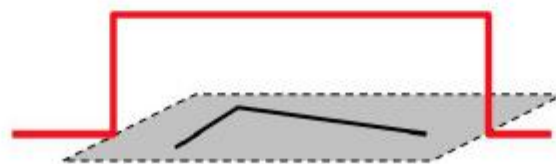
$$E(u, v) = \sum_{x, y} w(x, y) [I(x+u, y+v) - I(x, y)]^2$$

Функция  
окна

Яркость  
при сдвиге

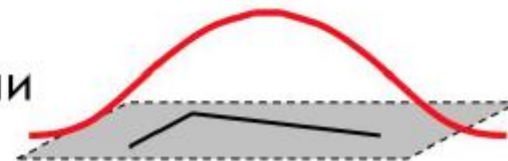
Яркость

Функция окна  $w(x, y) =$



1 в окне, 0 снаружи

или



Гауссиан



# Детектор Харриса

Для небольших сдвигов  $[u, v]$  можем аппроксимировать (ряд Тейлора):

$$I(u + x, v + y) \approx I(x, y) + I_x(x, y)u + I_y(x, y)v$$

Это приводит к приближению:

$$E(u, v) \approx \sum_{x, y} w(x, y) (I_x(x, y)u + I_y(x, y)v)^2$$

$$E(u, v) \cong [u, v] \ M \ \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$

где  $M$  - матрица  $2 \times 2$ , состоящая из частных производных от интенсивности:

$$M = \sum_{x, y} w(x, y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}$$

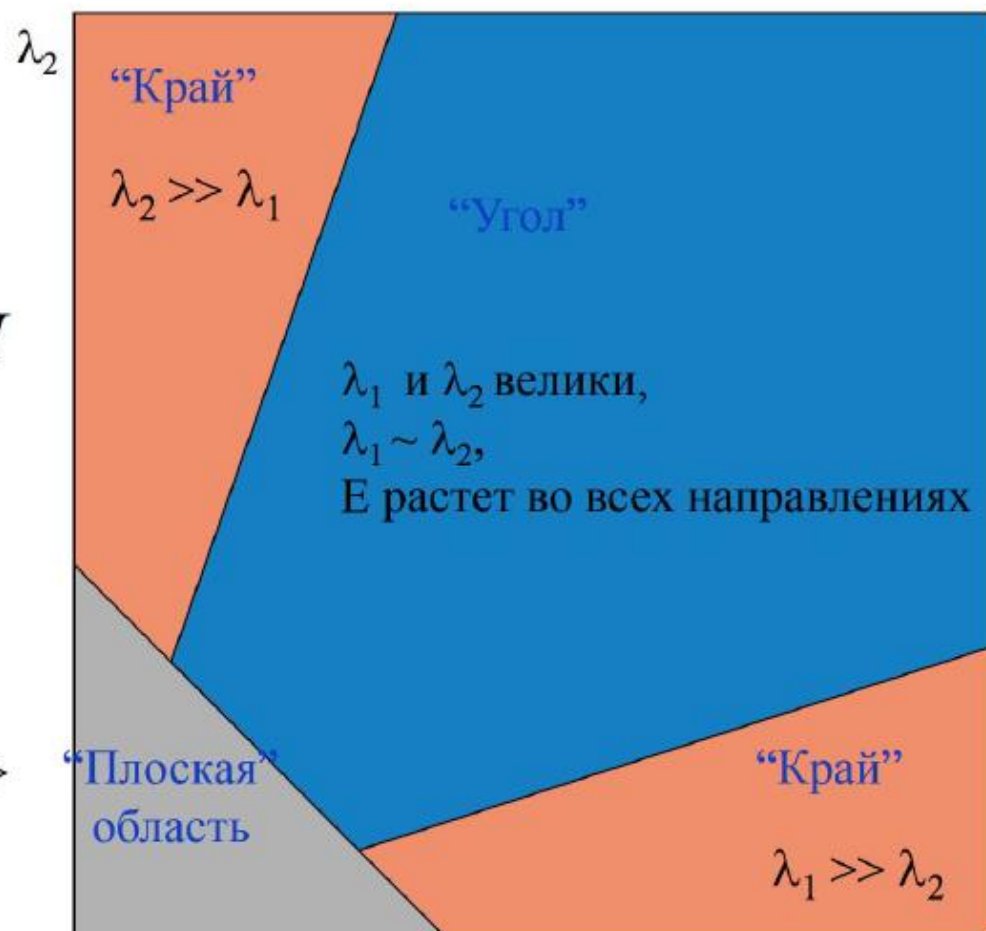


# Детектор Харриса

$$E(u, v) \cong [u, v] M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$

$\lambda_1, \lambda_2$  – собственные значения  $M$

$\lambda_1$  и  $\lambda_2$  малы;  
 $E$  почти постоянна по  
всем направлениям



# Детектор Харриса

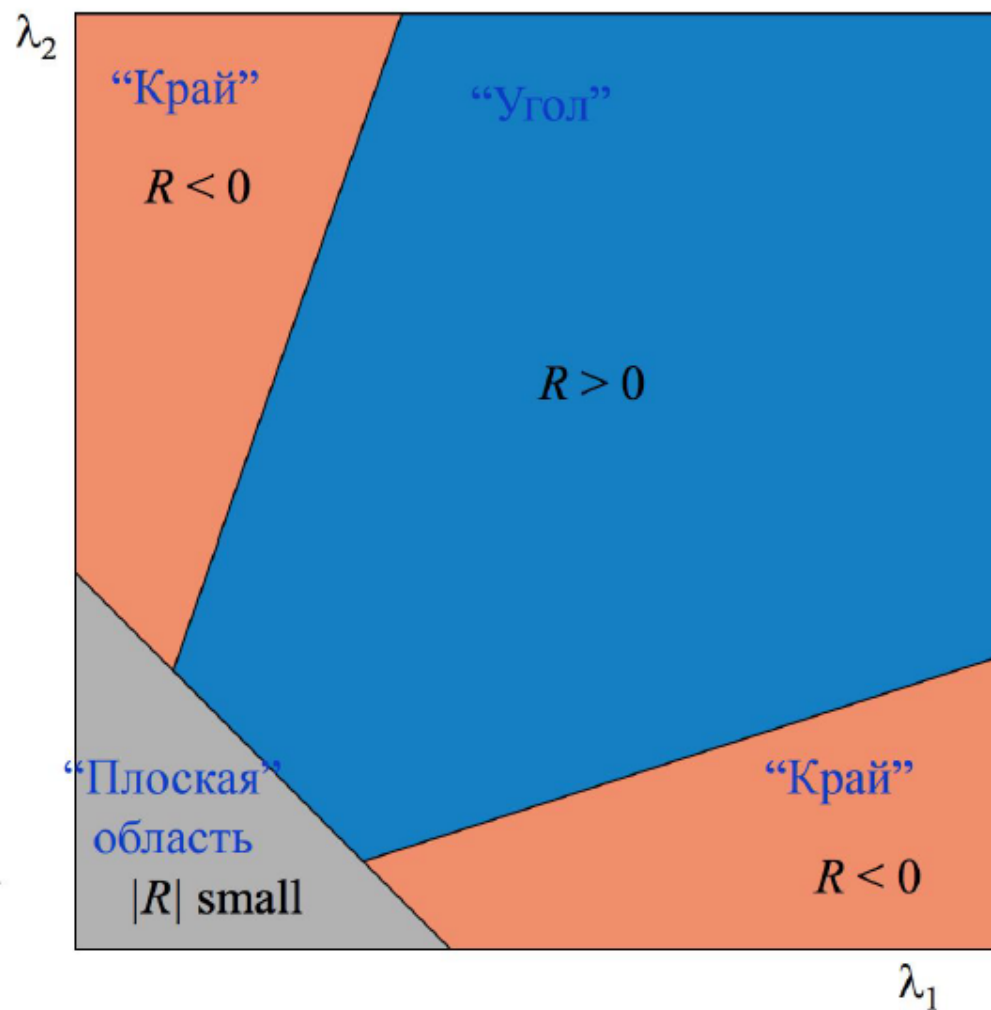
$$R = \det M - k (\text{trace } M)^2$$

$$\det M = \lambda_1 \lambda_2$$

$$\text{trace } M = \lambda_1 + \lambda_2$$

( $k$  – эмпирическая константа,  
 $k = 0.04-0.06$ )

- $R$  зависит только от значений собственных чисел  $\lambda_1, \lambda_2$
- $R$  принимает большие значения в угловых точках
- $R$  принимает отрицательные значения, большие по модулю на контуре
- $|R|$  мало в плоском регионе

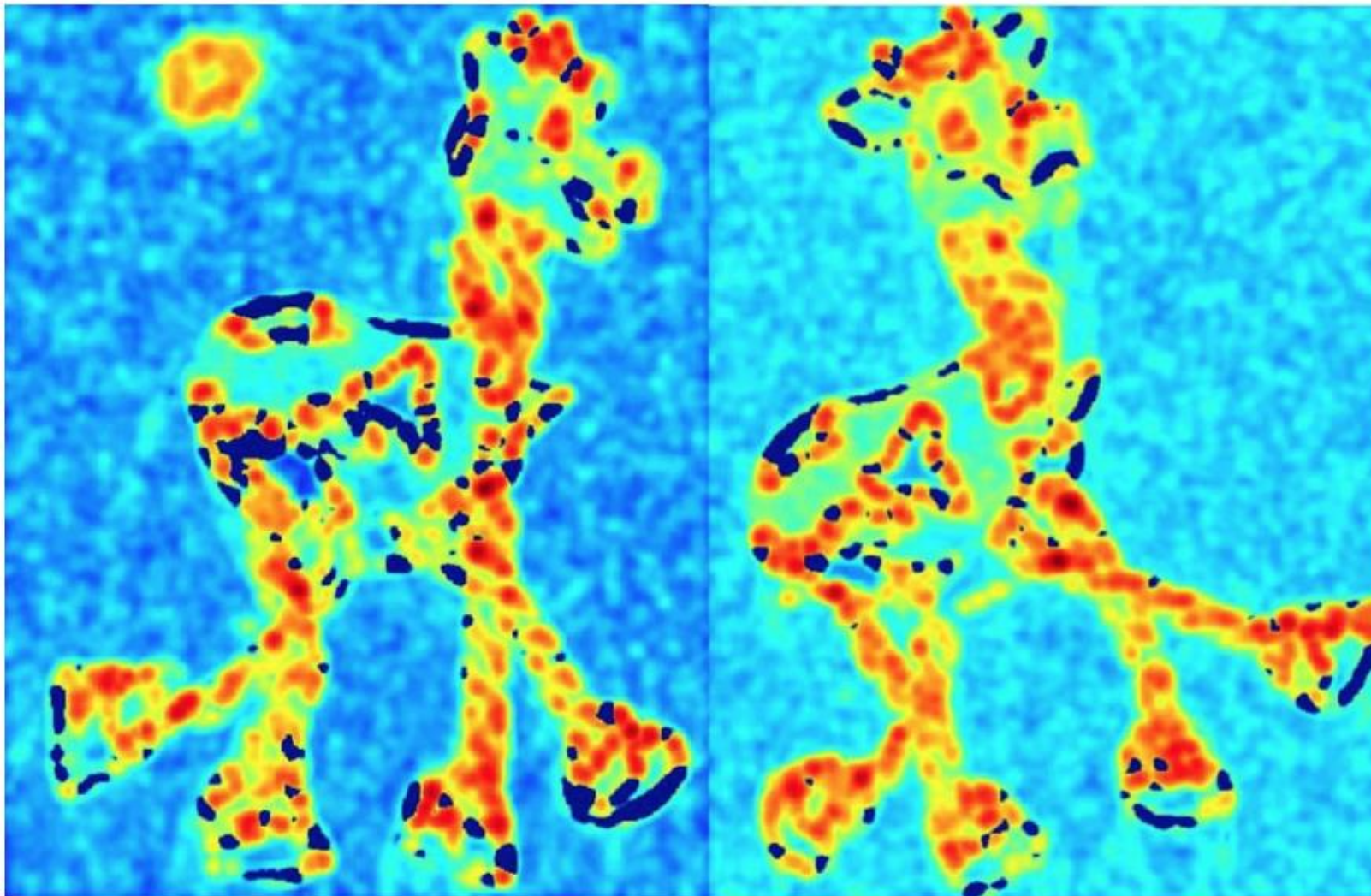


# Детектор Харриса: пример





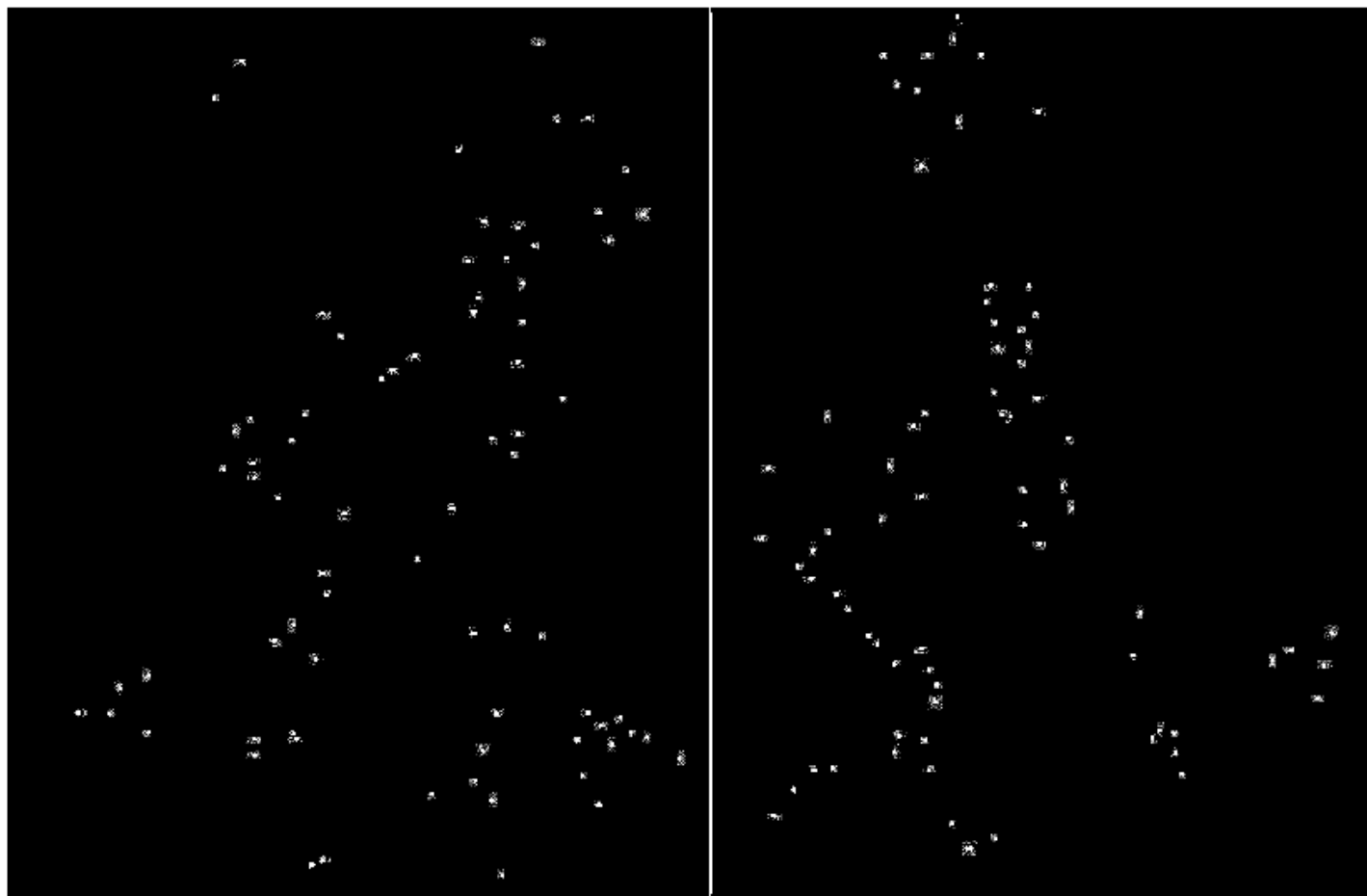
# Детектор Харриса: вычисляем $R$



Детектор Харриса: применяем правило  $R > T$



# Детектор Харриса: подавление не максимумов (NMS)



# Детектор Харриса: результат применения

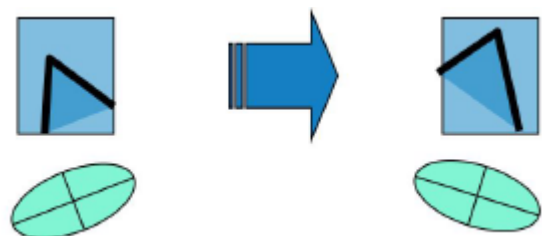




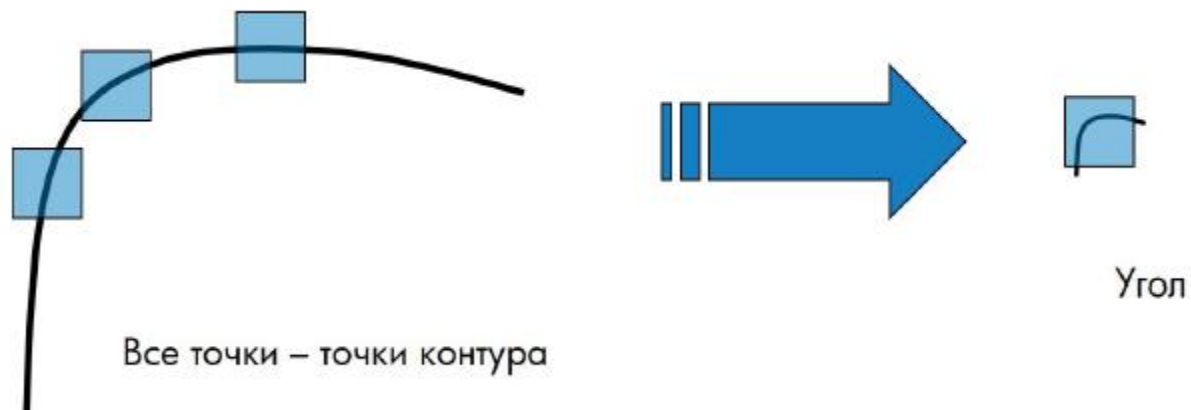
# Детектор Харриса

Свойства детектора:

- Инверсность к повороту
- Инвариантность к сдвигу занесений пикселей



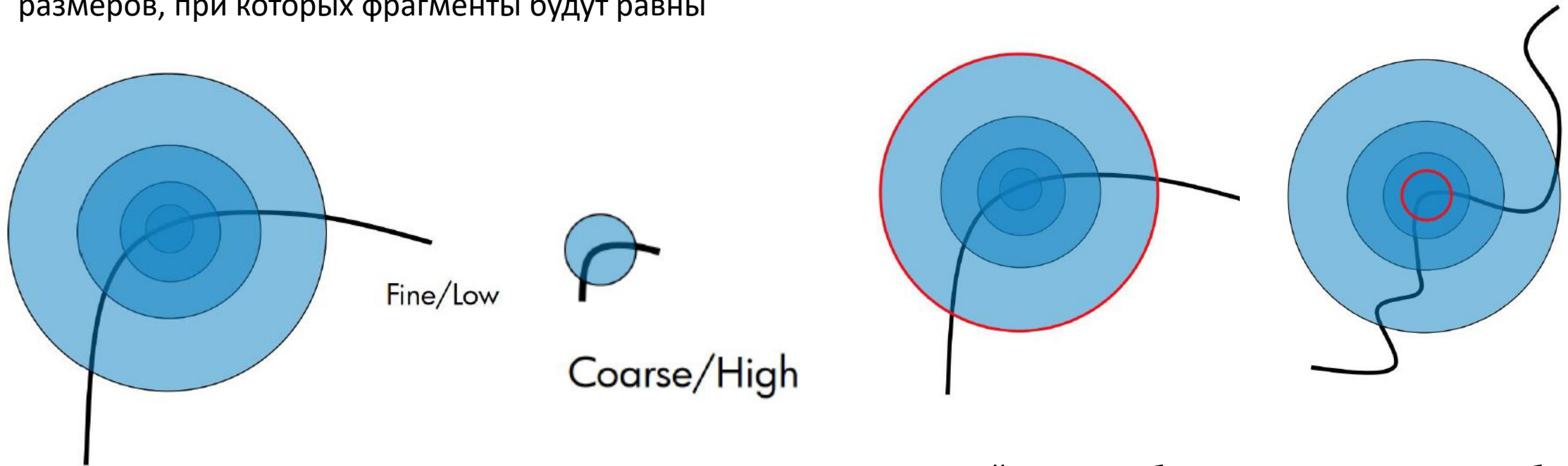
- Не инвариантность к изменению масштаба



# Ищем инвариант с масштабу

Рассмотрим фрагменты двух изображений разного размера

Для двух изображений найдутся соответствующие преобразования размеров, при которых фрагменты будут равны

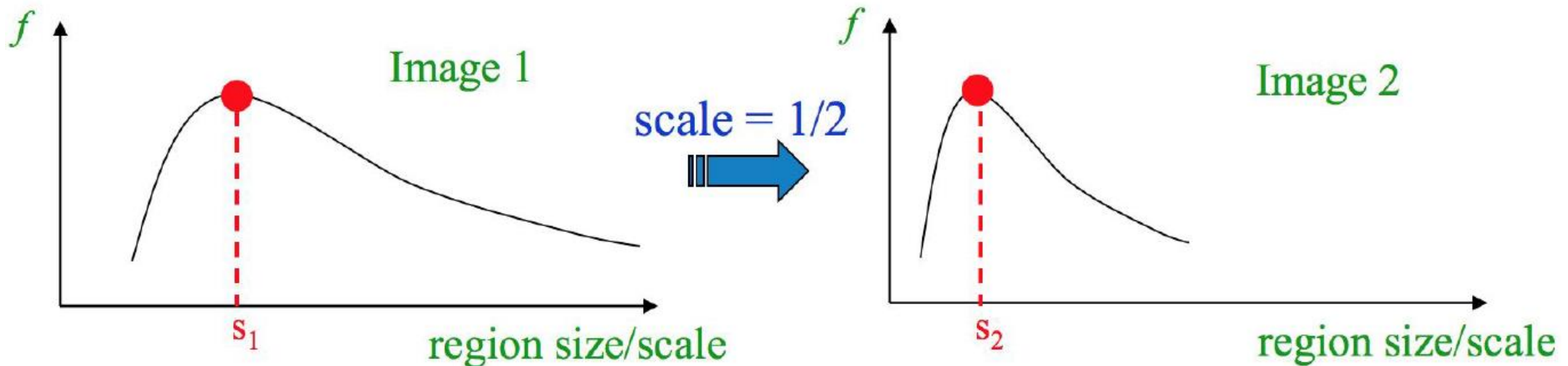


Какой размер области рассматривать, чтобы найти особую точку?

# Ищем инвариант с масштабу

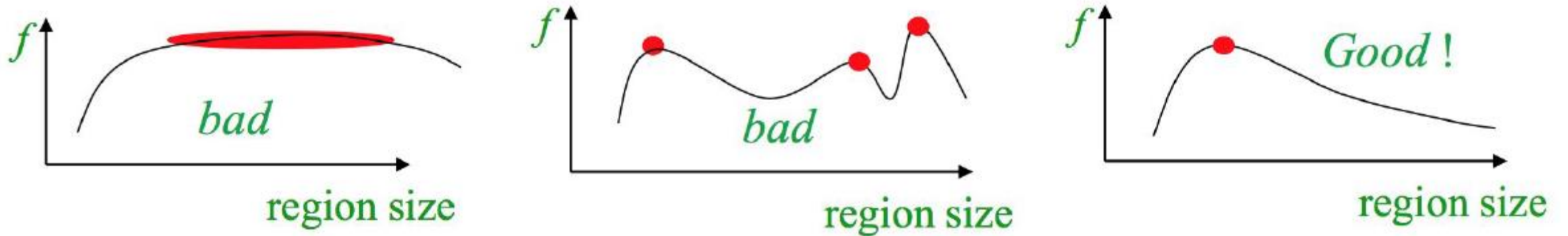
Решение:

- Определим такую функцию, которая будет принимать значение на фрагменте изображения инвариантное к масштабу
- Для в каждой точки изображения рассмотрим значение такой функции от размера окрестности, рассматриваемого около точки и найдем ее локальный максимум



# Ищем инвариант с масштабу

Функция должна быть с одним явно выраженным локальным максимумом



# Ищем инвариант с масштабу

Лапласиан:

$$L = \sigma^2 \left( G_{xx}(x, y, \sigma) + G_{yy}(x, y, \sigma) \right)$$

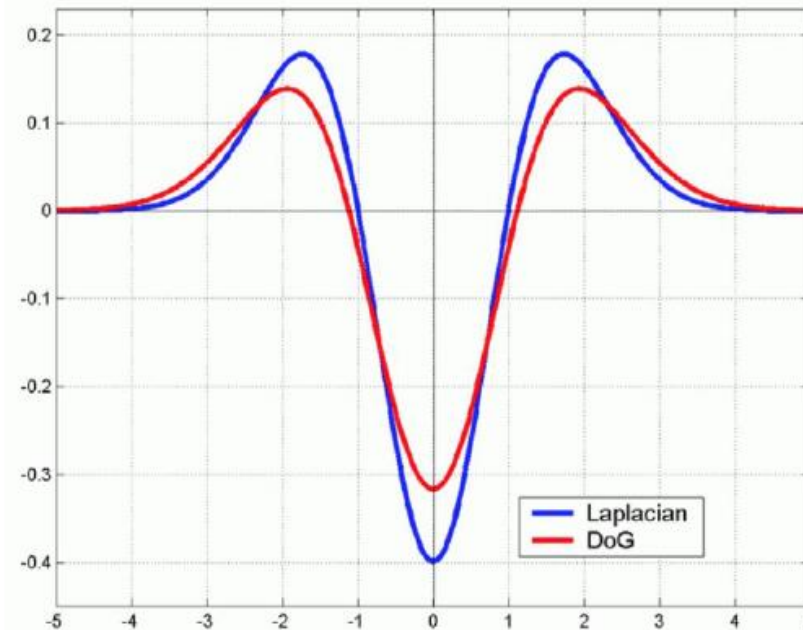
Разность Гауссиан  
(приближение Лапласиана):

$$DoG = G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)$$

где

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

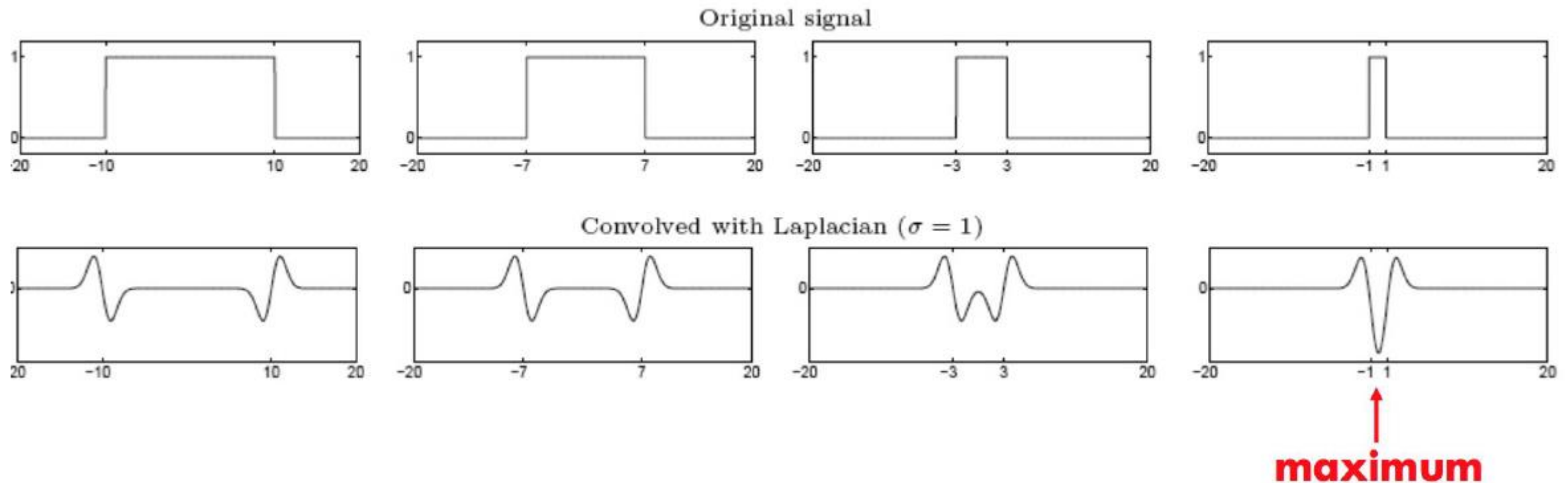
$$f = \text{Kernel} * \text{Image}$$



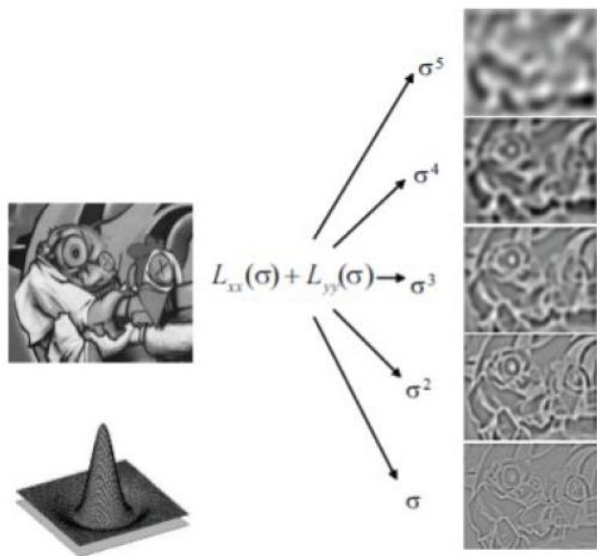
Оба ядра инварианты к изменению  
масштаба и повороту

# Ищем инвариант с масштабу

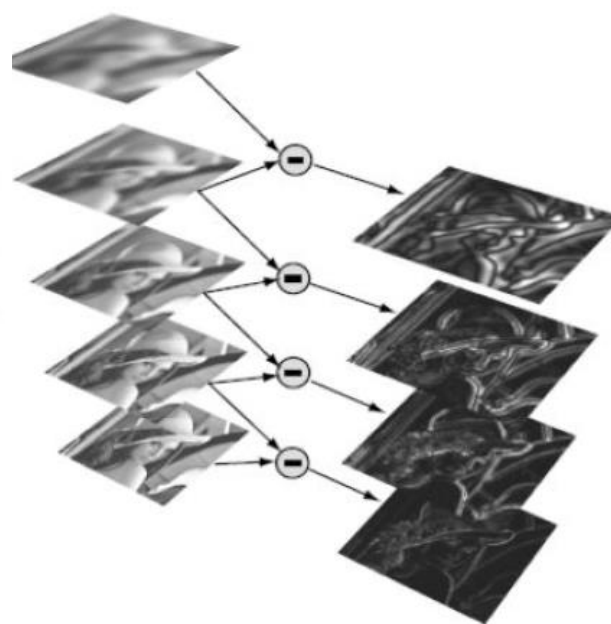
Одномерный случай для свертки сигнала с лапласианом:



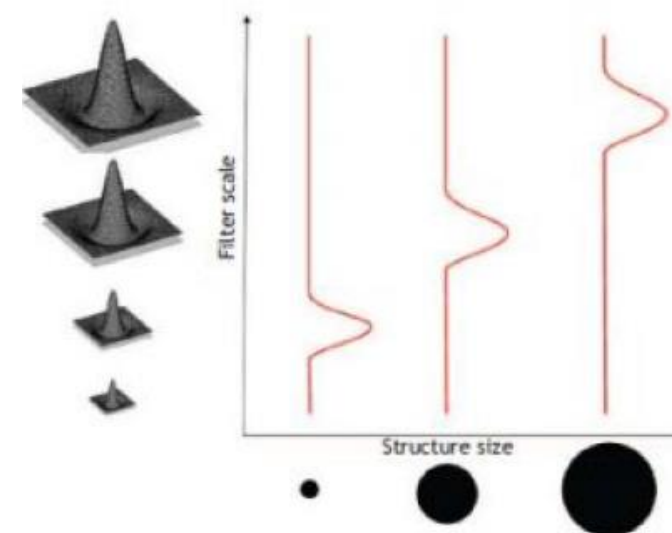
# Ищем инвариант с масштабу



Пирамида Лапласа



Пирамида Гаусса



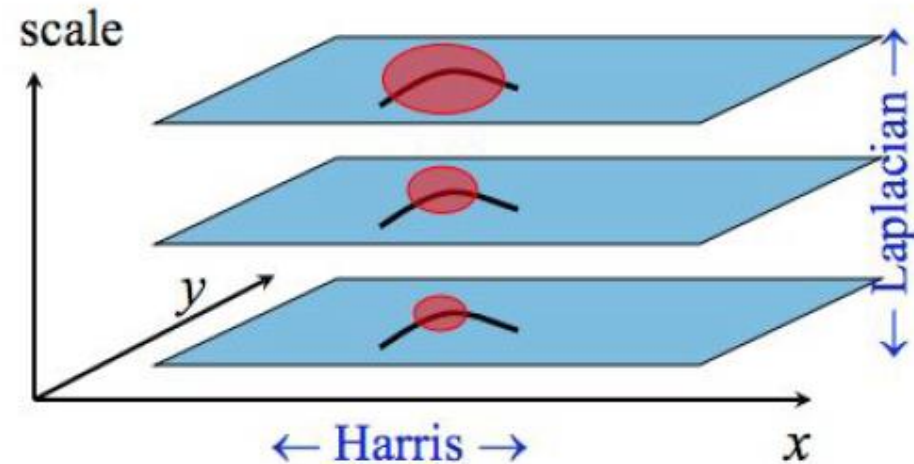
Интерпретация  
вариации сигмы



# Ищем инвариант с масштабу

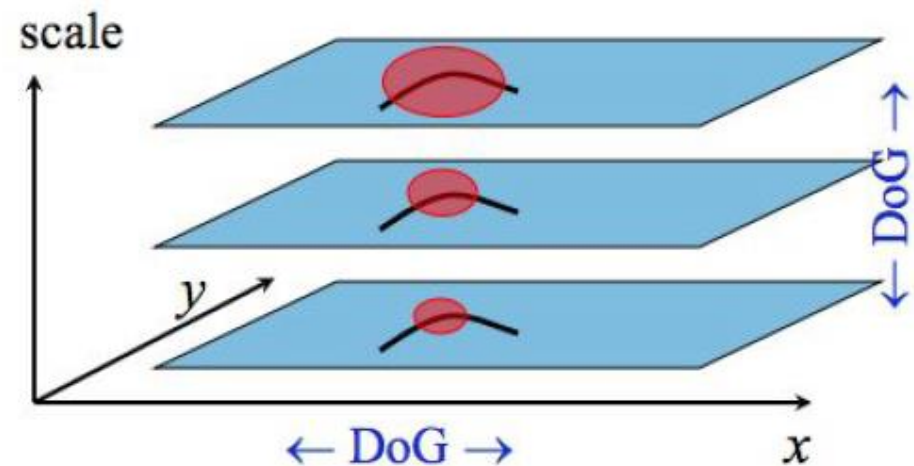
Harris-Laplacian:

- Применяем детектор Харриса
- Поиск локальных максимумов от Лапласиана в пространстве scale



Scale-invariant feature transform (SIFT):

- Поиск локальных максимумов от DoG в пространстве scale

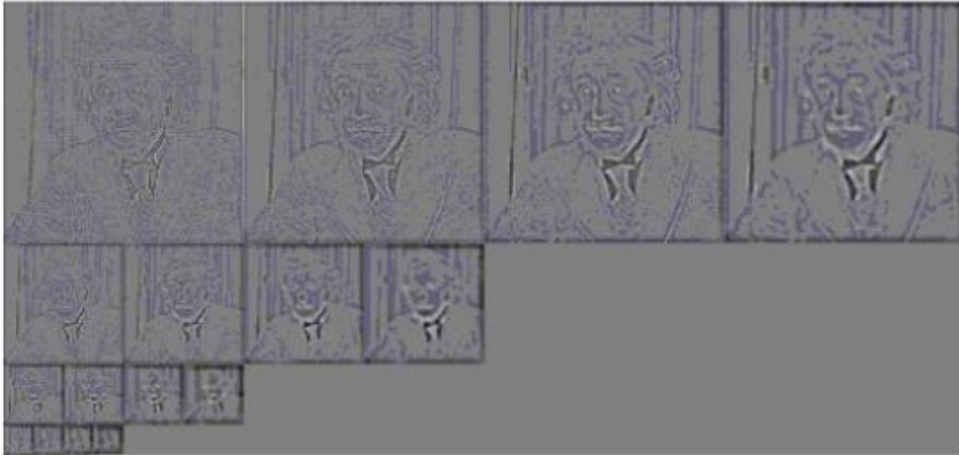


# Дескриптор особых точек SIFT

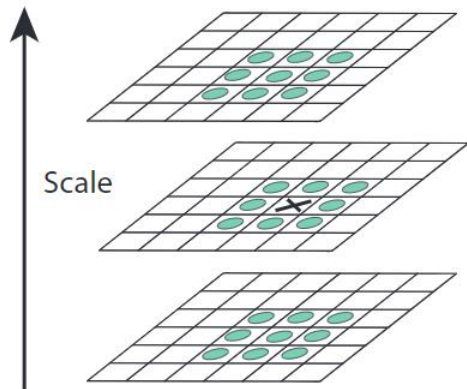
Описание алгоритма:

1. Применение DoG и поиск пиков в scale пространстве
2. Локализация особых точек
3. Расчёт ориентации окрестностей особых точек
4. Построение вектора признаков окрестностей особых точек

# SIFT: поиск особых точек

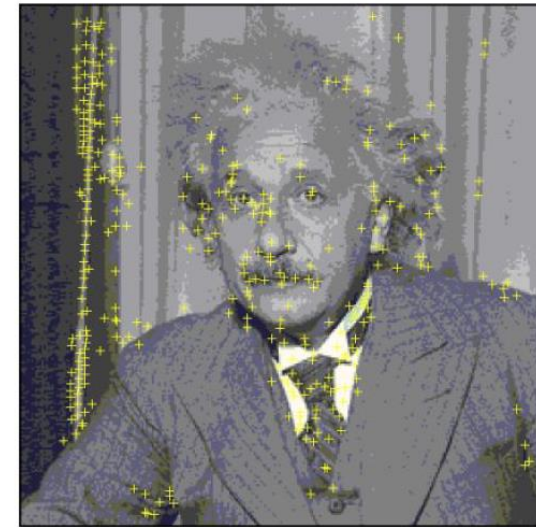
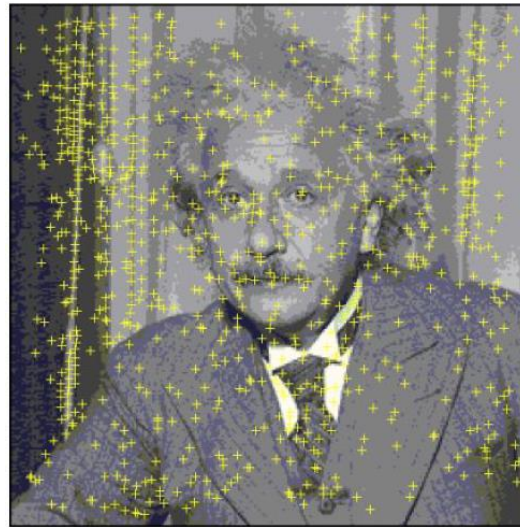


Гауссова пирамида изображения



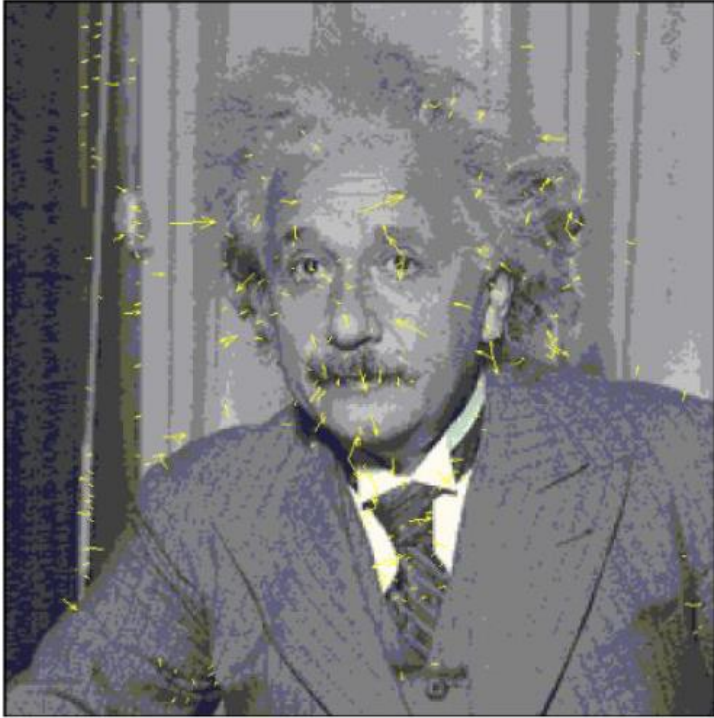
Максимум и минимумы DoG, применяемые в scale пространстве:

1. Обнаружение экстремальных точек для каждого scale
2. Проверить, встречается ли эта же точка для разных масштабов.



Результат проверки особых точек на разных уровнях в scale пространстве

# SIFT: ориентация окрестности особых точек



Шаги:

- Извлечь градиенты (DoG/LoG) изображения на каждом пикселе
- Определить вектор направления пиком на гистограмме локальных градиентных ориентаций изображения

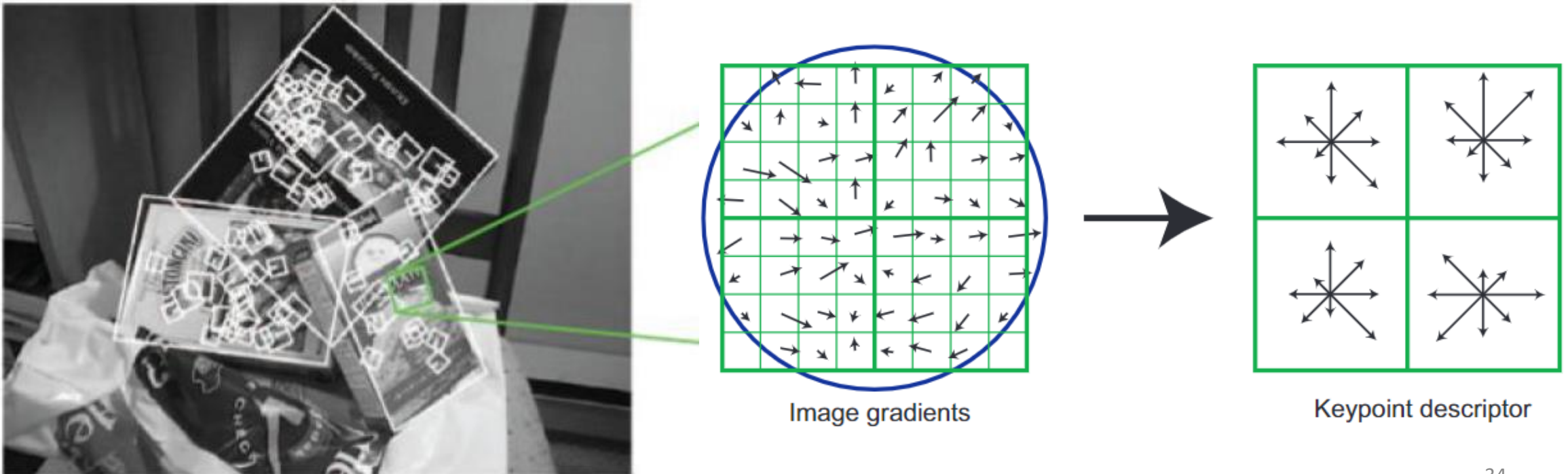
$$m(x, y) = \sqrt{(L(x + 1, y) - L(x - 1, y))^2 + (L(x, y + 1) - L(x, y - 1))^2} \quad \text{— gradient magnitude}$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}((L(x, y + 1) - L(x, y - 1)) / (L(x + 1, y) - L(x - 1, y))) \quad \text{— gradient orientation}$$

# SIFT: вектор признаков особых точек

Визуализация вычисления дескриптора SIFT

Для каждой (нормализованной по ориентации) области-инварианта масштаба, градиенты собираются в обычную сетку, а затем рассматриваются гистограммы ориентированных градиентов на блоке 4x4 pix .

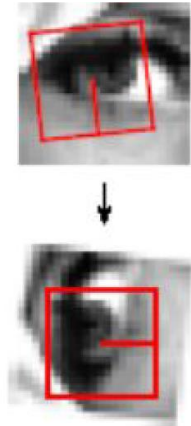




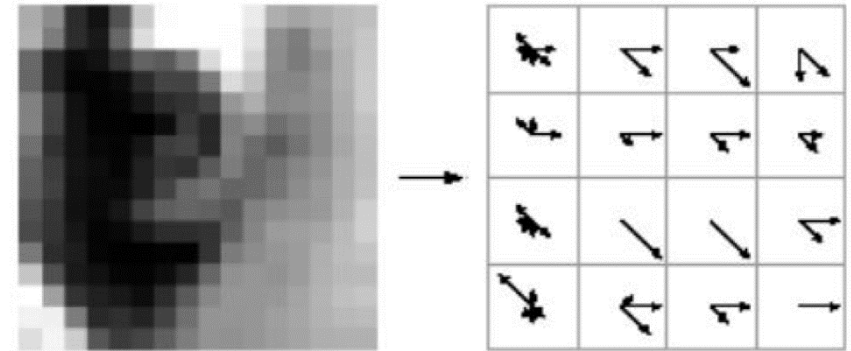
# SIFT: вектор признаков особых точек



Подмножество выделенных особых точек и связанных с ними регионов, используемых для создания дескрипторов



Область точки интереса, до и после поворота в отношении исходной ориентации особой точки



Пример вычисления дескриптора путем определения массива гистограммы ориентированных градиентов 4x4 из области 16x16 пикселей в окрестности особой точки

# Заключение

- Рассмотрены детекторы особых точек
  - Moravec
  - Harris
  - Shi-Tomasi
- Изучены дескрипторы изображений
  - SIFT
  - ORB