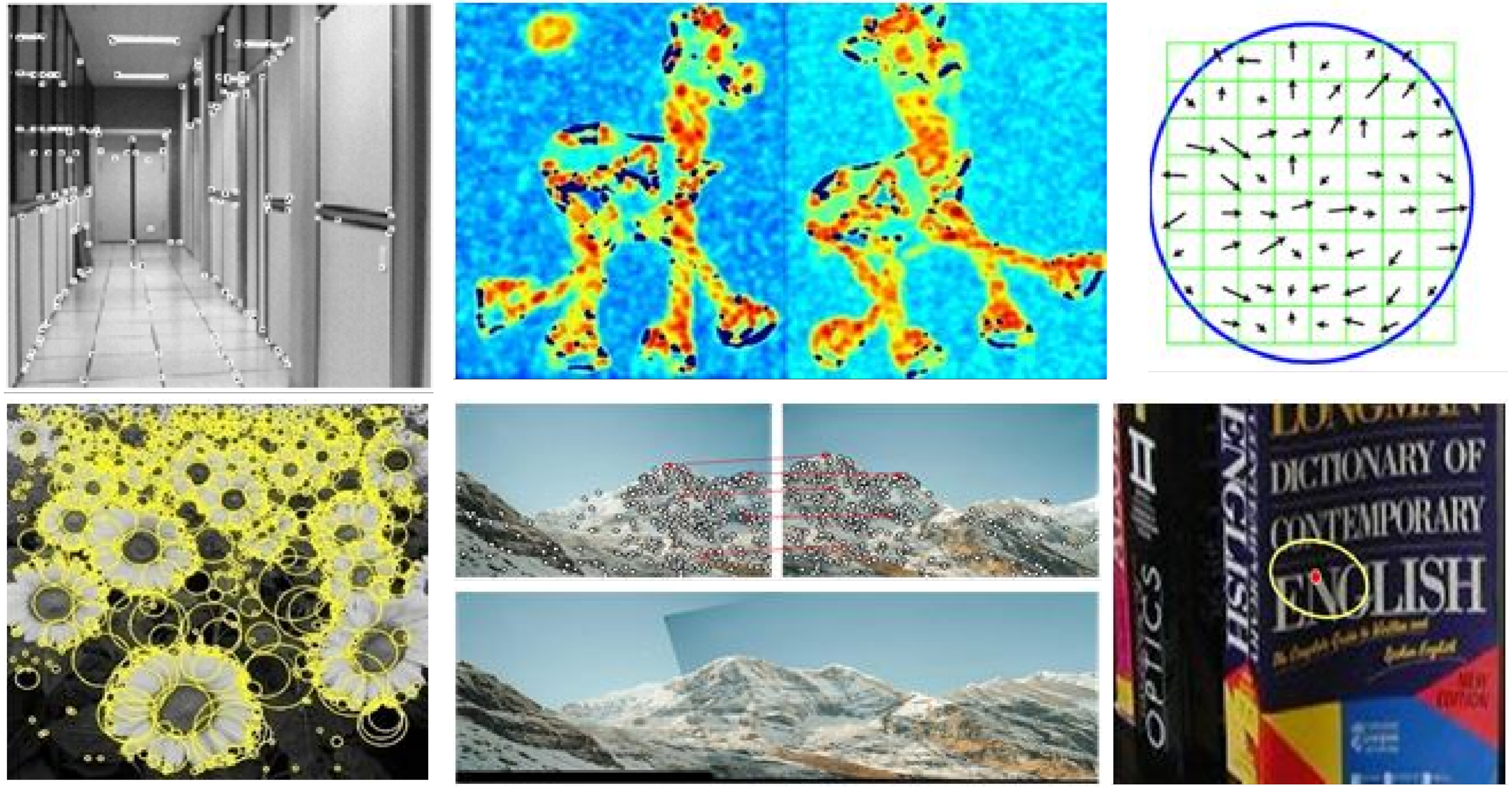
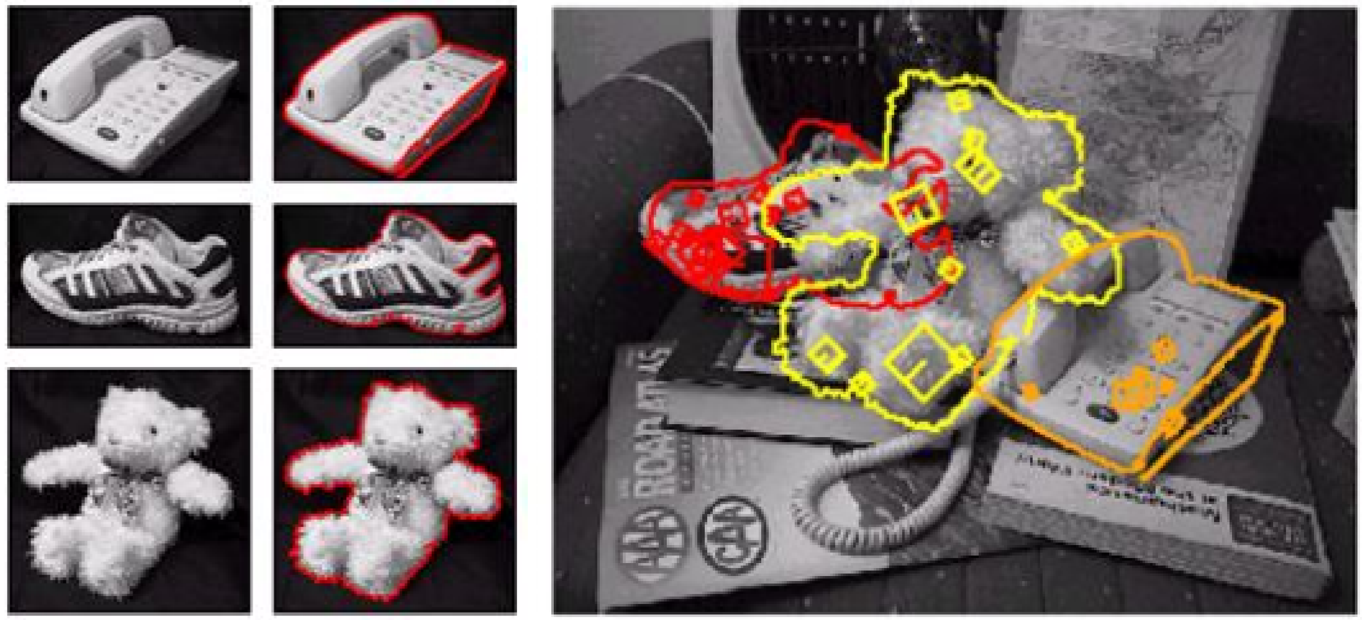
Локальные особенности



Антон Конушин

Many slides adopted from Svetlana Lazebnik, Steve Seitz and Alexey Efros

Задача сопоставления изображений



- Есть несколько изображений конкретных объектов
- Хотим найти эти объекты на тестовом изображении
- Попробуем «сопоставить» изображения объектов с тестовым изображением
- Задача «image matching»

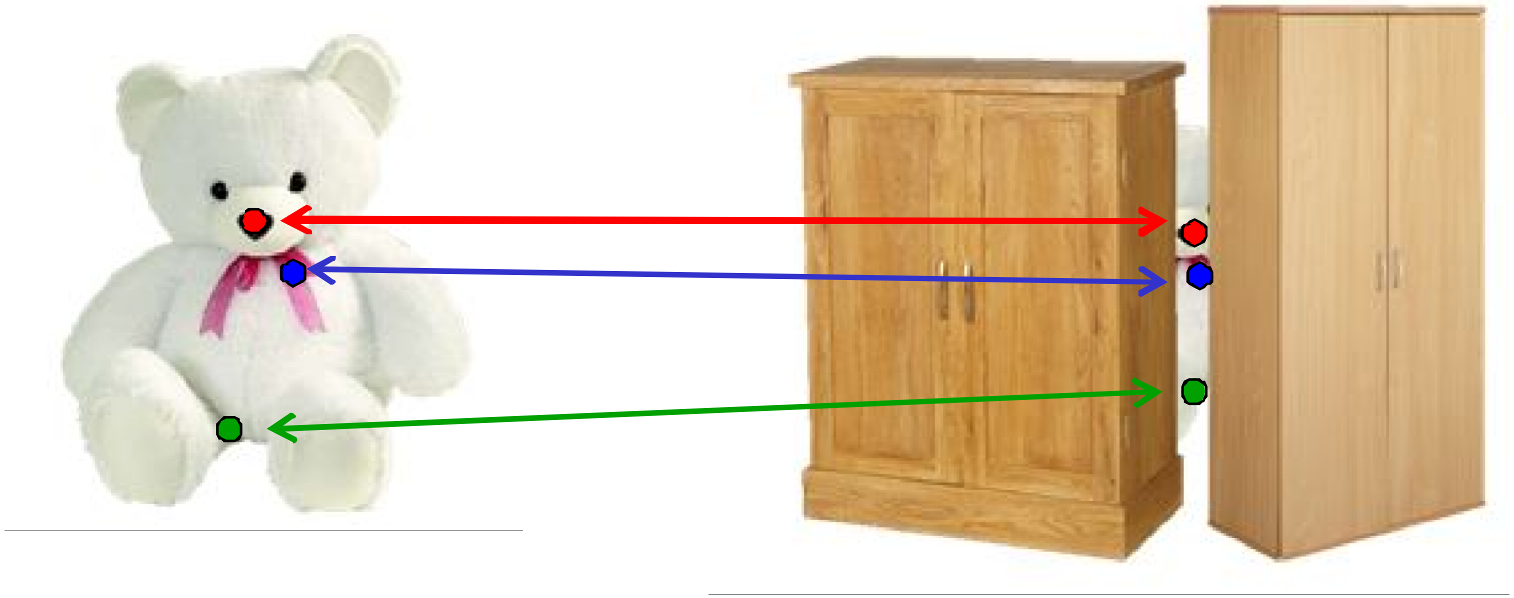
Как сопоставление работает?

Где медведь? 

А тут?

- Почему во втором случае было легче его найти?
- Были видны «характерные» фрагменты медведя

Особенности (features)

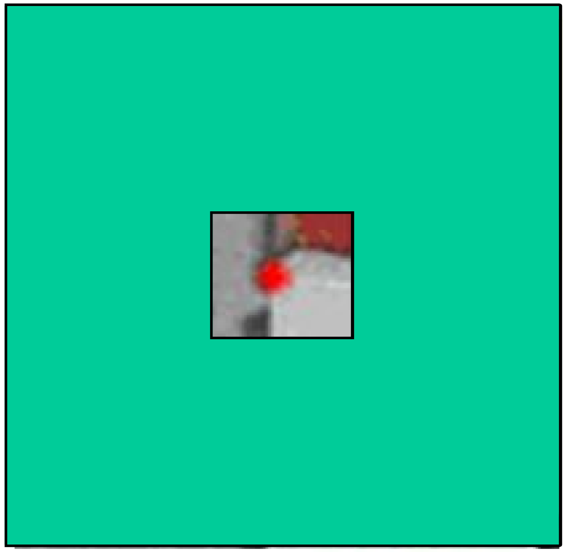


- «Хорошо различимые фрагменты» объекта
  - «особенности» (features)
  - «характеристические точки» (characteristic points)
  - «локальные особые точки» (local feature points)
- Характерные фрагменты позволяют справится с изменениями ракурса, масштаба и перекрытиями

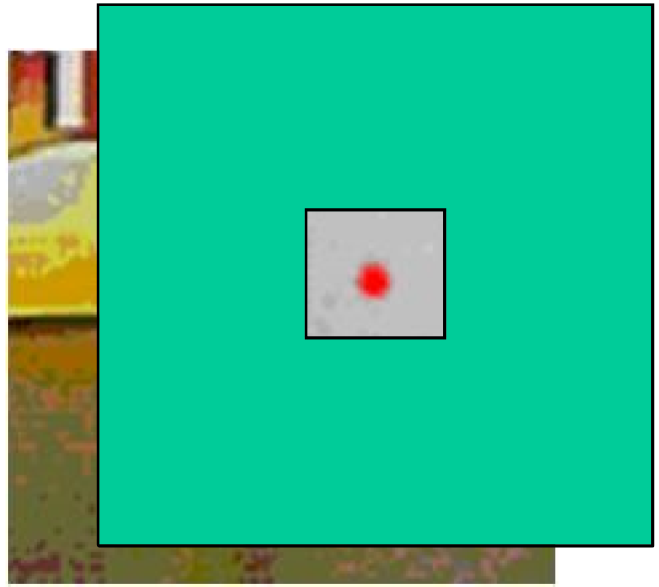
Требования

- Какие можно сформулировать требования к «хорошо различимым фрагментам» объекта?
- Отличаются от большинства других фрагментов объекта
- Инвариантны к изменению освещения
- Инвариантны к изменению ракурса
    - Можно находить одну и ту же точку на измененных изображениях
    - Можем «идентифицировать» эту точку

Локальные особенности



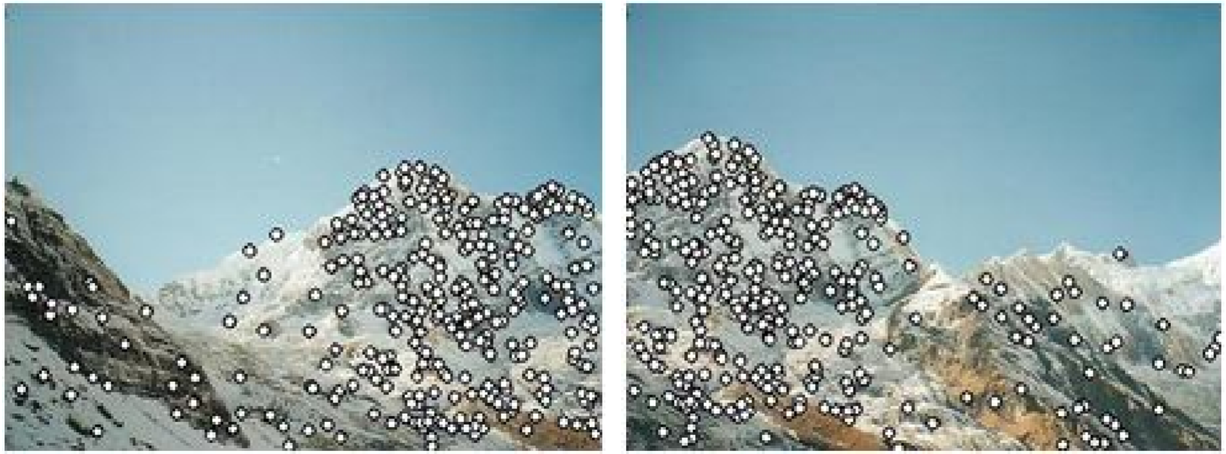
Пример особой точки



Пример точки, не являющейся особой

- Какая из двух точек является характерной («особой»)?
- Локальная (особая) точка *p* изображения *I* должна обладать «характерной окрестностью» D, т.е. отличаться от всех точек в некоторой окрестности *p*
- Для определения, является ли точка «характерной», нам достаточно только её окрестности

Требования к особенностям



- Повторимость (Repeatability)
  - Особенность находится в том же месте объекта не смотря на изменения масштаба, положения, ракурса и освещения
- Локальность (Locality)
  - Особенность занимает маленькую область изображения, поэтому работа с ней нечувствительна к перекрытиям
- Значимость (Saliency)
  - Каждая особенность имеет уникальное (distinctive) описание
- Компактность и эффективность
  - Количество особенностей существенно меньше числа пикселей изображения

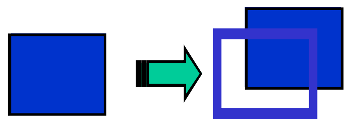
Повторимость

- Особенность должна находится в том же месте объекта не смотря на изменения масштаба, положения, ракурса и освещения изображения
- Как можно это проверить?
  - Выделим характерные особенности на изображении объекта
  - Применим к изображению геометрическое или цветовое преобразование
  - Выделим характерные особенности на изменённом изображении, они должны найтись в тех же местах объекта
- Метод выделения особенностей должен быть **«инвариантным»** к преобразованиям

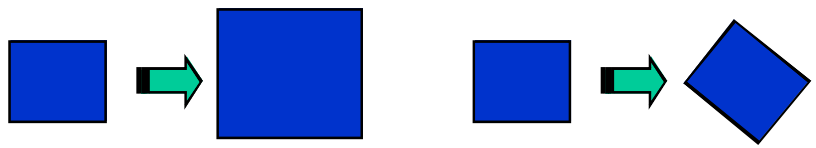
Slide by S. Lazebnik

Геометрические преобразования

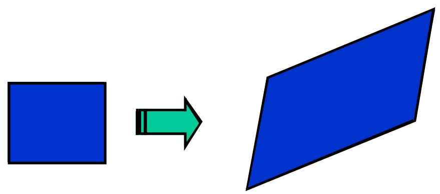
- Параллельный перенос



- Подобие (перенос, масштаб, поворот)



- Аффинное



Аффинное преобразование даёт хорошее приближение искажений, претерпеваемых небольшим плоским фрагментом объекта при изменение ракурса

Геометрические преобразования

- Параллельный перенос

$$\begin{bmatrix} x_i' \\ y_i' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \end{bmatrix}$$

- Евклидово преобразование (M – ортогональная матрица)

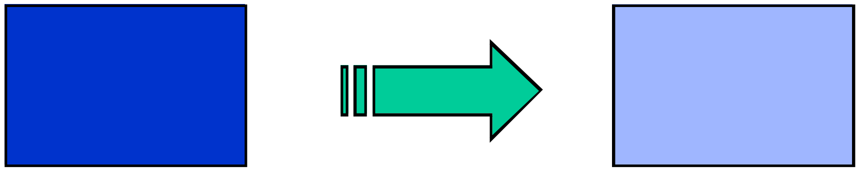
$$\begin{bmatrix} x_i' \\ y_i' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \end{bmatrix}$$

- Аффинное преобразование

$$\begin{bmatrix} x_i' \\ y_i' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \end{bmatrix}$$

Фотометрическое преобразование

Аффинное изменение яркости ($I \rightarrow a\,I + b$)



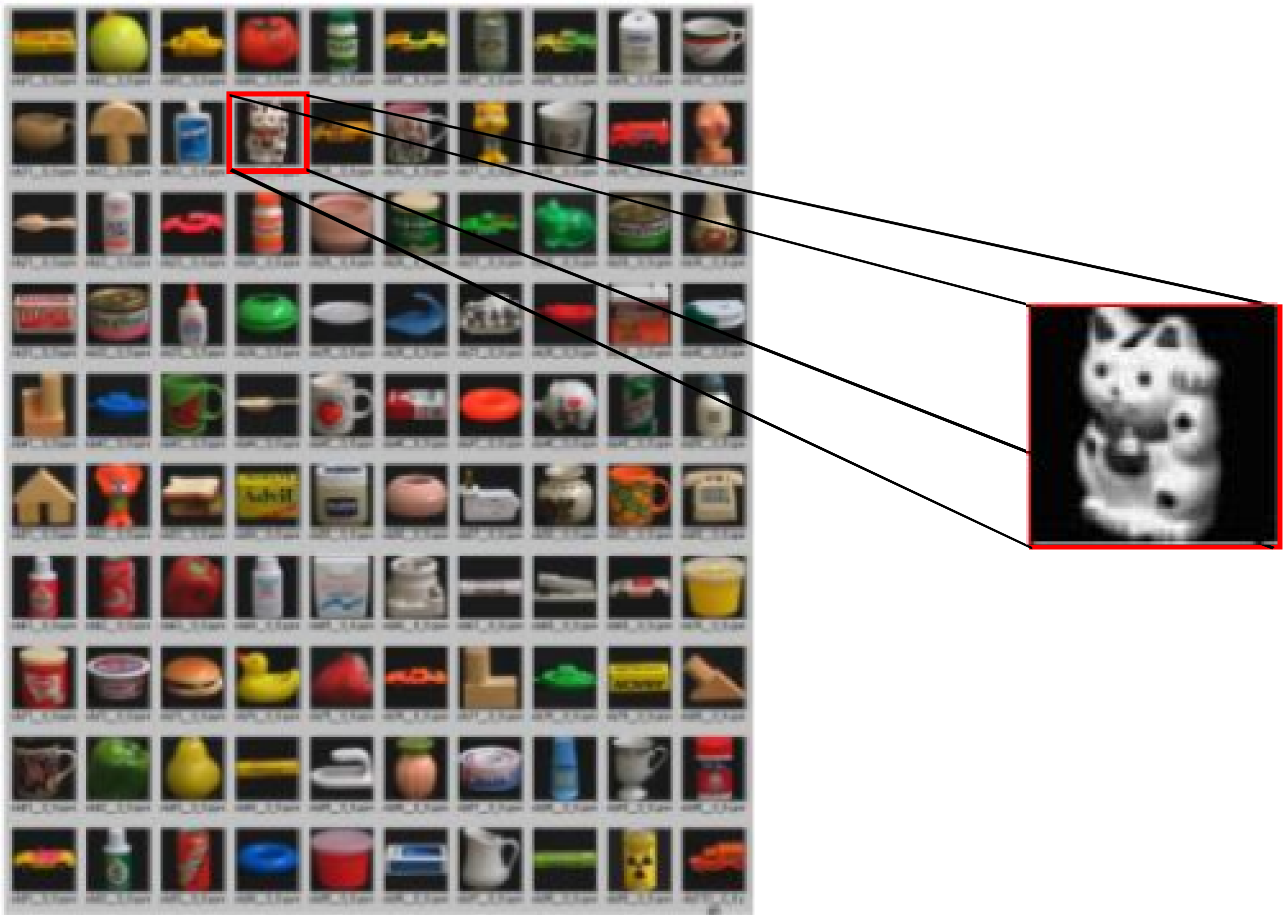
Его вполне достаточно для моделирования устойчивости методы выделения особенностей к изменению условий освещения

Особенно, если будем работать с серыми изображениями!

Применение

Поиск и выделение объектов, распознавание изображений

Применение



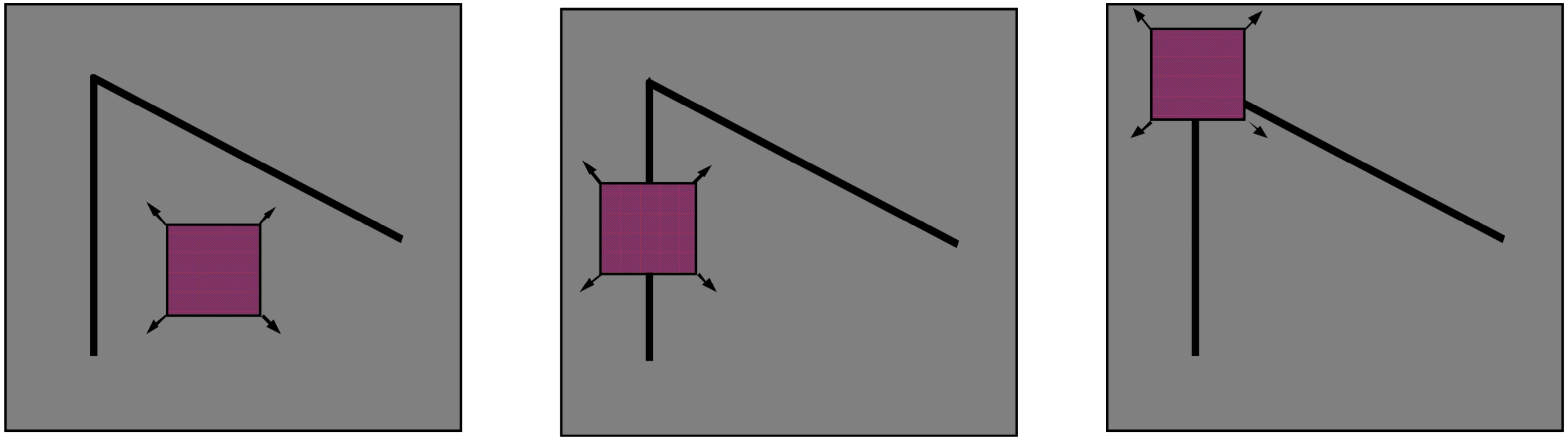
Поиск изображений по содержанию в базе изображений

Применение

Сопоставление изображений, построение панорам и трёхмерная реконструкция

Локальные особенности

Проведём эксперимент, будем рассматривать разные точки на изображении и проверять, являются ли они локальными особенностями

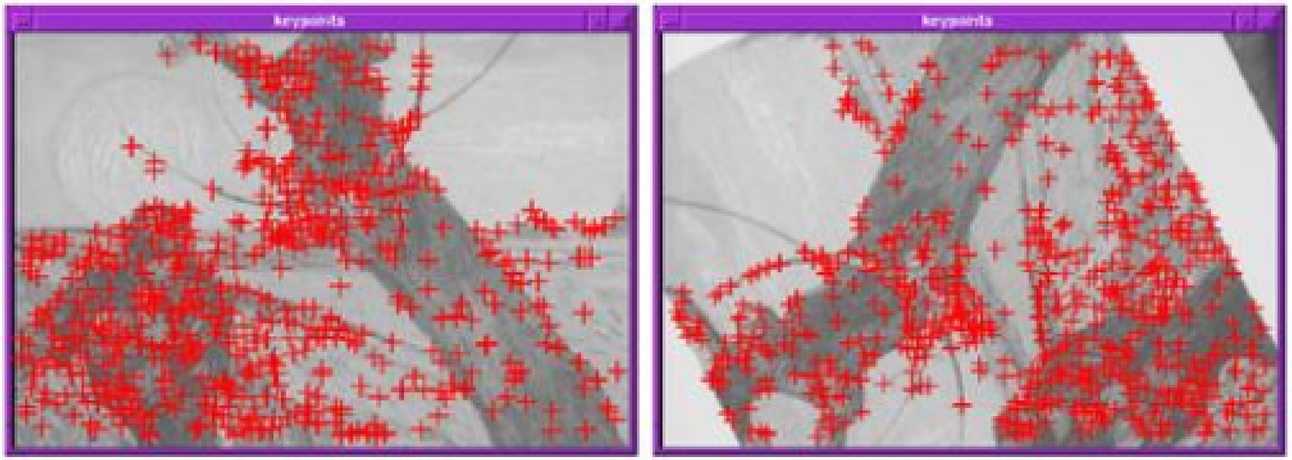


монотонный регион: в любом направлении изменений нет

«край»: вдоль края изменений нет

«уголок»: изменения при перемещении в любую сторону

Детектор Харриса



- Наиболее популярный детектор локальных особенность точек – детектор Харриса (Harris)
- Ищет такие точки (x,y), окрестность которых меняется при любом сдвиге $(x+u, y+v)$
- Такие точки обычно оказываются углами, поэтому метод ещё называют «детектор углов»

C.Harris and M.Stephens. "A Combined Corner and Edge Detector.“ *Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*: pages 147—151, 1988

Устройство метода

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

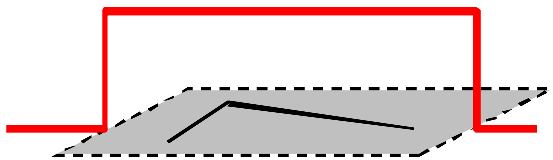
$$E(u,v)=\sum_{x,y} w(x,y)\left[I(x+u,y+v)-I(x,y)\right]^2$$

Функция окна

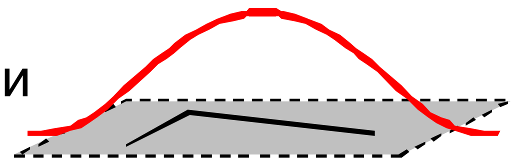
Сдвиг яркости

Яркость

Функция окна $w(x,y) =$



или



1 в окне, 0 вне

Гауссиана

Source: R. Szeliski

Устройство метода

Изменение окрестности точки при сдвиге [*u,v*]:

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

Разложение в ряд Тейлора 2го порядка *I*(*x*,*y*) вокруг (x,y)
(билинейная интерполяция при маленьких сдвигах)

$$[I(x+u,y+v)-I(x,y)]^2 \cong [I(x,y)+I_x u + I_y v - I(x,y)]^2$$

$$= [I_x u + I_y v]^2 = I_x^2 u^2 + 2 I_x I_y uv + I_y^2 v^2$$

$$= (u,v)\begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}(u,v)^T$$

Slide by S. Lazebnik

Устройство метода

Итого изменение окрестности можно свести к:

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

где M – матрица 2×2 вычисленная по частным производным:

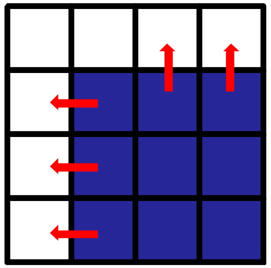
$$M = \sum_{x,y} w(x,y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}$$

$$M = \begin{bmatrix} \sum I_x I_x & \sum I_x I_y \\ \sum I_x I_y & \sum I_y I_y \end{bmatrix} = \sum \begin{bmatrix} I_x \\ I_y \end{bmatrix} [I_x \ I_y] = \sum \nabla I (\nabla I)^T$$

Slide by S. Lazebnik

Интерпретация матрицы моментов

Рассмотрим случай, когда градиенты выровнены по осям (вертикальные или горизонтальные)



$$M = \sum \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}$$

Если одно из λ близко к 0, тогда это не угол, и нужно искать другие точки

Slide by S. Lazebnik

Общий случай

М – симметричная, поэтому её можно привести к диагональному виду:

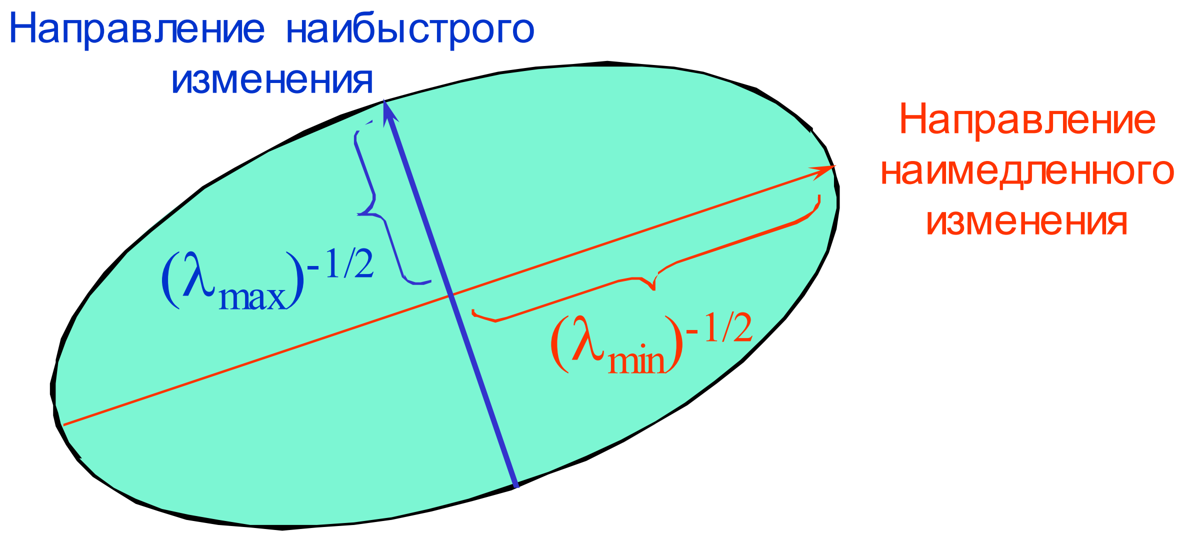
$$M = R^{-1}DR = R^{-1}\begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} R$$

R – ортогональная матрица из собственных векторов M, D – диагональная из собственных значений M

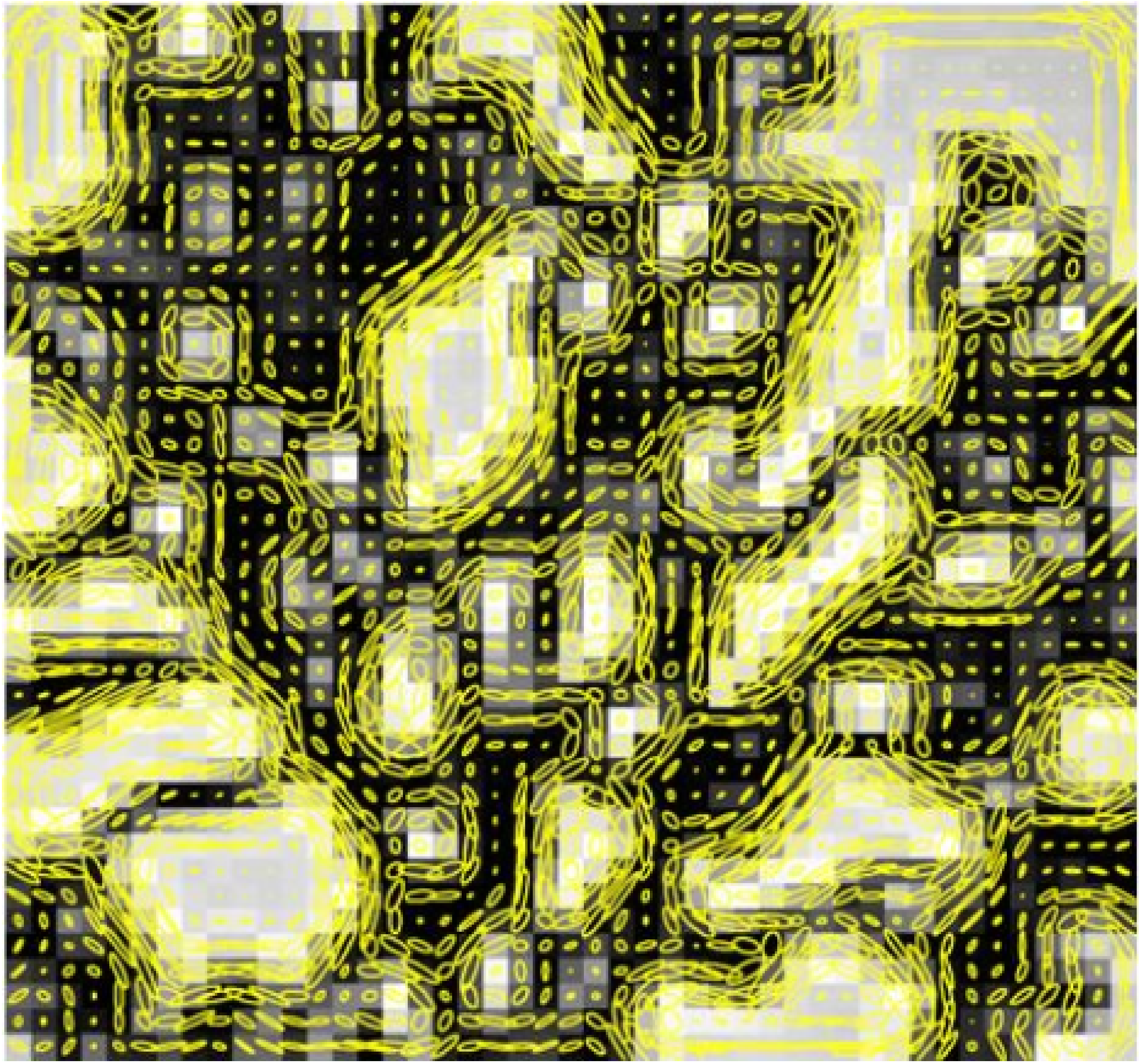
Матрицу *M* можно визуализировать в виде эллипса, у которого длины осей определены собственными значениями, а ориентация определена матрицей R

Уравнение эллипса:

$$[u \;\; v] \; M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \text{const}$$



Пример



Визуализация матриц вторых моментов (Гессианов)

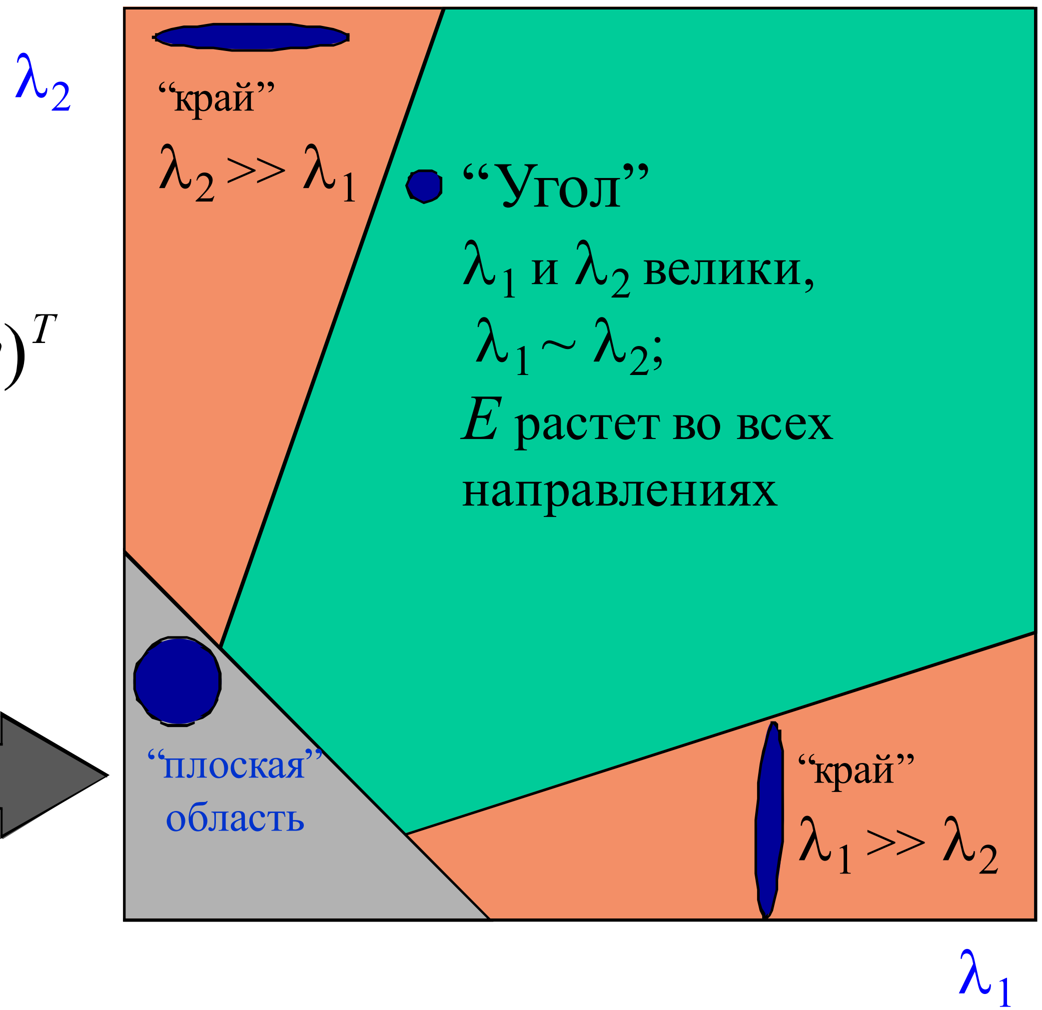
Зависимость E от λ

Классификация точек изображения по собственным значениям матрицы производных *M*

$$E(u,v) = (u,v)M(u,v)^T$$

$$M = R^{-1}\begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} R$$

λ_1 и λ_2 малы;
E не меняется по всем направлениям



Функции отклика углов

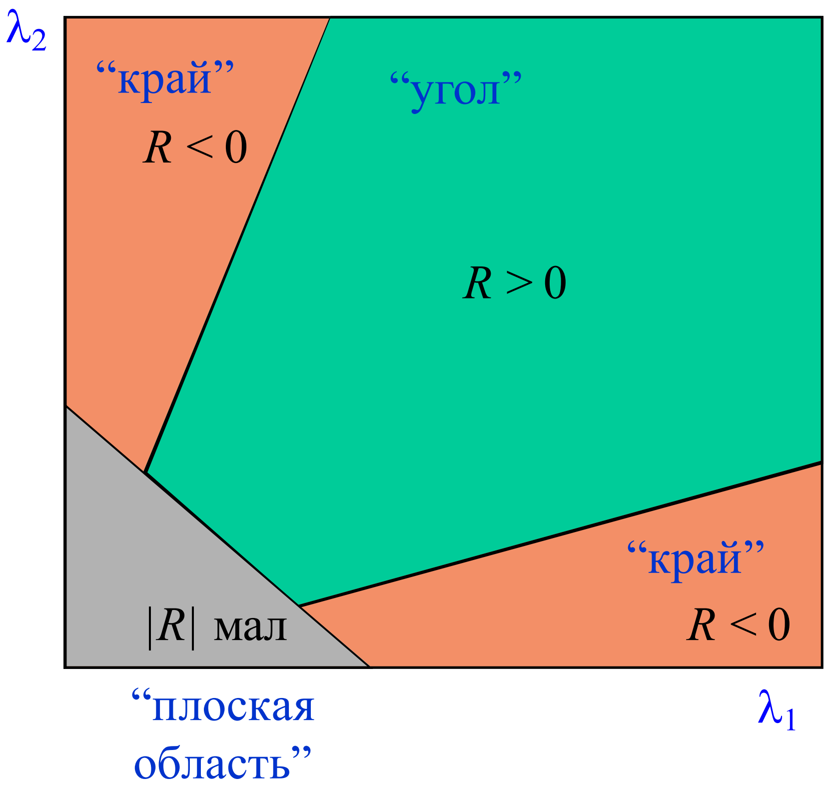
- Функция отклика угла по Харрису:

$$R = \det M - k\left(\operatorname{trace} M\right)^2$$

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

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

$(k = 0.04\text{-}0.06)$



- Функция по Фёрстнеру (Forstner):

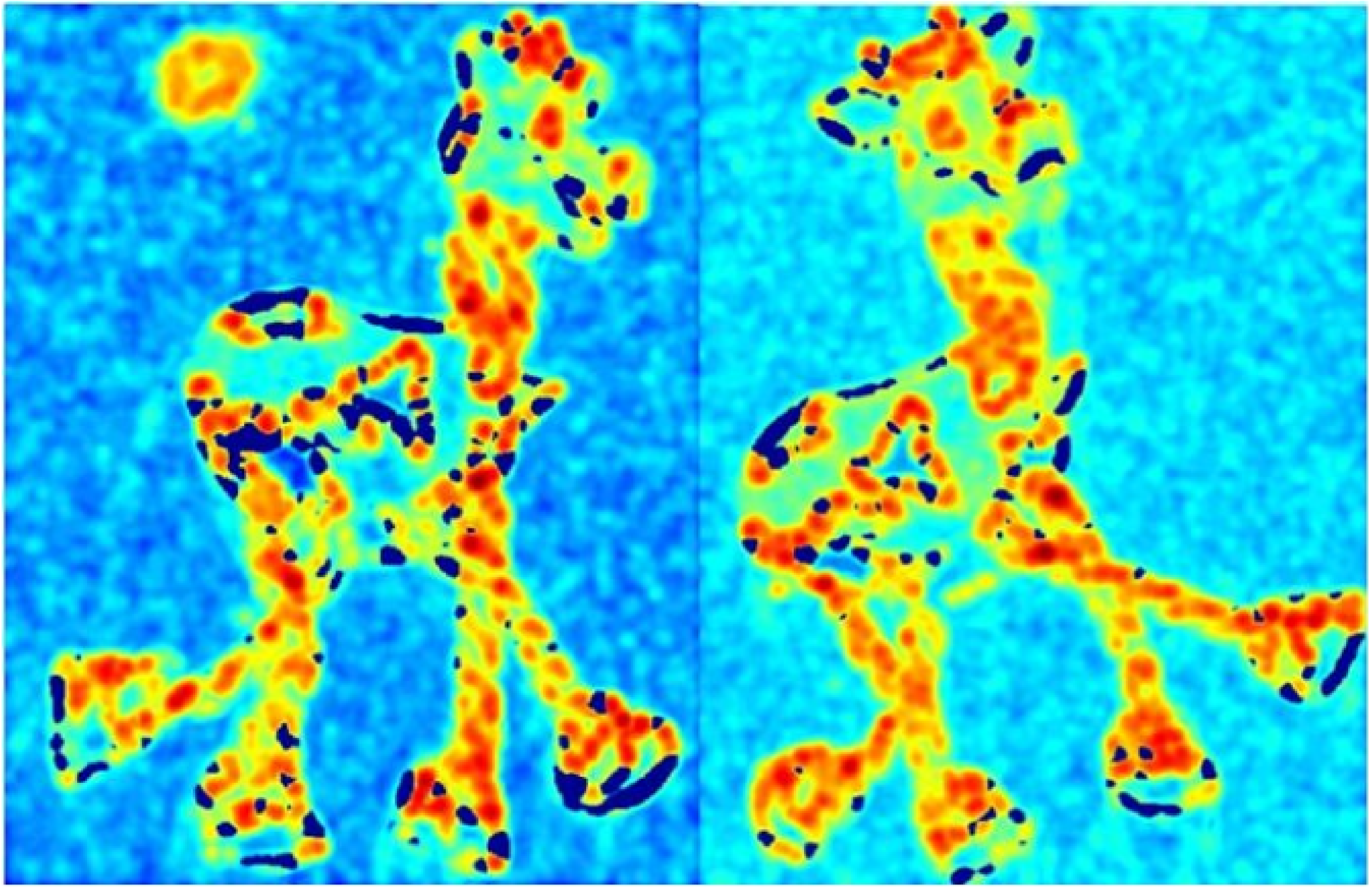
$$R = \det M \,/\, \operatorname{trace} M$$

Foerstner, W; Gulch. "A Fast Operator for Detection and Precose Location of Distinct Points, Corners and Centres of Circular Features". *ISPRS 1997*

Демонстрация по шагам

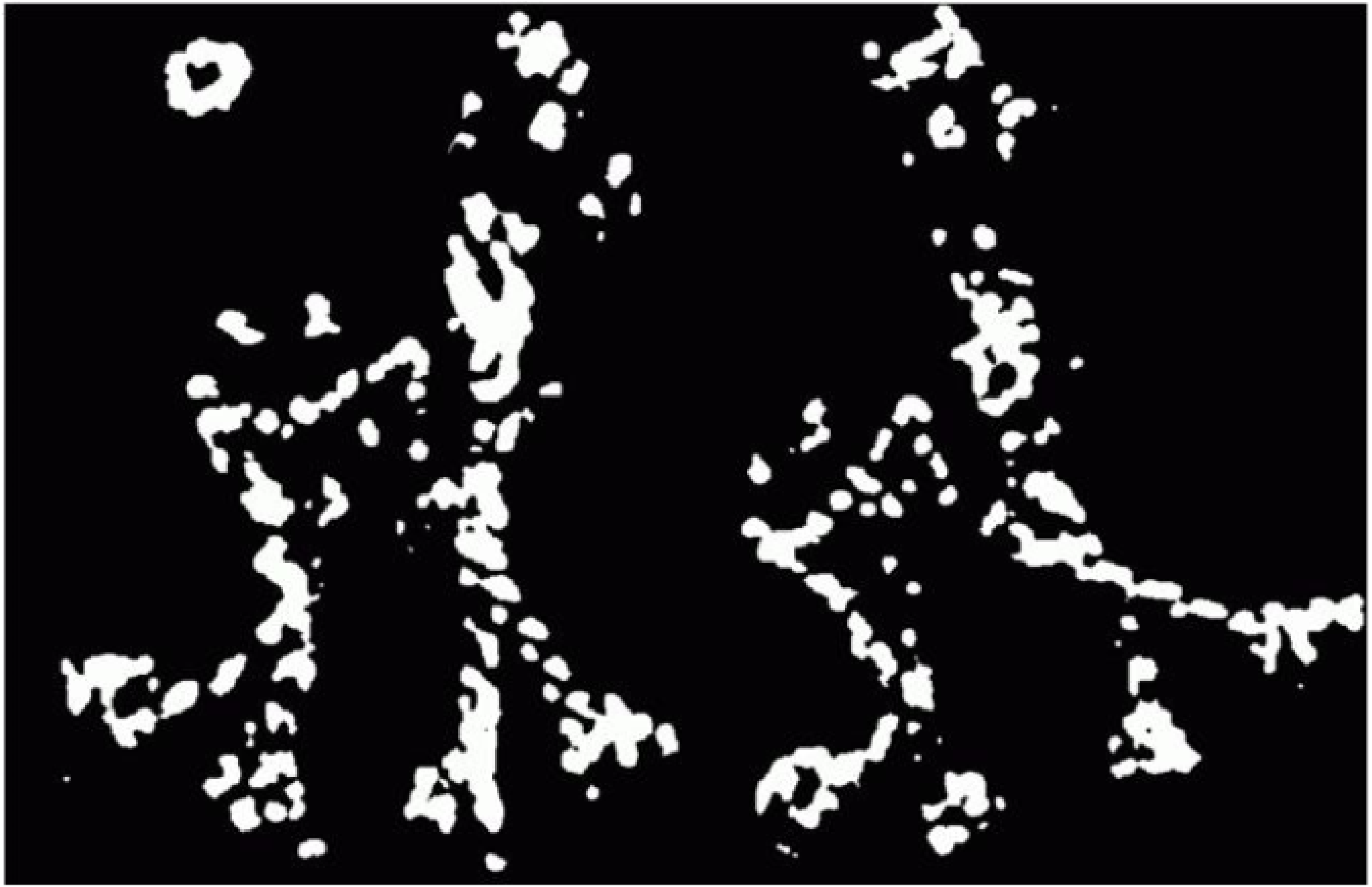
Демонстрация по шагам

Вычисление отклика угла *R*



Демонстрация по шагам

Найдём точки с большим откликом R>порог

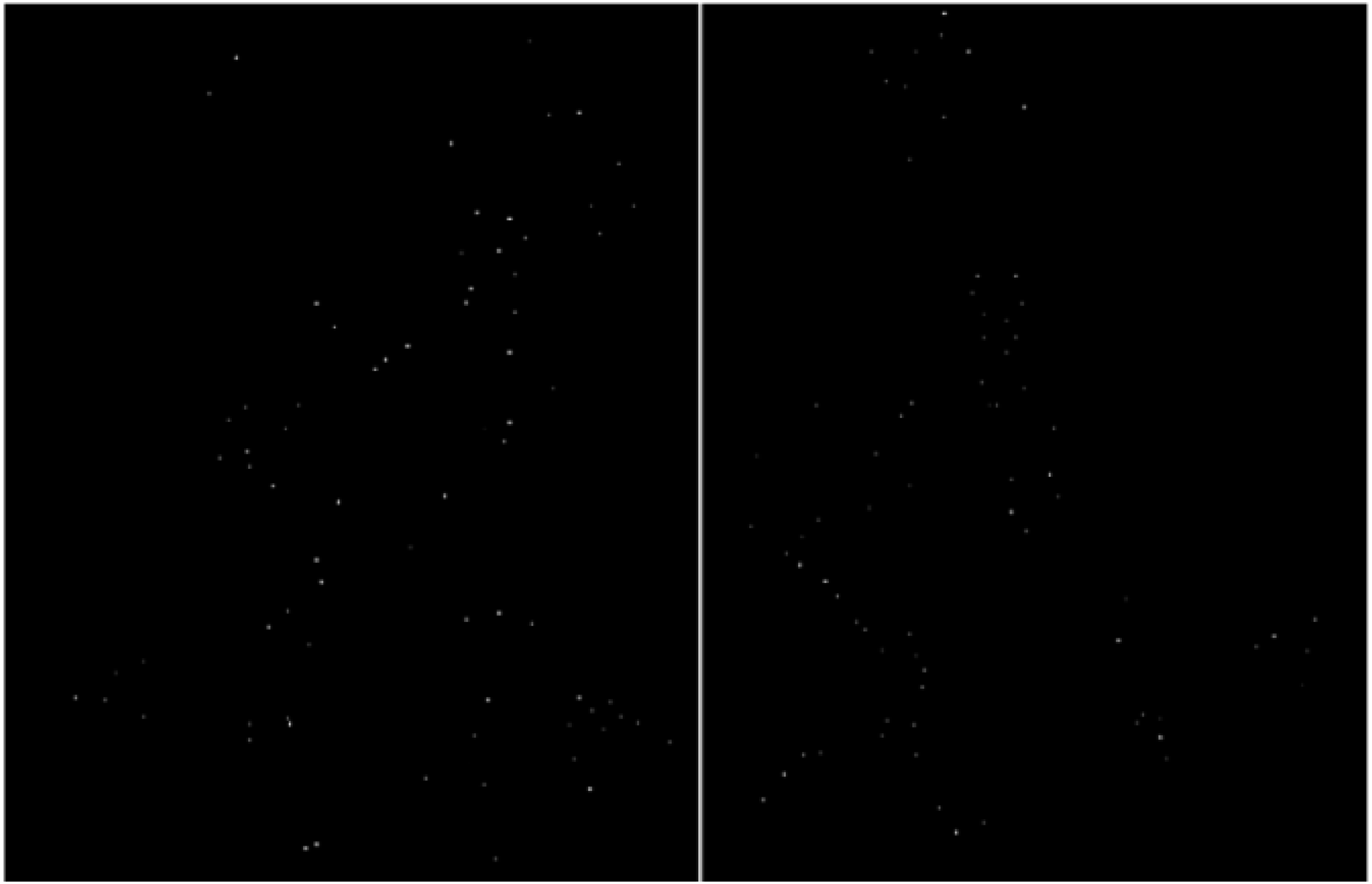


Демонстрация по шагам

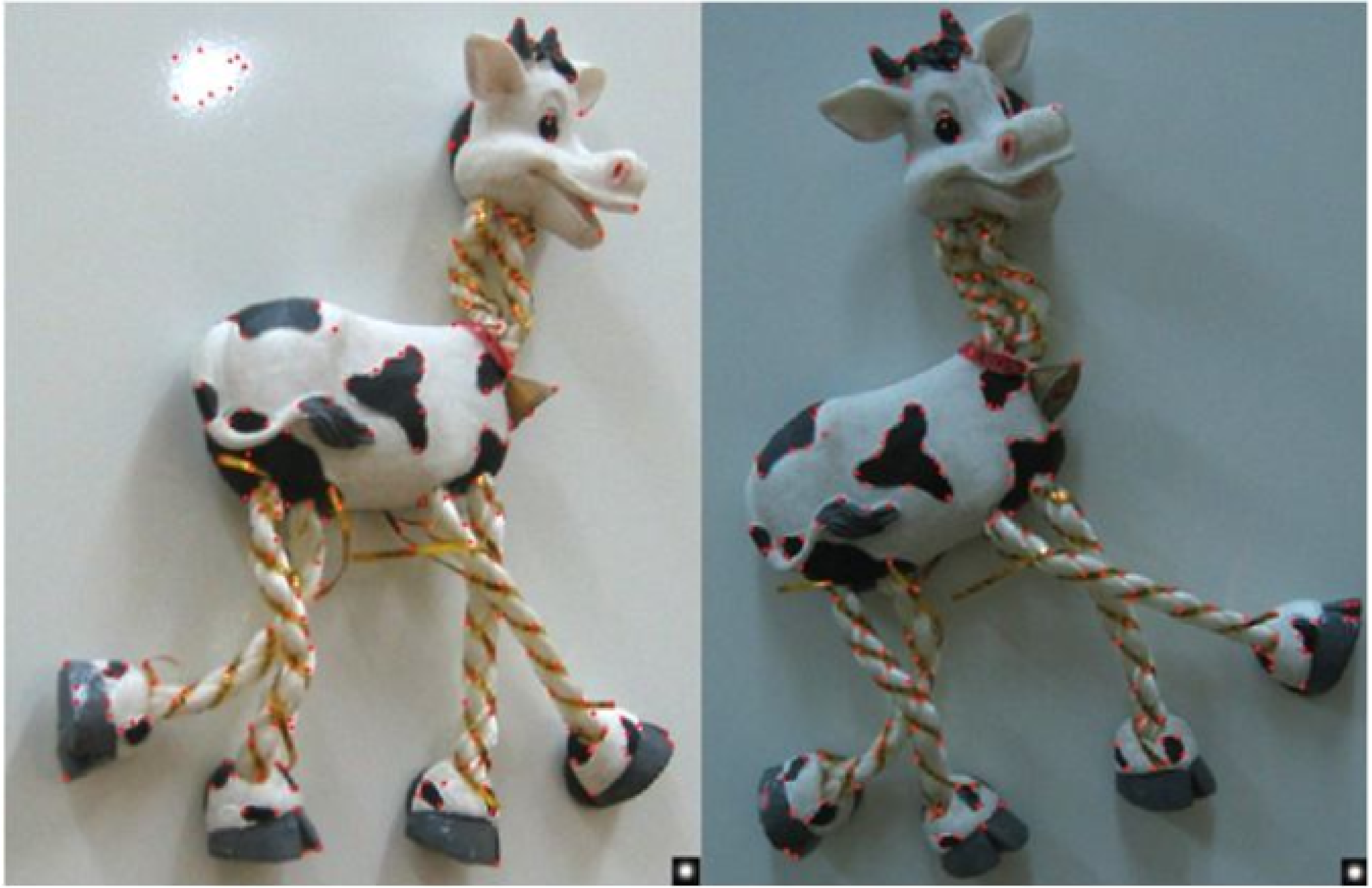
- Как быть с тем, что функция отклика угла больше порога в некоторых областях?
- Как нам выбрать конкретные точки в областях?

Демонстрация по шагам

Оставим только точки локальных максимумов R



Демонстрация по шагам

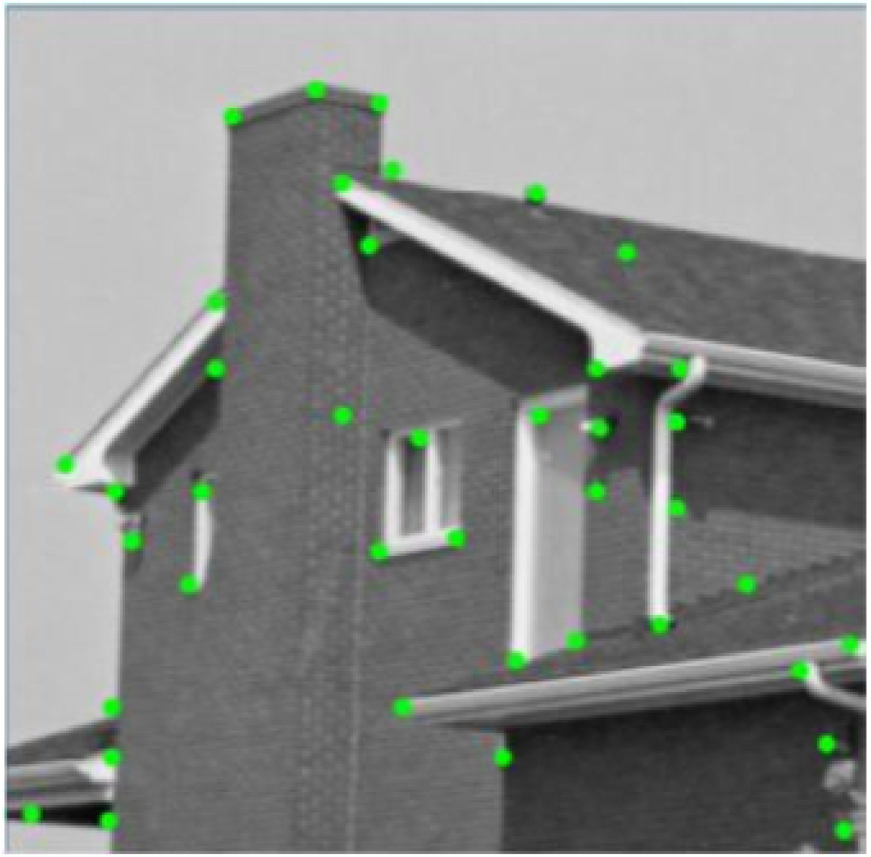


Алгоритм детектора Харриса

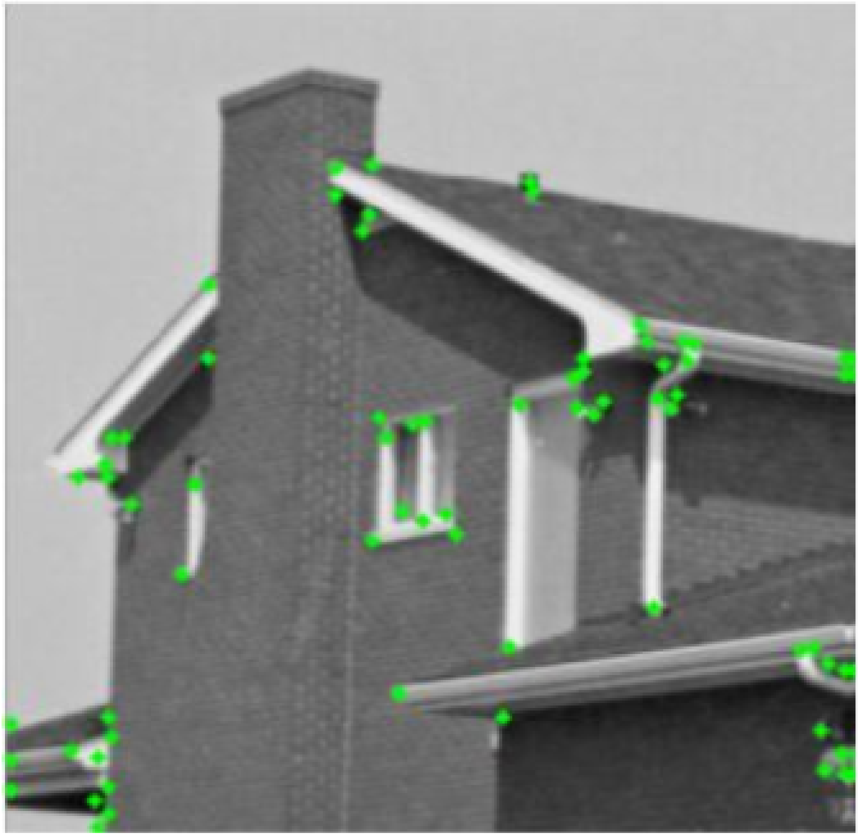
1. Вычислить градиент изображения в каждом пикселе
   - С использованием гауссова сглаживания
2. Вычислить матрицу вторых моментов M по окну вокруг каждого пикселя
3. Вычислить отклик угла *R*
4. Отсечение по порогу *R*
5. Найти локальные максимумы функции отклика (non-maximum suppression) по окрестности заданного радиуса
6. Выбор N самых сильных локальных максимумов

Slide by S. Lazebnik

Результат работы детектора



детектор Фёрстнера

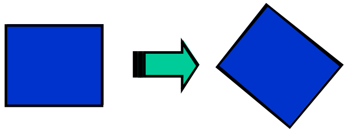


детектор Харриса

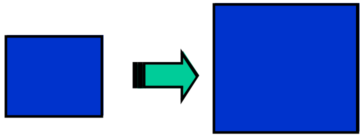
Инвариантность

Что у детектора Харриса с инвариантностью?

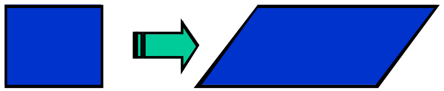
- Поворот



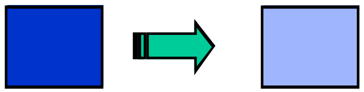
- Масштаб



- Аффинное



- Аффинное изменение яркости ($I \to a\,I + b$)

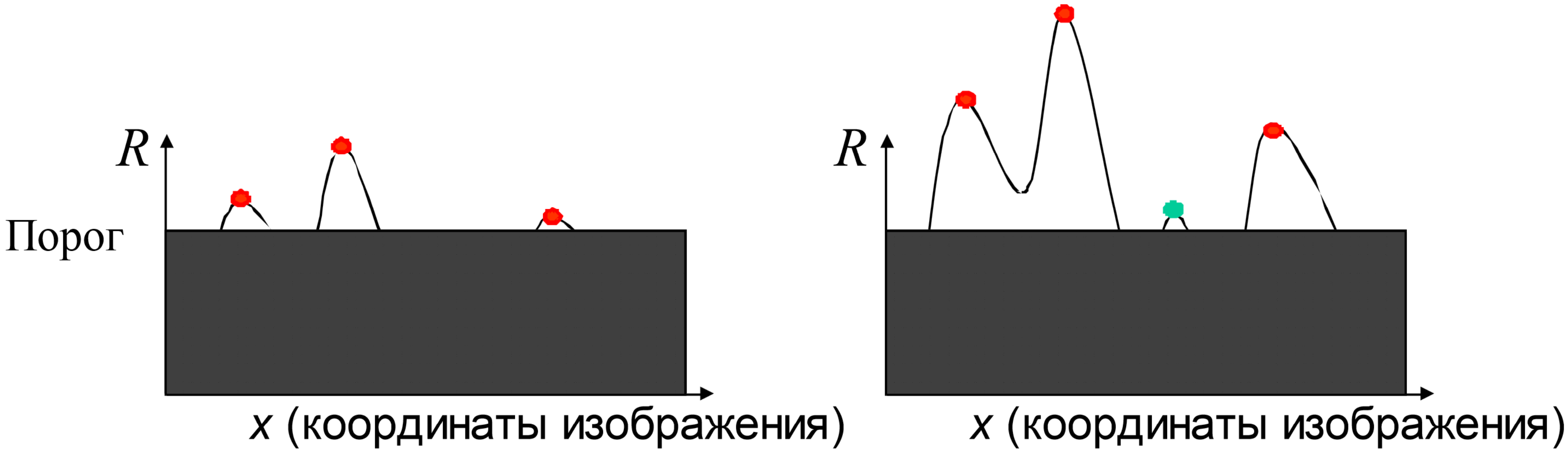


Детекторы Харриса

- Частичная инвариантность к изменению освещенности

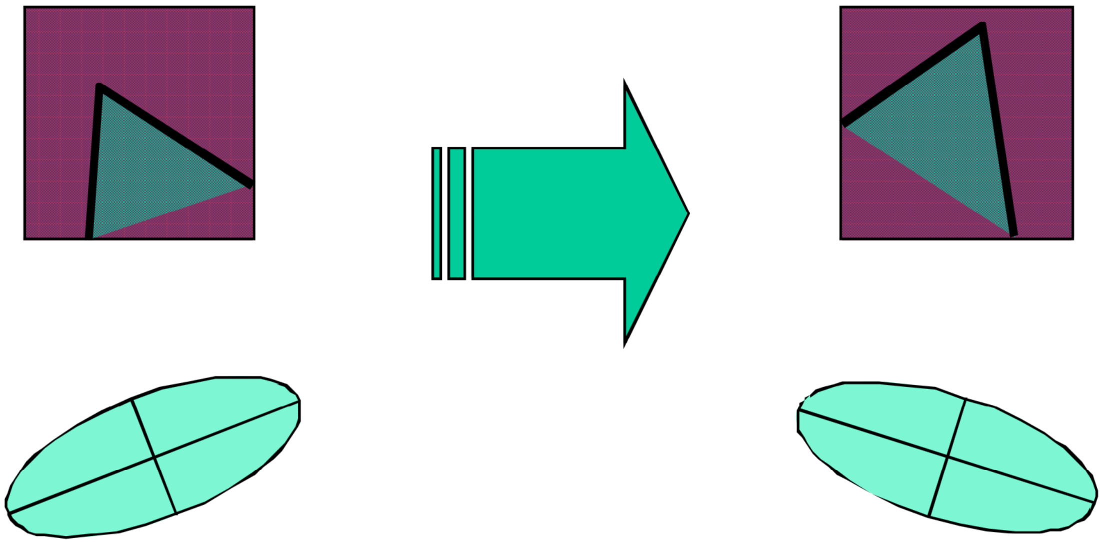
  ✓Используются только производные
  => инвариантность к сдвигу $I \to I + b$

  ✓Масштабирование: $I \to a\,I$



Детектор Харриса

Инвариантность к вращению изображения:



$$M = R^{-1}\begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} R$$

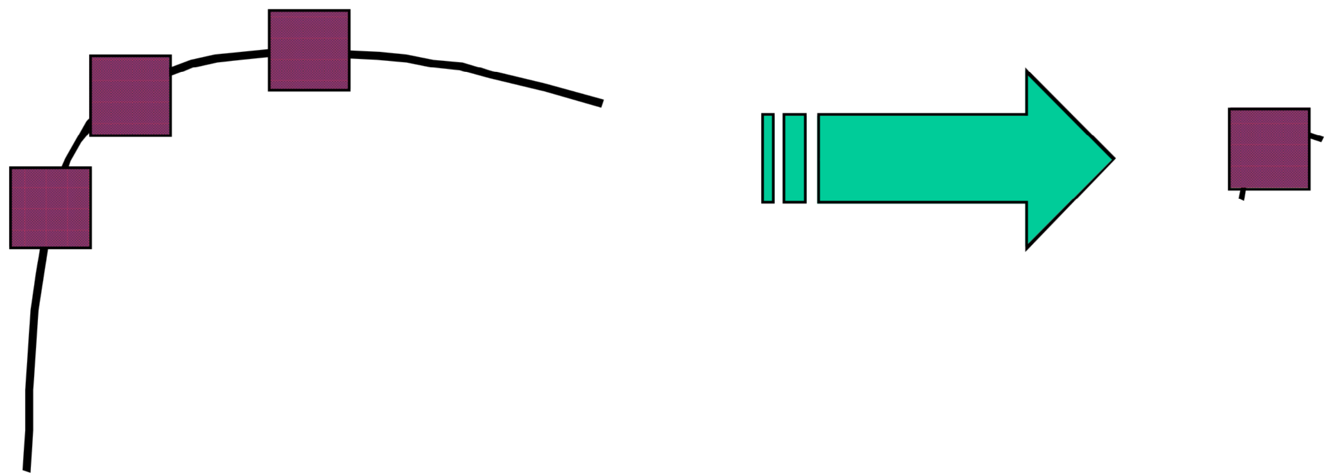
Эллипс вращается, но его форма (собственные значения) остаются неизменными

Отклик угла R инвариантен относительно вращению изображения

Slide by S. Lazebnik

Масштабирование?

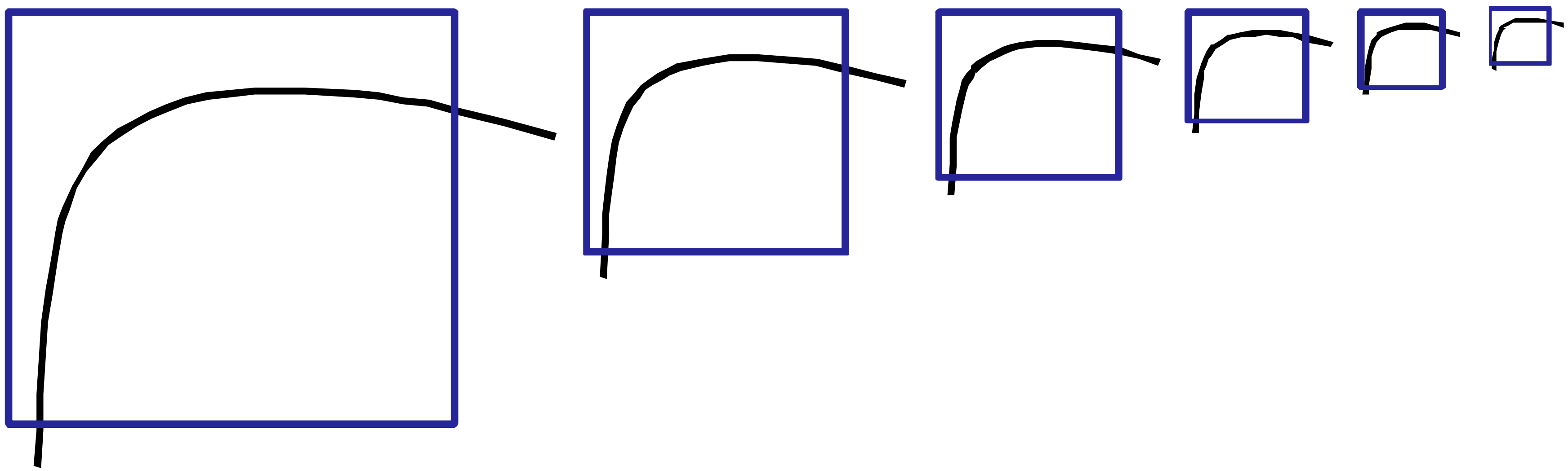
- Угол или нет? - Зависит от масштаба изображения!



Все эти точки будут помечены как ***края***

Угол !

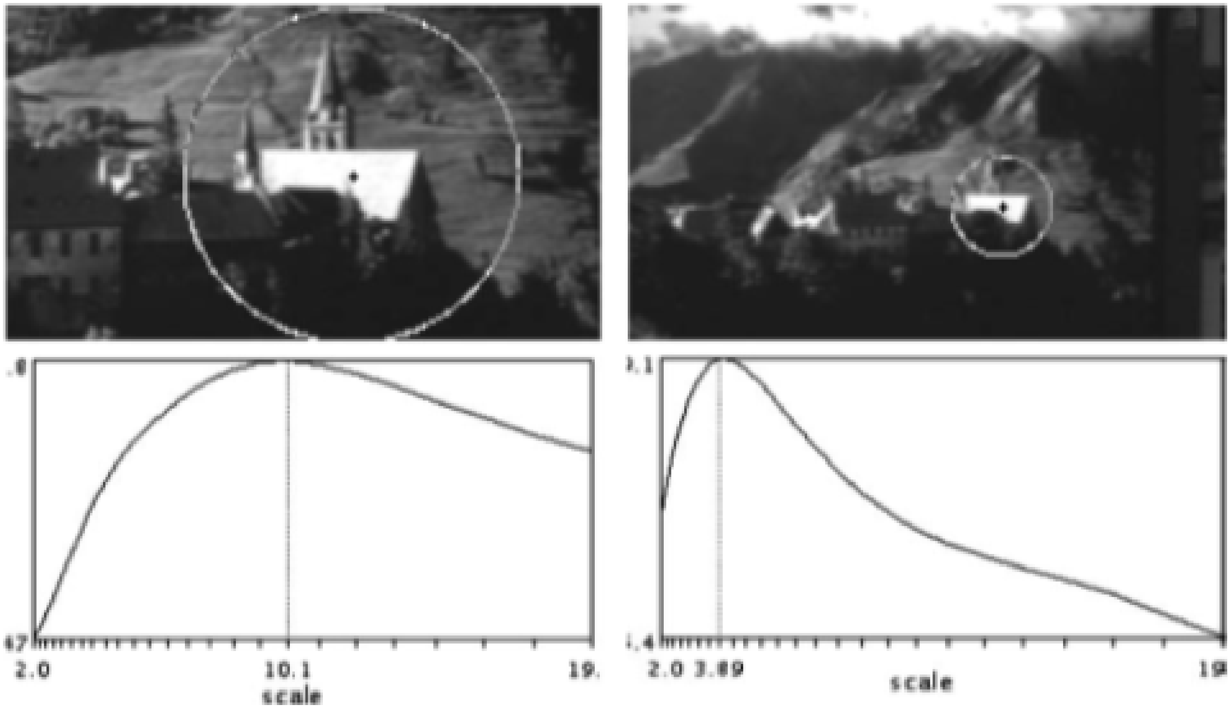
Характерный масштаб



- С какого момента фрагмент считается «углом»?
- Если наш детектор Харриса на нескольких соседних масштабах пометит точку как угол, то как нам быть?

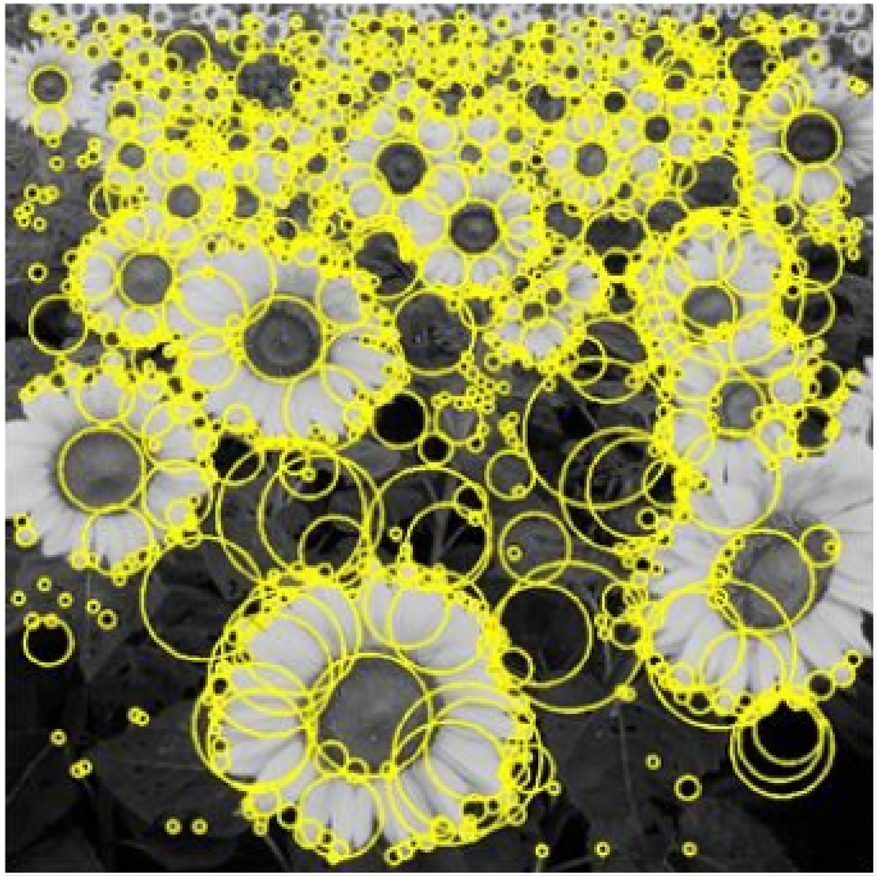
Инвариантность к масштабированию

- Цель: определять размер окрестности особой точки в масштабированных версиях одного и того же изображения
- Требуется метод выбора размера характеристической окрестности



Slide by S. Lazebnik

Блобы



«Капля», «Blob» - вначале для особенностей такого типа была разработана теория выбора характерного размера

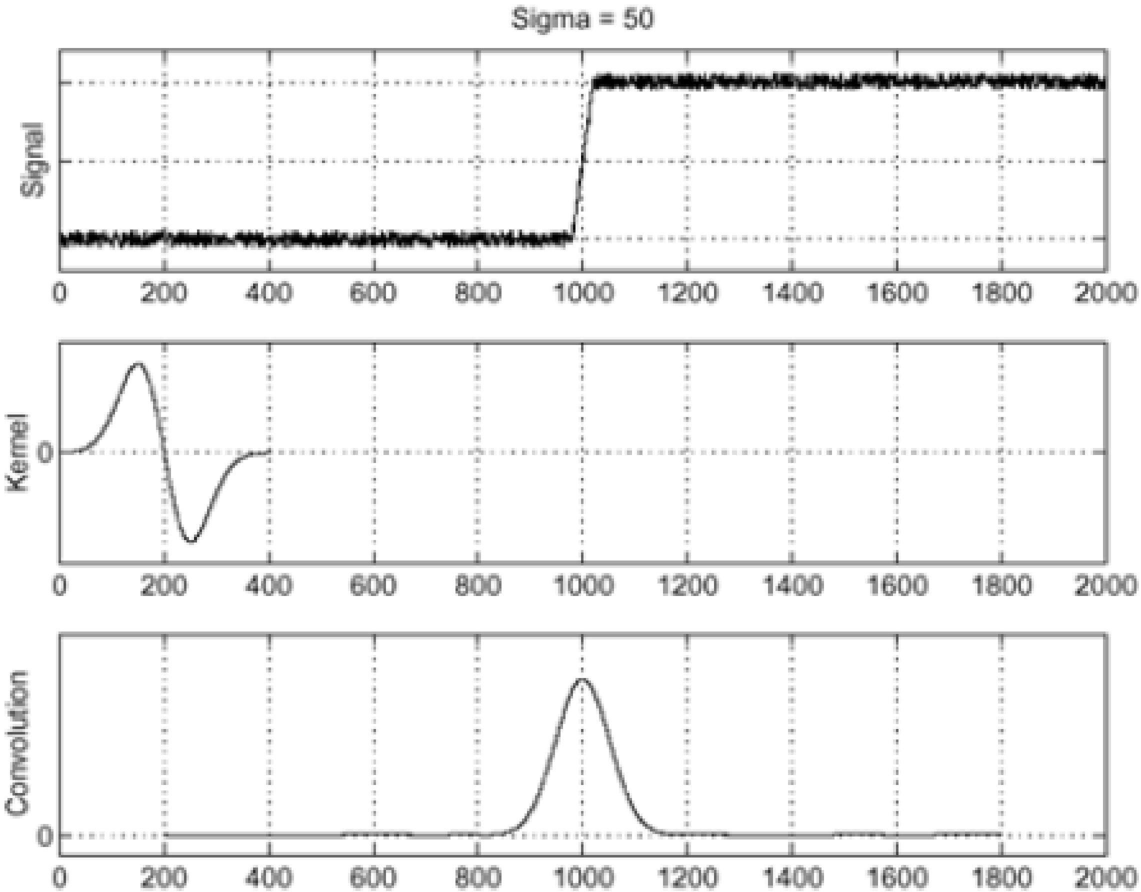
Slide by S. Lazebnik

Поиск краев

f

$\frac{d}{dx} g$

$f * \frac{d}{dx} g$



Край

Производная гауссианы

Край = максимум производной

Source: S. Seitz

Второй проход

$$f$$

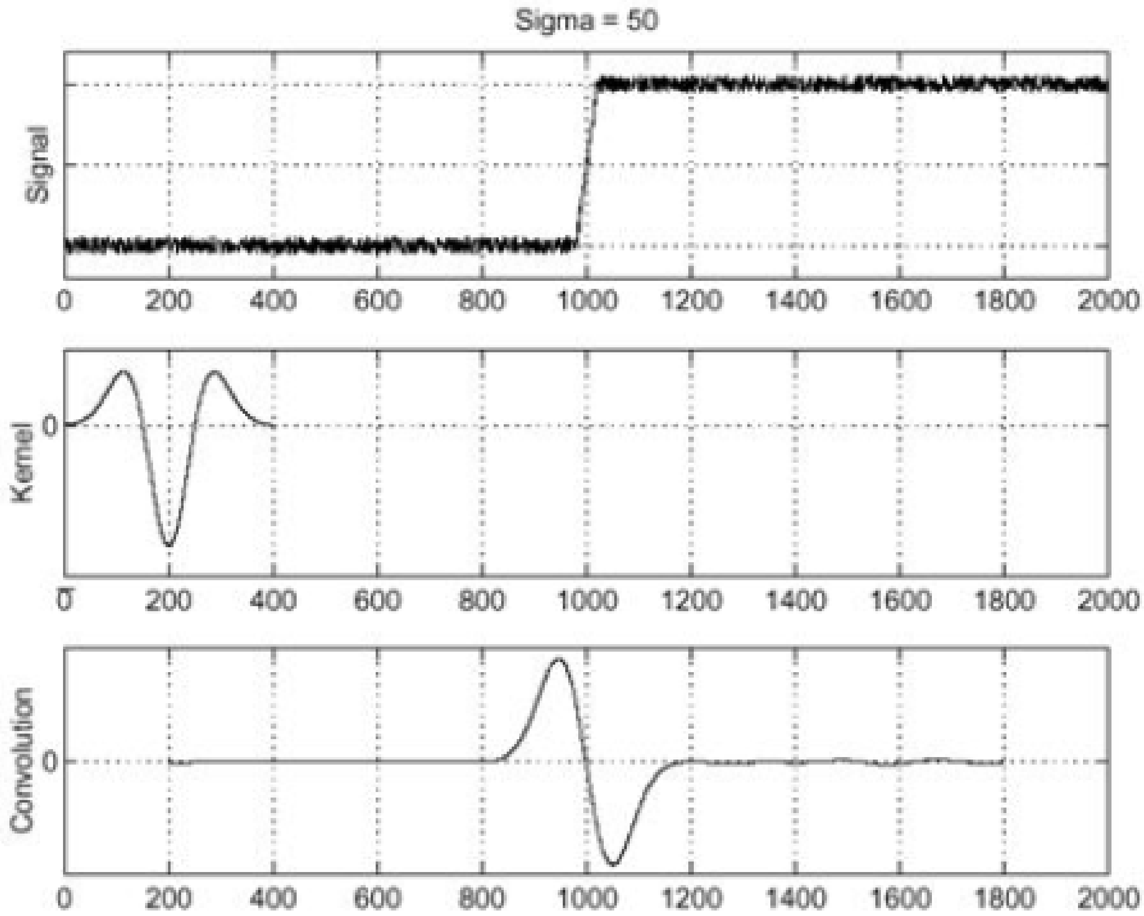
Край

$$\frac{d^2}{dx^2}g$$

Вторая производная Гауссианы (Лапласиан)

$$f * \frac{d^2}{dx^2}g$$

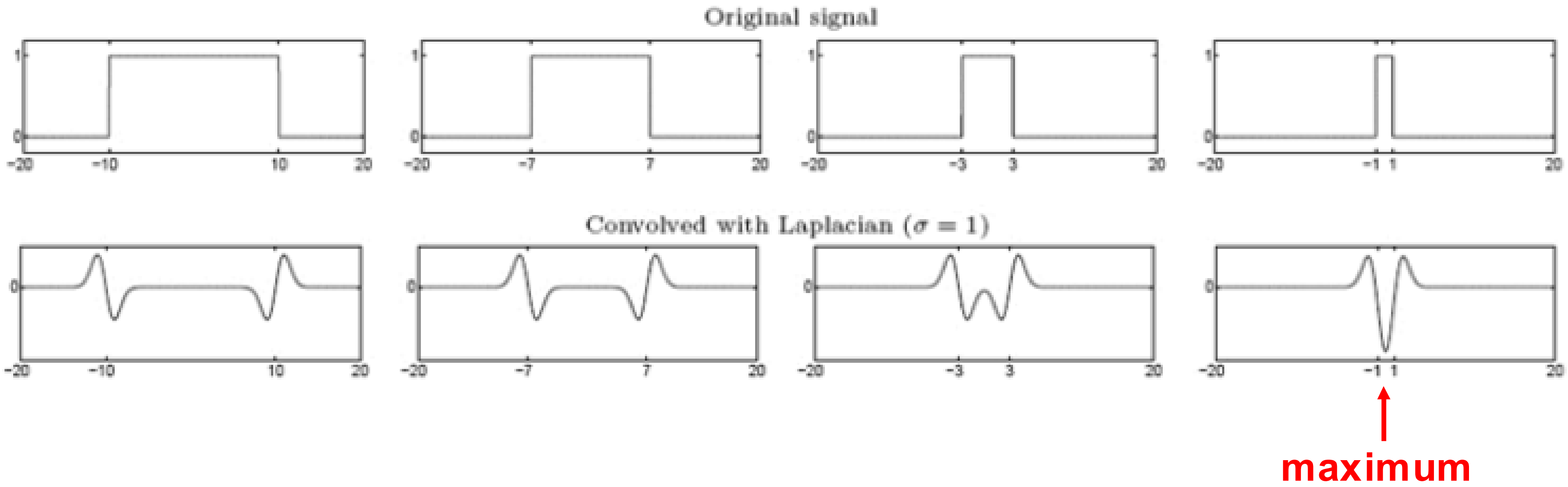
Край = переход через ноль второй производной



Source: S. Seitz

От краев к блобам

- Край = «всплеск»
- Блоб = совмещение двух «всплесков»



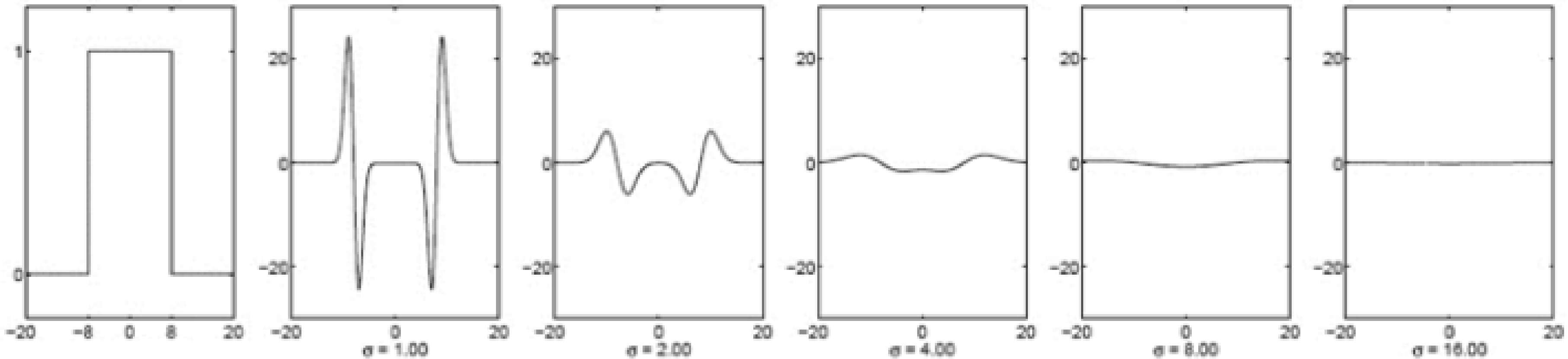
Выбор масштаба: величина отклика лапласиана Гауссиана достигает максимума в центре блоба в том случае, если размер лапласиана «соответствует» размеру блоба

Slide by S. Lazebnik

Выбор масштаба

- Нужно найти характеристический размер блоба путем свертки с Лапласианом в нескольких масштабах и найти максимальные отклики
- Однако, отклик Лапласиана затухает при увеличении масштаба:

Ненормализованный отклик Лапласиана



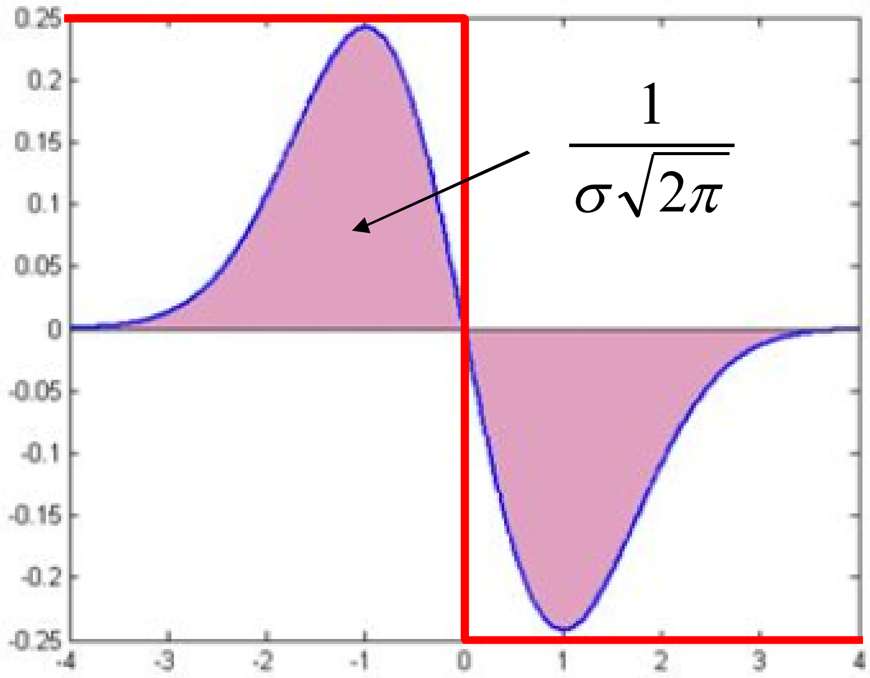
Исходный сигнал (радиус=8)

увеличение σ

Почему так происходит?

Нормализация масштаба

- Отклик производной фильтра Гаусса на идеальный край затухает с увеличением масштаба σ



Slide by S. Lazebnik

Нормализация масштаба

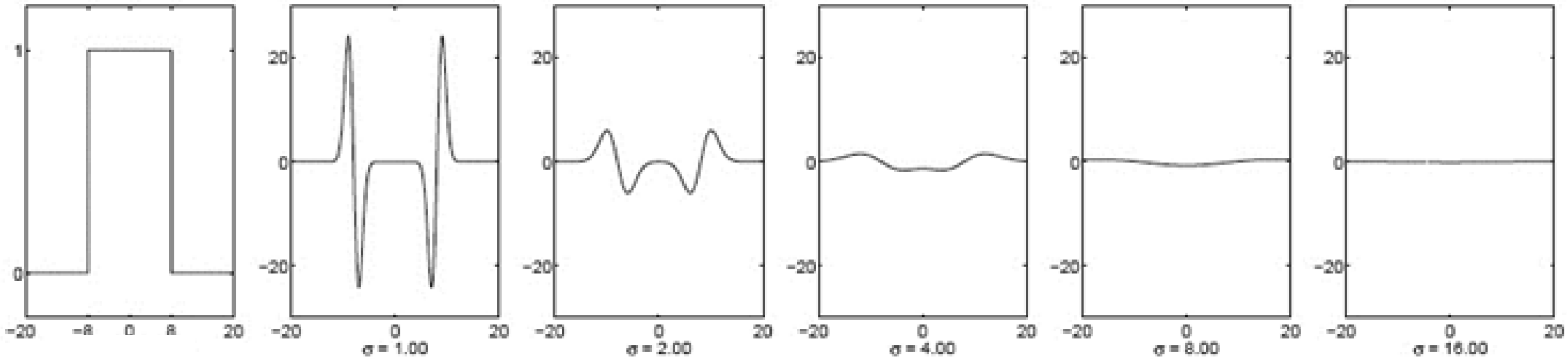
- Отклик производной фильтра Гаусса на идеальный край затухает при увеличении σ
- Нужно домножить производную на σ для достижения инвариантности к масштабу
- Лапласиан это вторая производная фильтра гаусса, поэтому домножаем на σ^2

Slide by S. Lazebnik

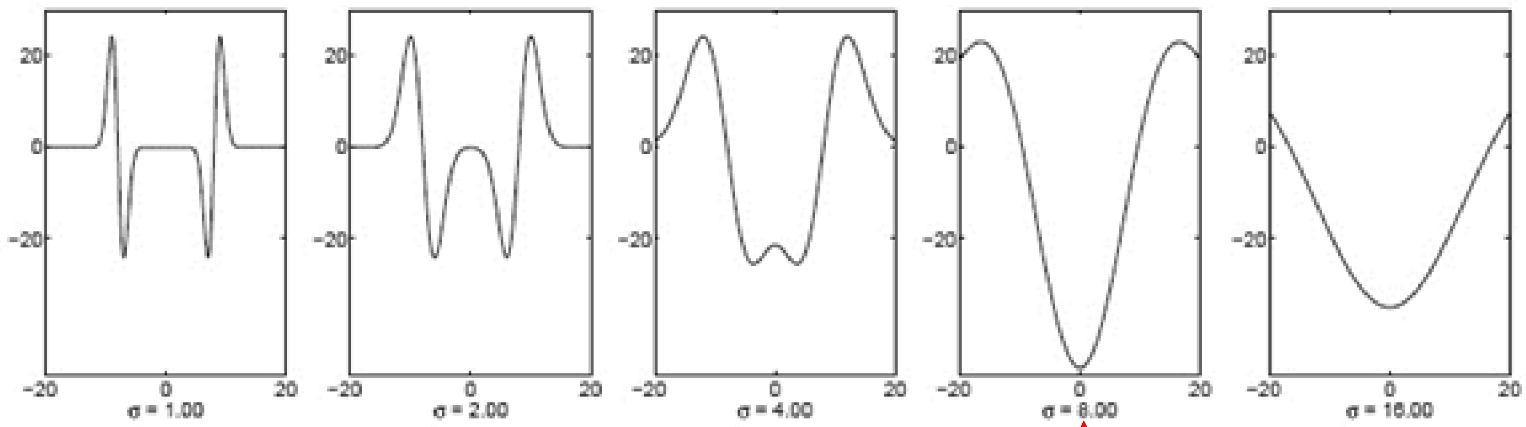
Эффект нормализации

Исходный сигнал

Ненормализованный отклик Лапласиана



Нормализованный по масштабу отклик Лапласиана

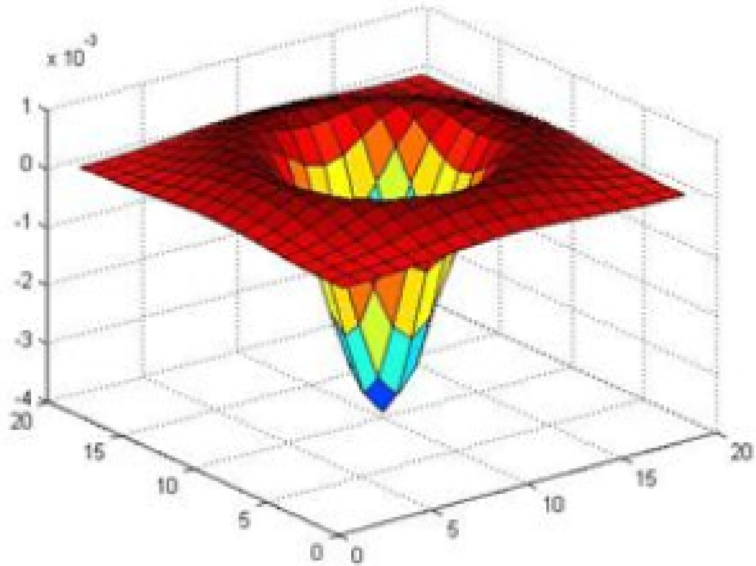


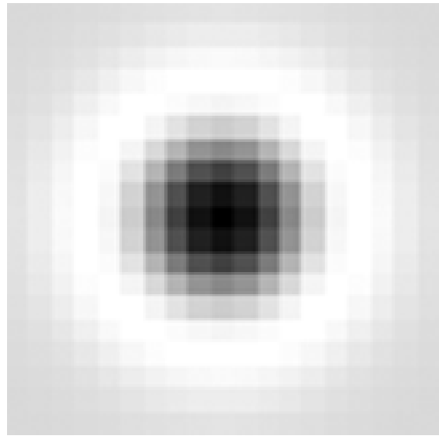
максимум

Slide by S. Lazebnik

Поиск блобов в 2D

Лапласиан Гауссиана: Центрально-симметричный оператор поиска блобов в 2D



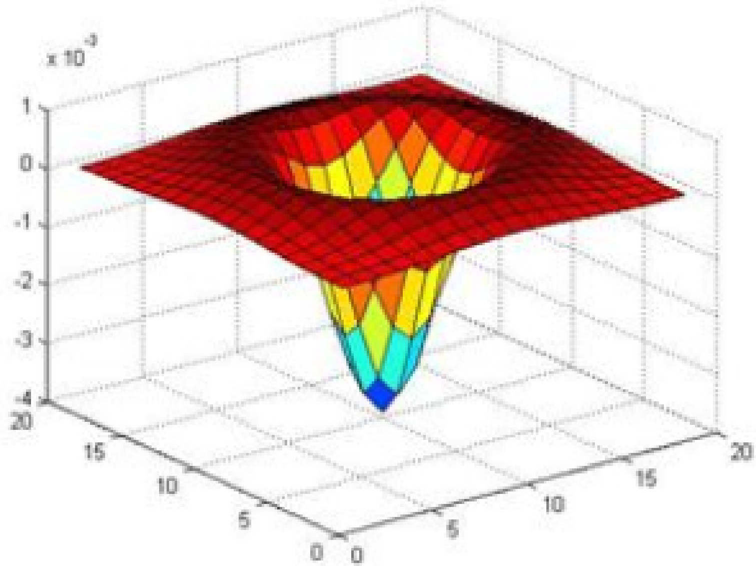


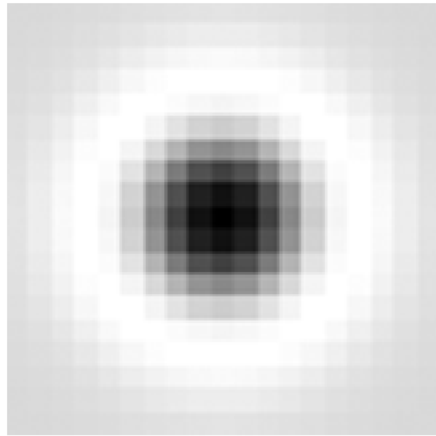
$$\nabla^2 g = \frac{\partial^2 g}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 g}{\partial y^2}$$

Slide by S. Lazebnik

Поиск блобов в 2D

Лапласиан Гауссиана: Центрально-симметричный оператор поиска блобов в 2D

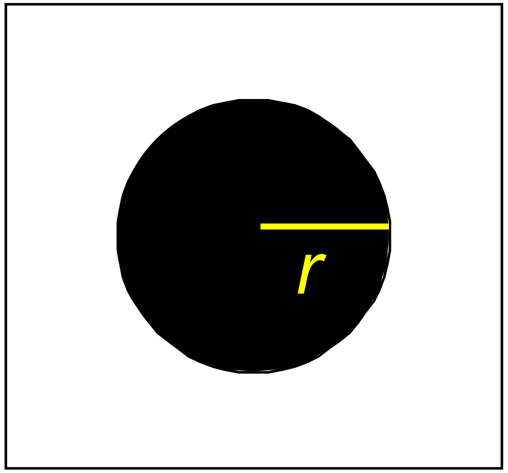




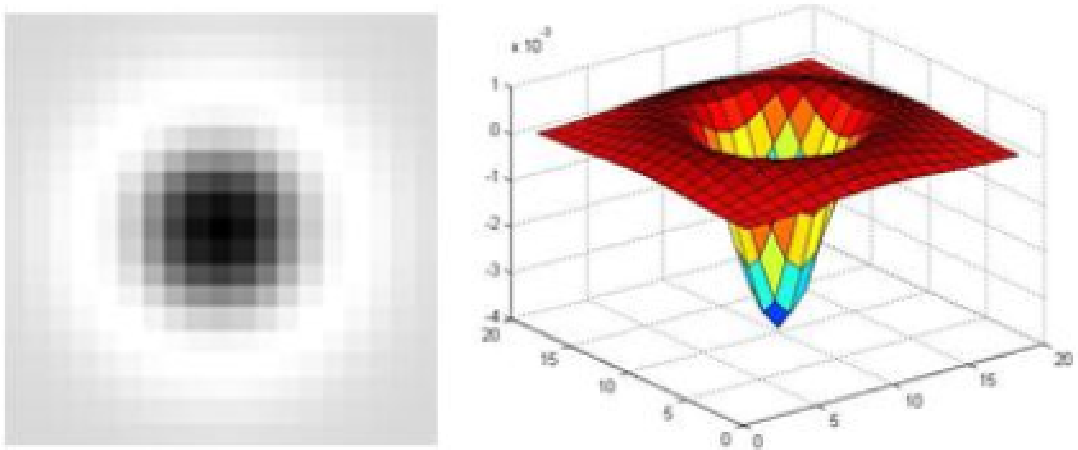
Нормализация:
$$\nabla^2_{\text{norm}} g = \sigma^2 \left(\frac{\partial^2 g}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 g}{\partial y^2} \right)$$

Выбор масштаба

- На каком масштабе Лапласиан достигает максимума отклика на бинарный круг радиуса r?



изображение



Лапласиан

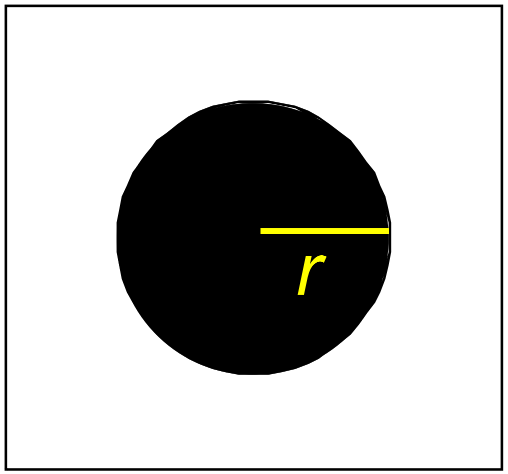
Slide by S. Lazebnik

Выбор масштаба

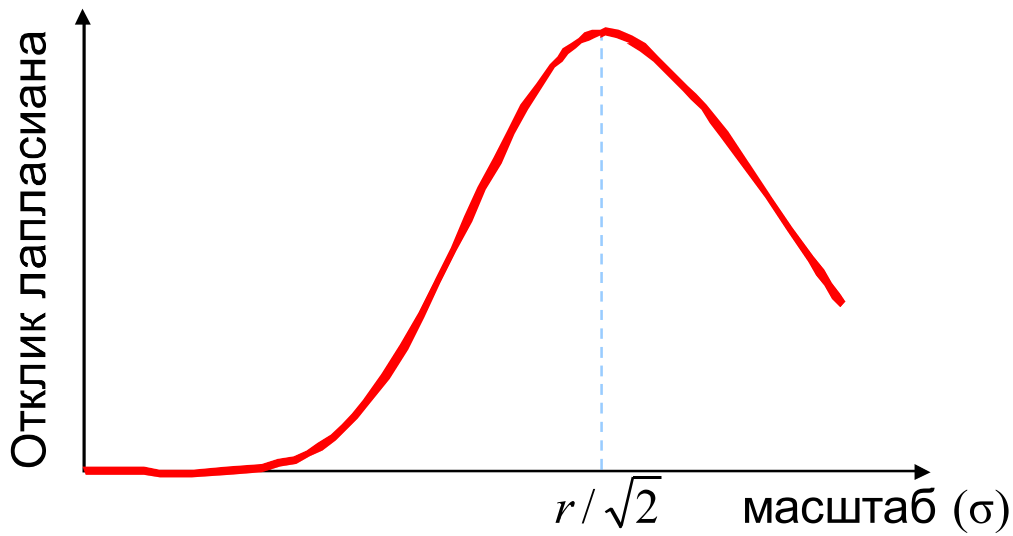
- 2D Лапласиан задается формулой:

$$(x^2 + y^2 - 2\sigma^2)\, e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$$ (с точностью до масштаба)

- Для бинарного круга радиуса r, Лапласиан достигает максимума в $\sigma = r/\sqrt{2}$



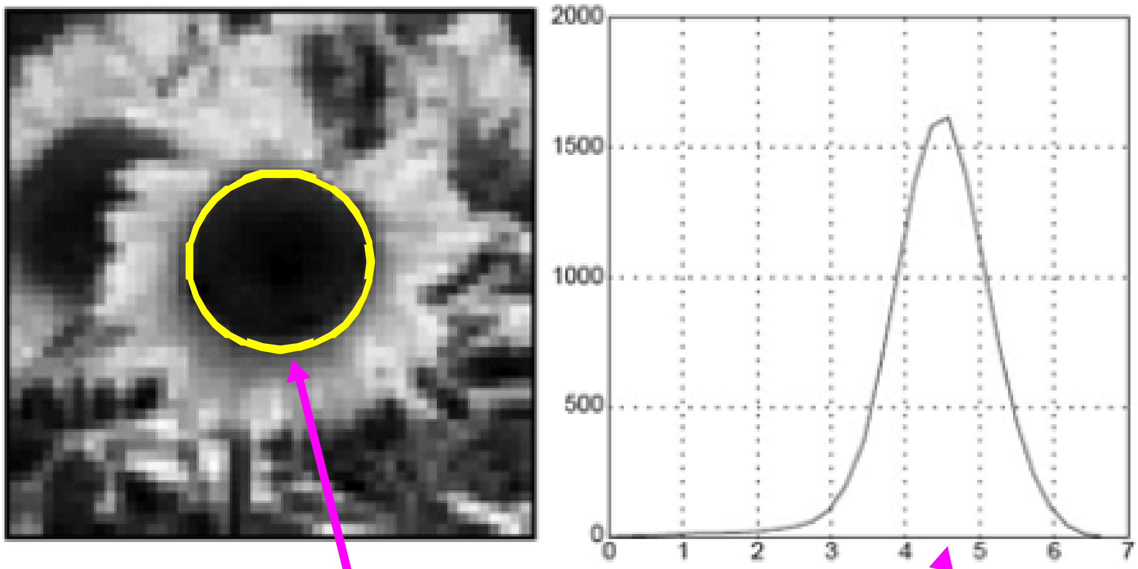
изображение



Slide by S. Lazebnik

Характеристический размер

- Характеристический размер определяется как масштаб, на котором достигается максимум отклика Лапласиана



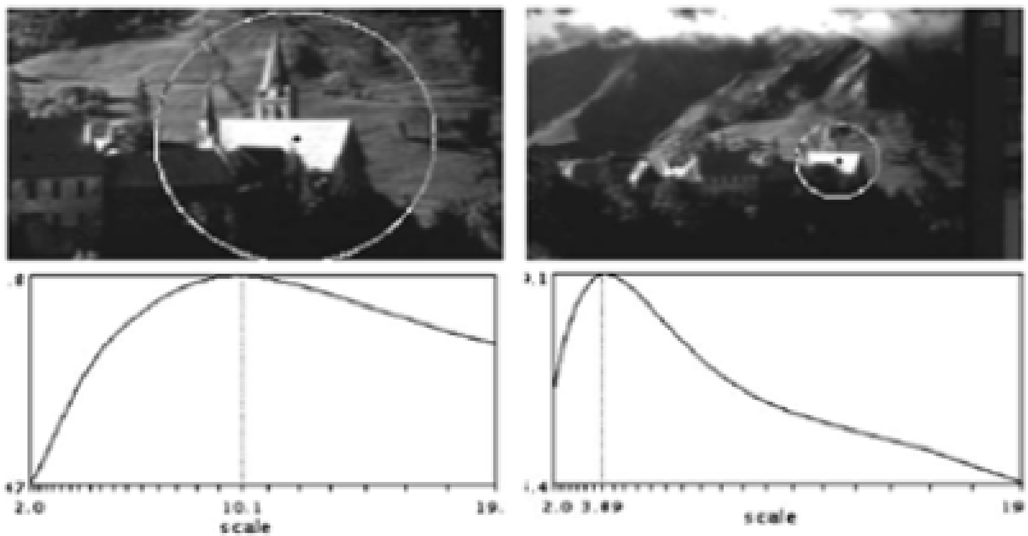
Характеристический масштаб

T. Lindeberg (1998). "Feature detection with automatic scale selection." *International Journal of Computer Vision* **30** (2): pp 77--116.

Slide by S. Lazebnik

Характеристический размер

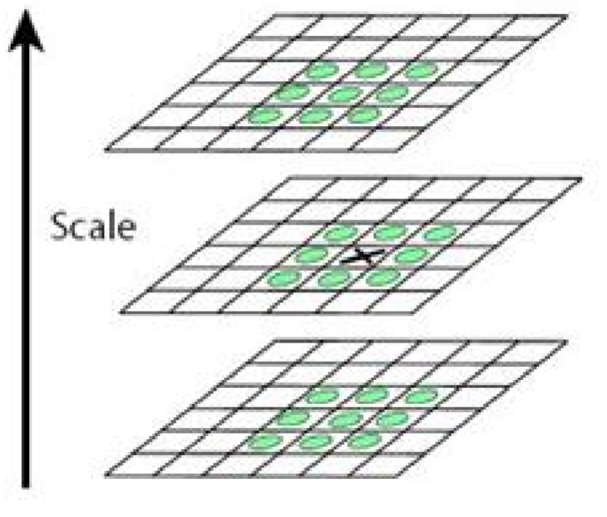
У «хорошего блоба»– один ярко выраженный пик функции



Slide by S. Lazebnik

Многомасштабный детектор блобов

1. Свертываем изображение нормализованным фильтром Лапласианом на разных масштабах
2. Ищем максимум отклика Лапласиана в 3D

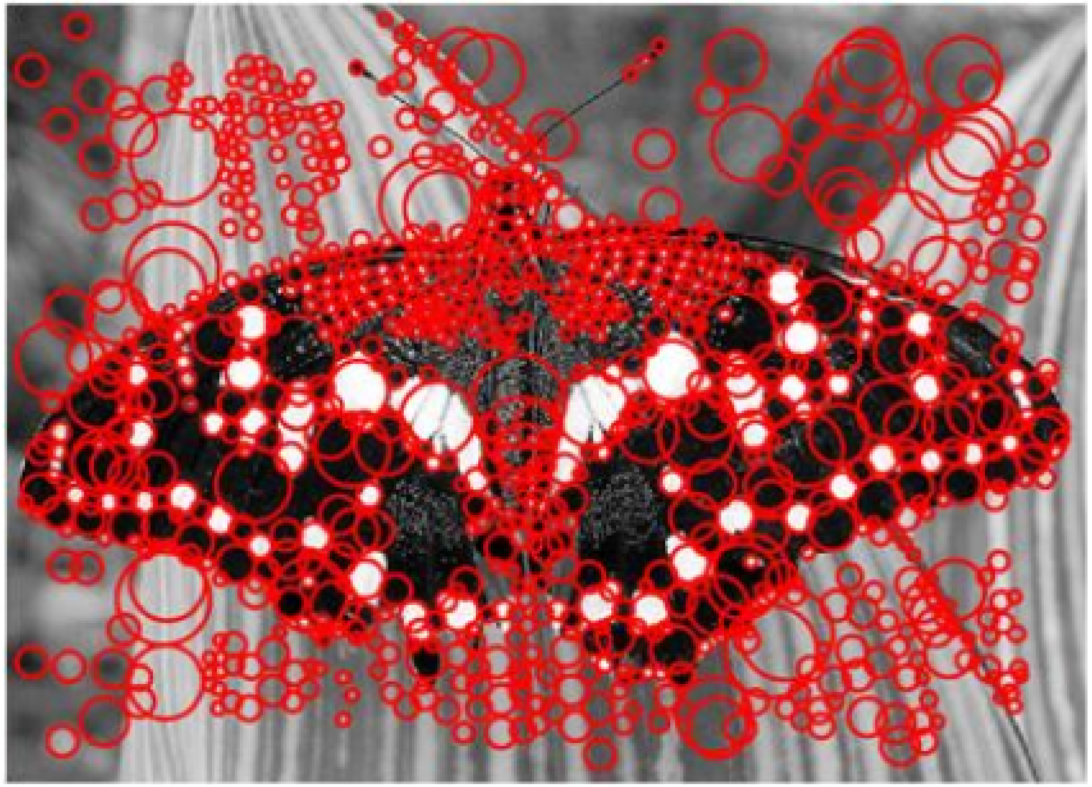


Пример

Пример

sigma = 11.9912

Пример



Slide by S. Lazebnik

Эффективная реализация (DoG)

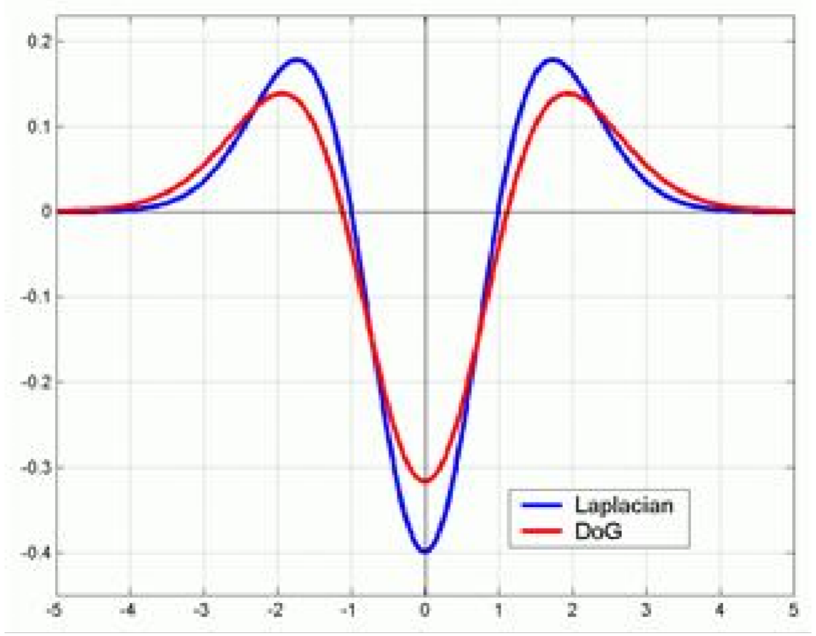
Приближение Лапласиана с помощью разницы гауссиан:

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

(Лапласиан)

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

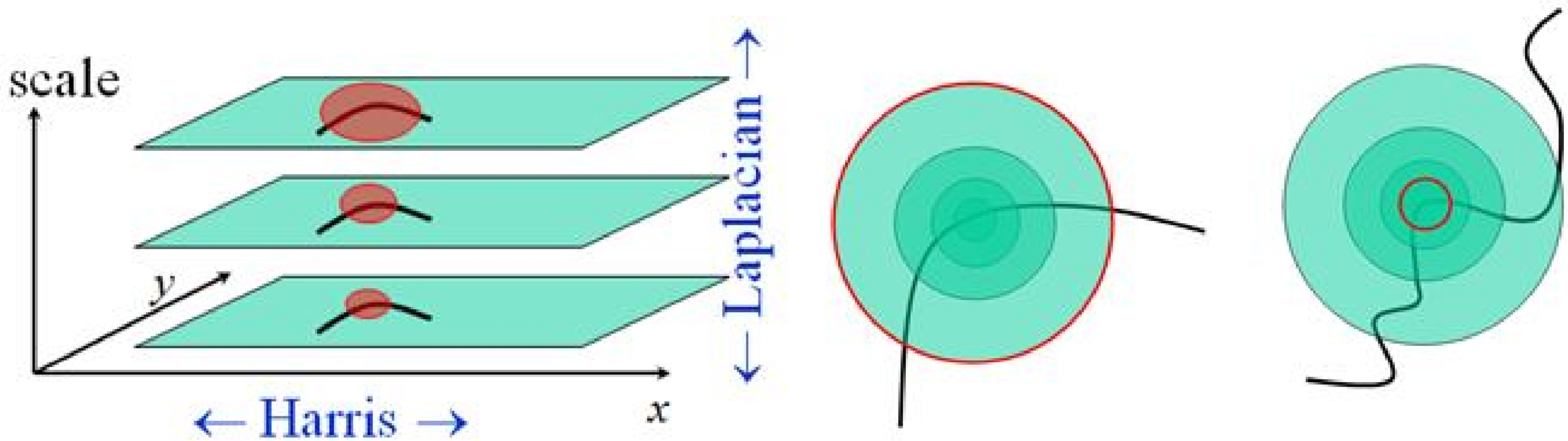
(Разница Гауссиан)



Difference of Gaussian = DoG

Детектор Harris-Laplacian

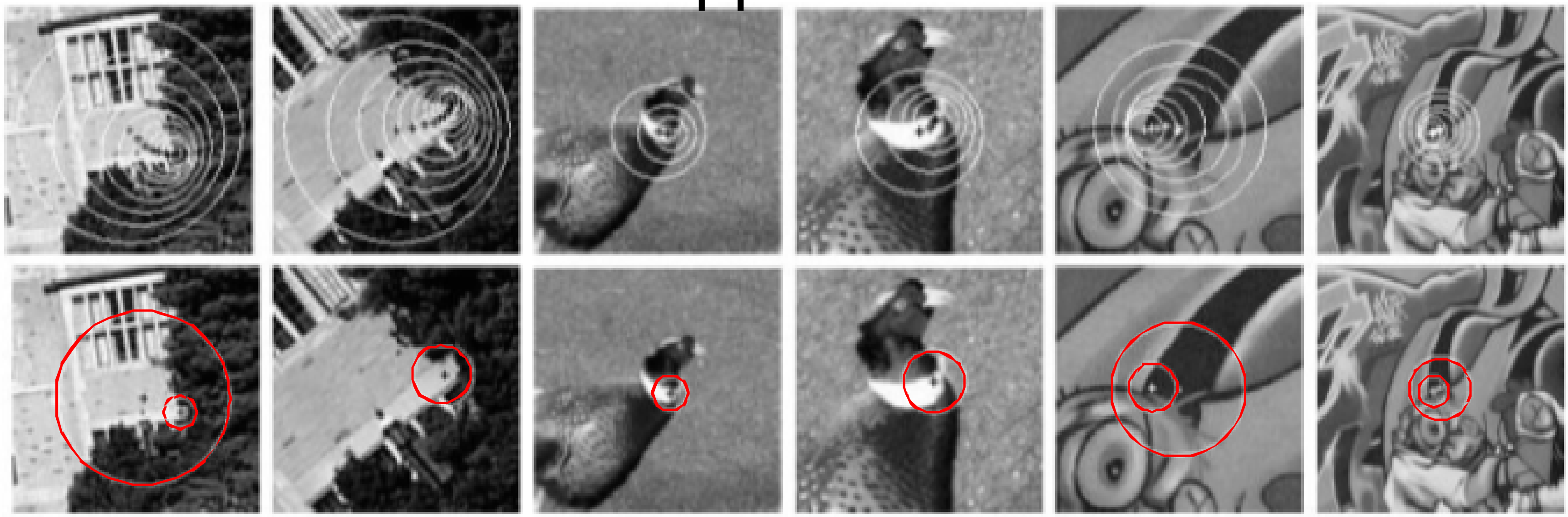
- Выделяем углы на изображении, но с характеристическим размером
- Максимизация:
  - По изображению – откликов углов Харриса
  - По масштабу – Лапласиана
- Разные варианты чередования вычисления функции Харриса и Лапласиана



Сравнение

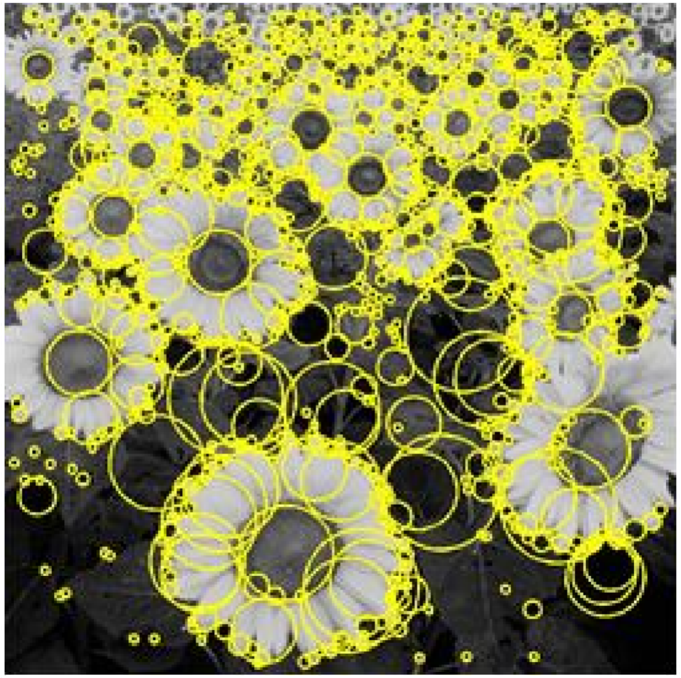
- Сравнение простого детектора Харриса и Харрис-Лапласиана

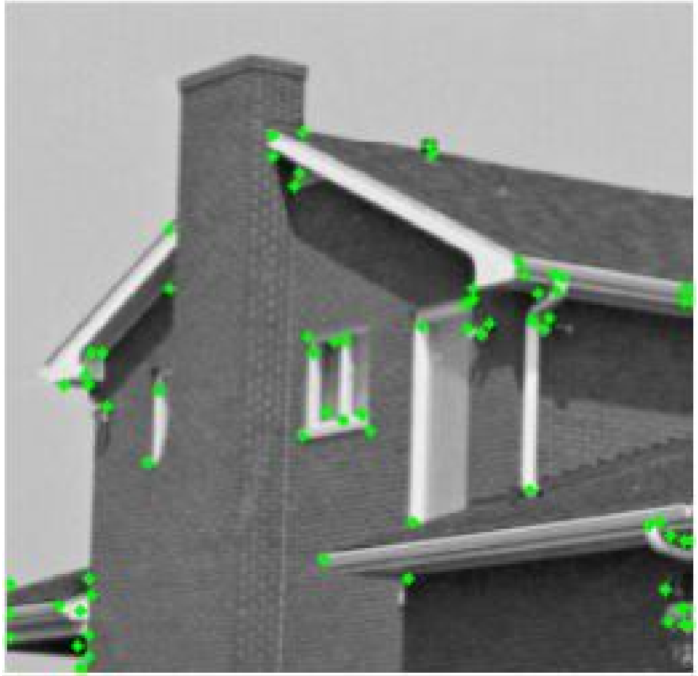
Харрис



Харрис-Лаплас

Углы и блобы





- Углы и блобы – разные виды локальных особенностей
- Детекторы Харрис-Лапласиан и LoG (DoG) выделяют разные множества особенностей
- Можно применять их одновременно

Выбор точек

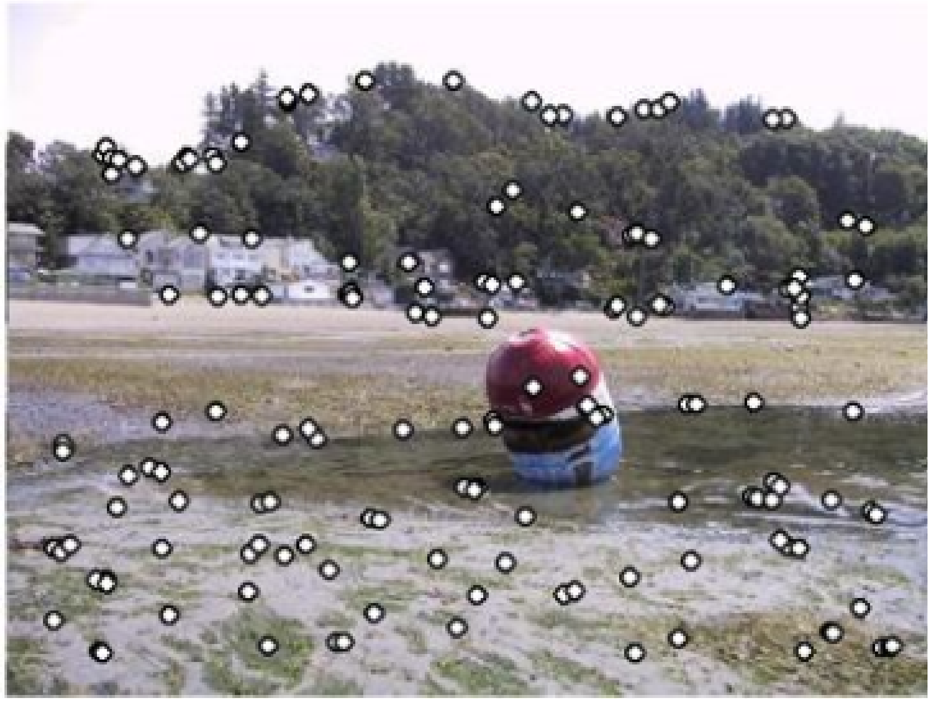
- Цель: выбрать фиксированное кол-во точек на изображении
  - Точки должны быть равномерно распределены по изображению
  - Самые сильные отклики обычно расположены в текстурированных областях, неравномерно распределенных по изображению

(a) Strongest 250

(b) Strongest 500

Адаптивный радиус

- Пройдёмся по всем точкам в порядке качества
- Для каждой точки выкинем из списка всех соседей в окрестности радиуса r
- Посчитаем количество оставшихся точек
- Выберем такой радиус r, при котором получим нужное нам количество точек



Резюме локальных особенностей

- Локальные особенности – один из основных инструментов анализа изображений
- Рассмотрели алгоритмы выделения особенностей:
  - Harris (Forstner)
  - Harris-Laplace
  - LoG (Laplacian of Gaussian)
  - DoG (Difference of Gaussians)