

БЛОБЫ.

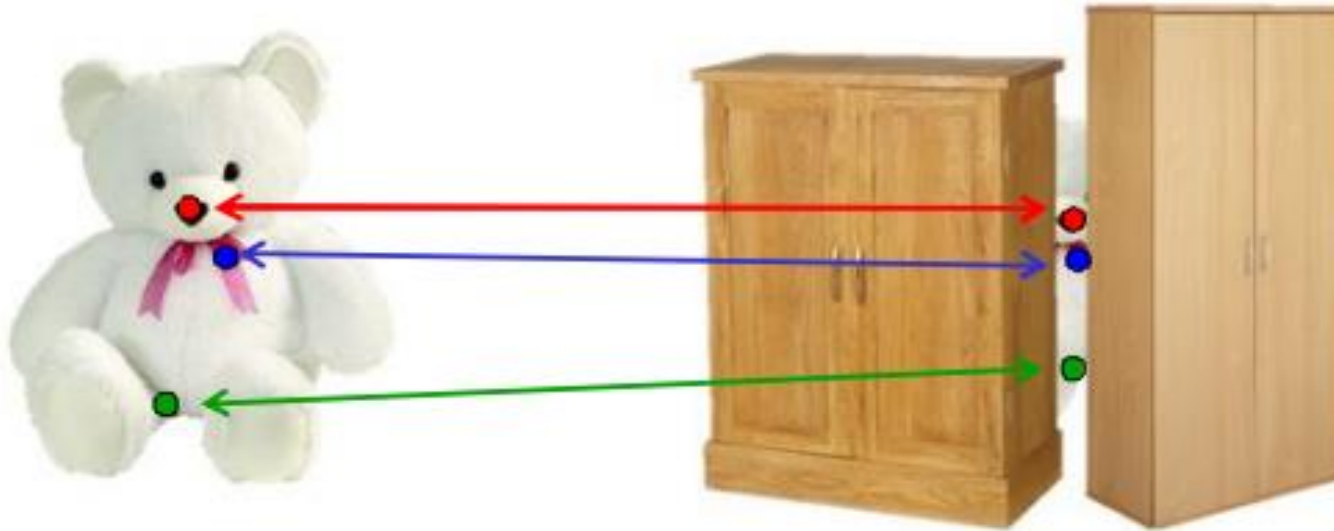
Лекция 6.

Преподаватель: Сибирцева Елена
elsibirtseva@gmail.com

**Когда удобно
проводить
занятия?**

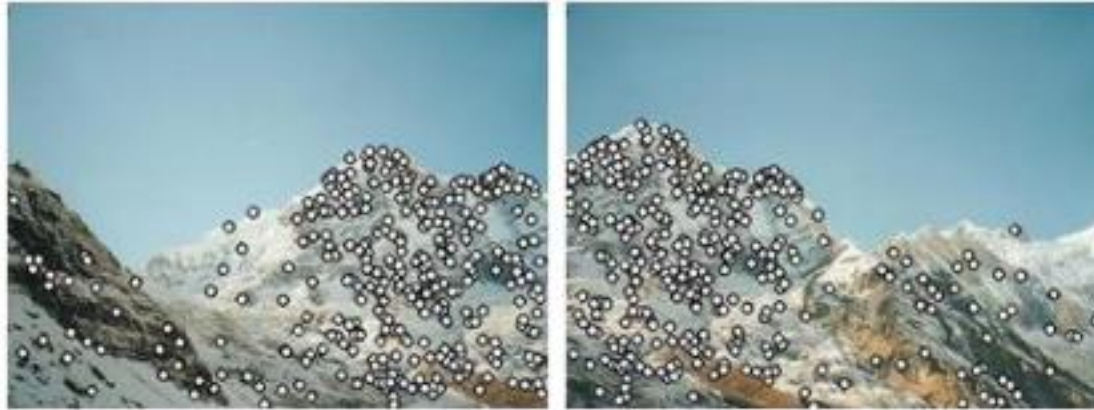
В предыдущих сериях...

Особенности (features)



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

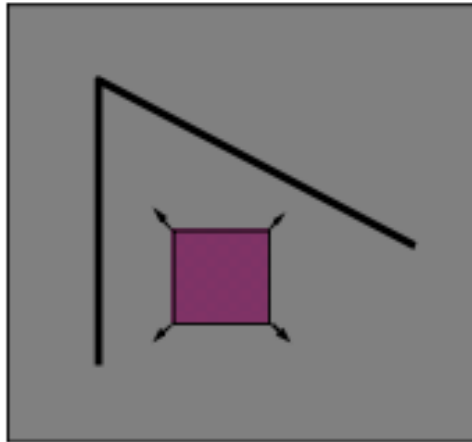
Требования к особенностям



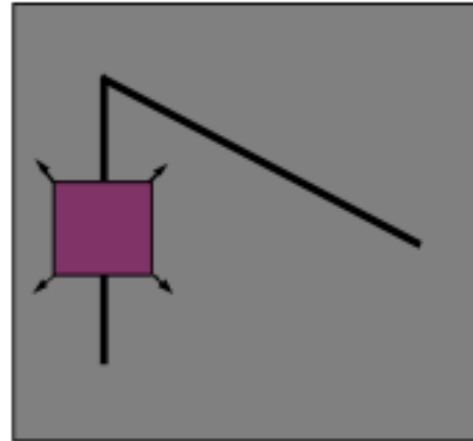
- **Повторимость (Repeatability)**
 - Особенность находится в том же месте объекта не смотря на изменения масштаба, положения, ракурса и освещения
- **Локальность (Locality)**
 - Особенность занимает маленькую область изображения, поэтому работа с ней нечувствительна к перекрытиям
- **Значимость (Saliency)**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

Локальные особенности

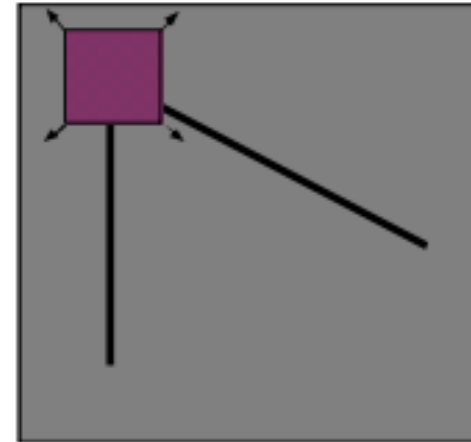
Проведём эксперимент, будем рассматривать разные точки на изображении и проверять, являются ли они локальными особенностями



монотонный регион:
в любом направлении
изменений нет

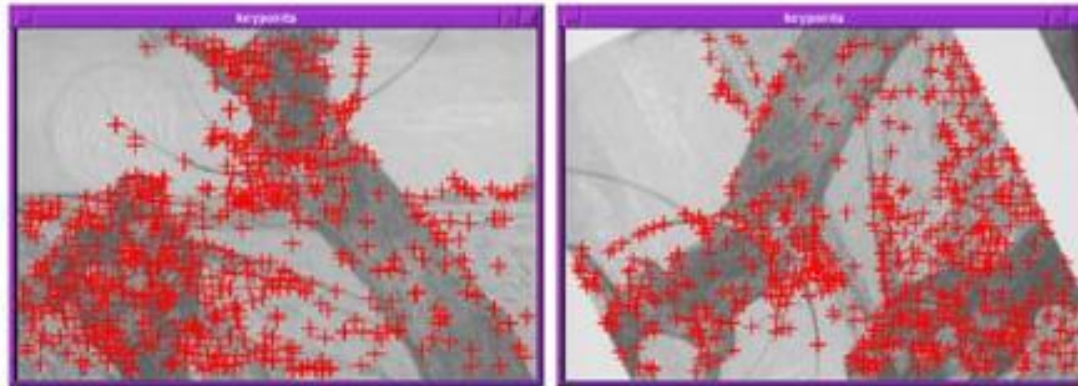


«край»:
вдоль края
изменений нет



«уголок»:
изменения при
перемещении
в любую сторону

Детектор Харриса



- Наиболее популярный детектор локальных особенностей 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

Функция отклика углов

- Функция отклика угла по Харрису:

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

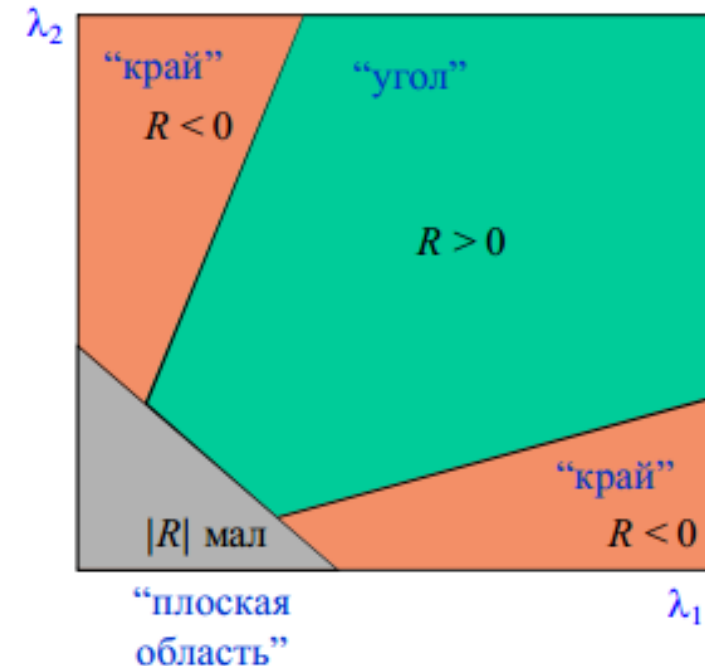
$$\det M = \lambda_1 \lambda_2$$

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

$$(k = 0.04-0.06)$$

- Функция по Фёрстнеру (Forstner):

$$R = \det M / \text{trace } M$$



Алгоритм детектора Харриса

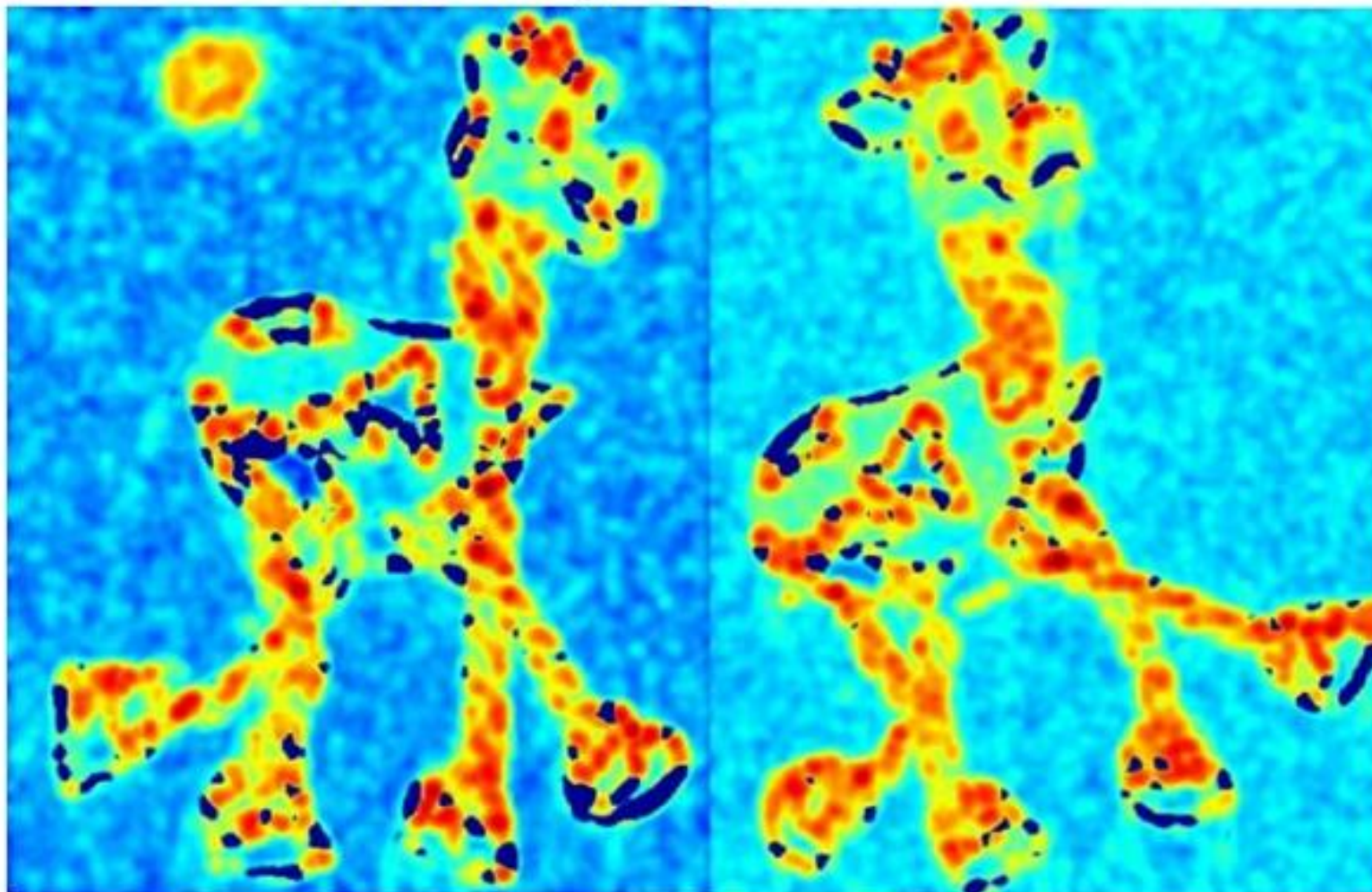
1. Вычислить градиент изображения в каждом пикселе
 - С использованием гауссова сглаживания
2. Вычислить матрицу вторых моментов M по окну вокруг каждого пикселя
3. Вычислить отклик угла R
4. Отсечение по порогу R
5. Найти локальные максимумы функции отклика (non-maximum suppression) по окрестности заданного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

Демонстрация по шагам



Демонстрация по шагам

Вычисление отклика угла R



Демонстрация по шагам

Найдём точки с большим откликом $R > \text{порог}$



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



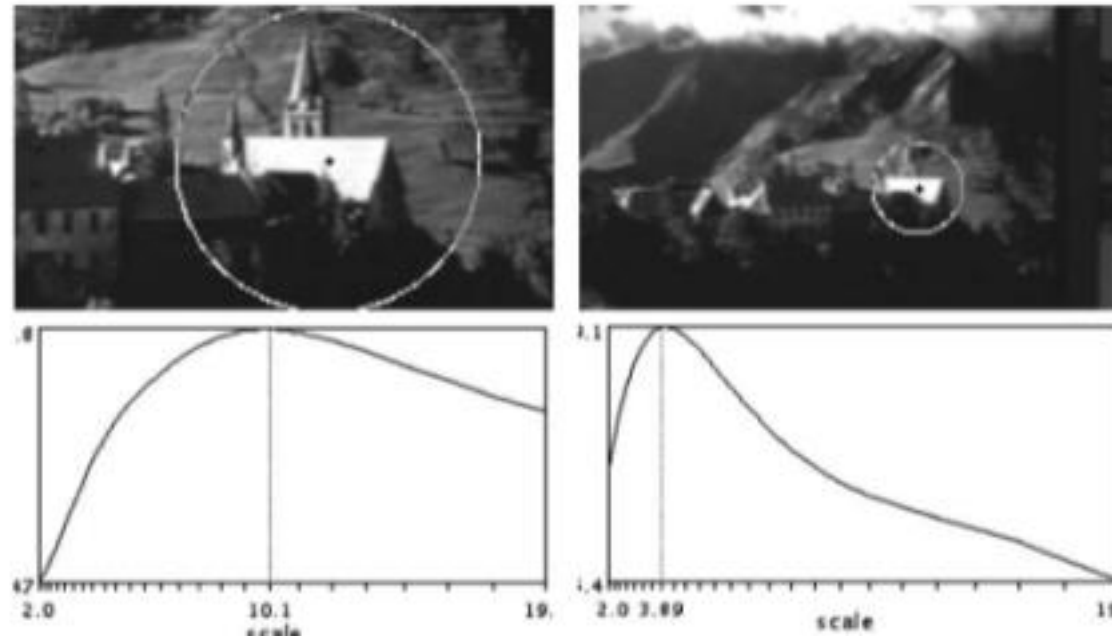
Демонстрация по шагам



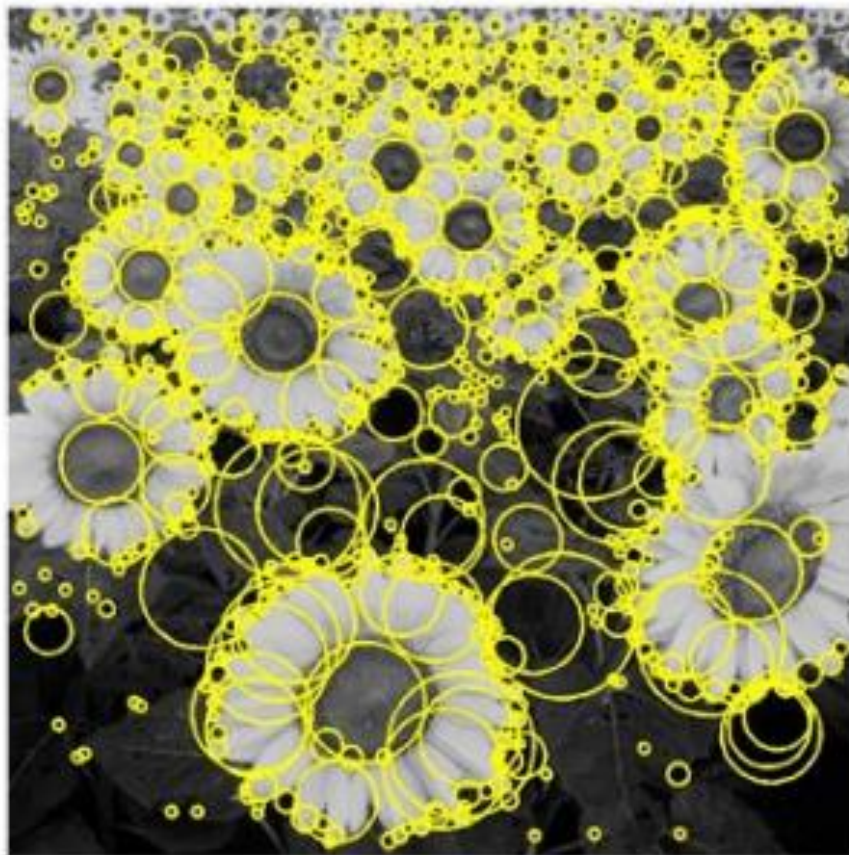
ДЕТЕКТОР БЛОБОВ

Инвариантность к масштабированию

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

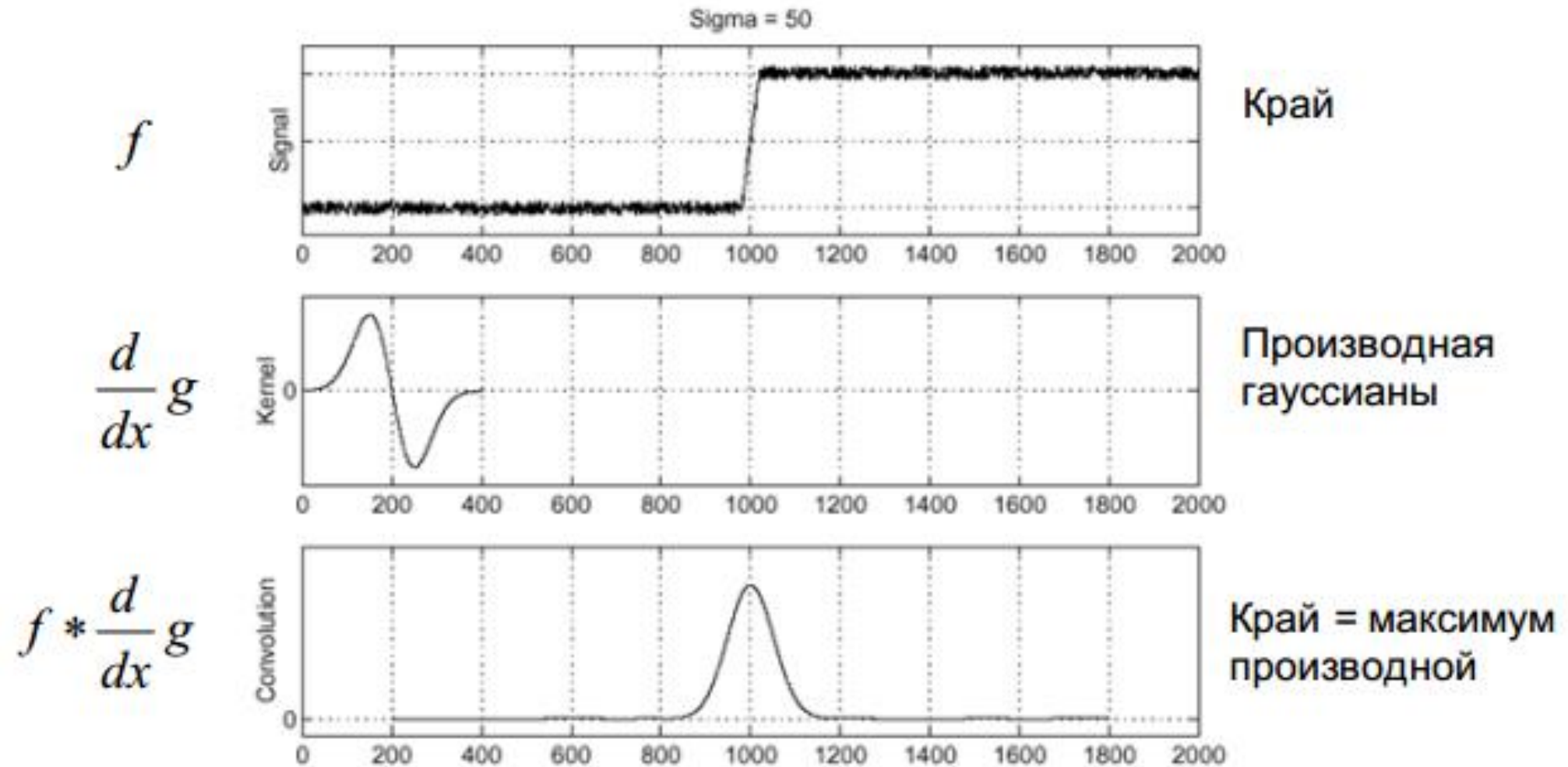


Блобы

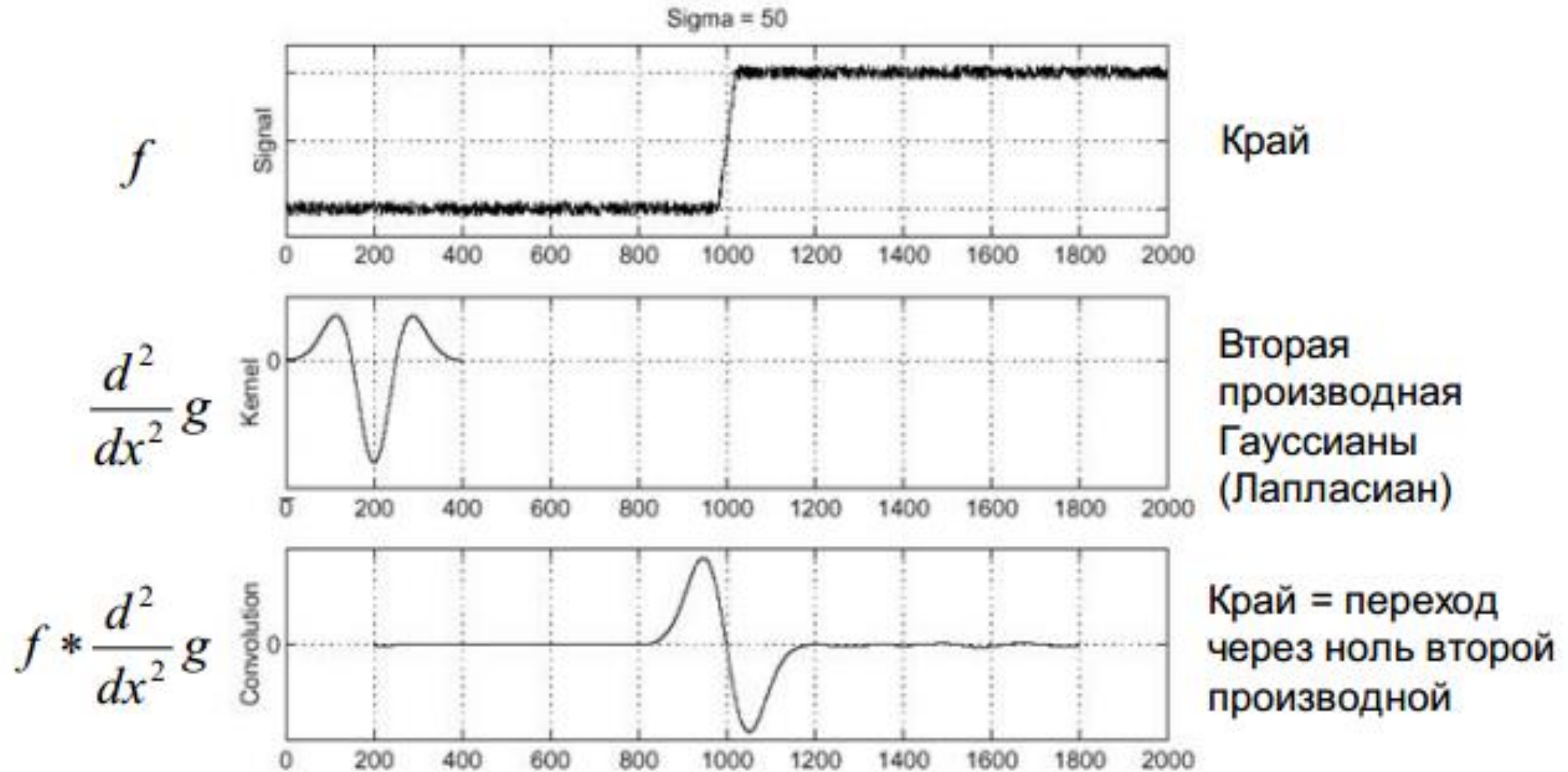


«Капля», «Blob» - вначале для особенностей такого типа была разработана теория выбора характерного размера

Поиск краев

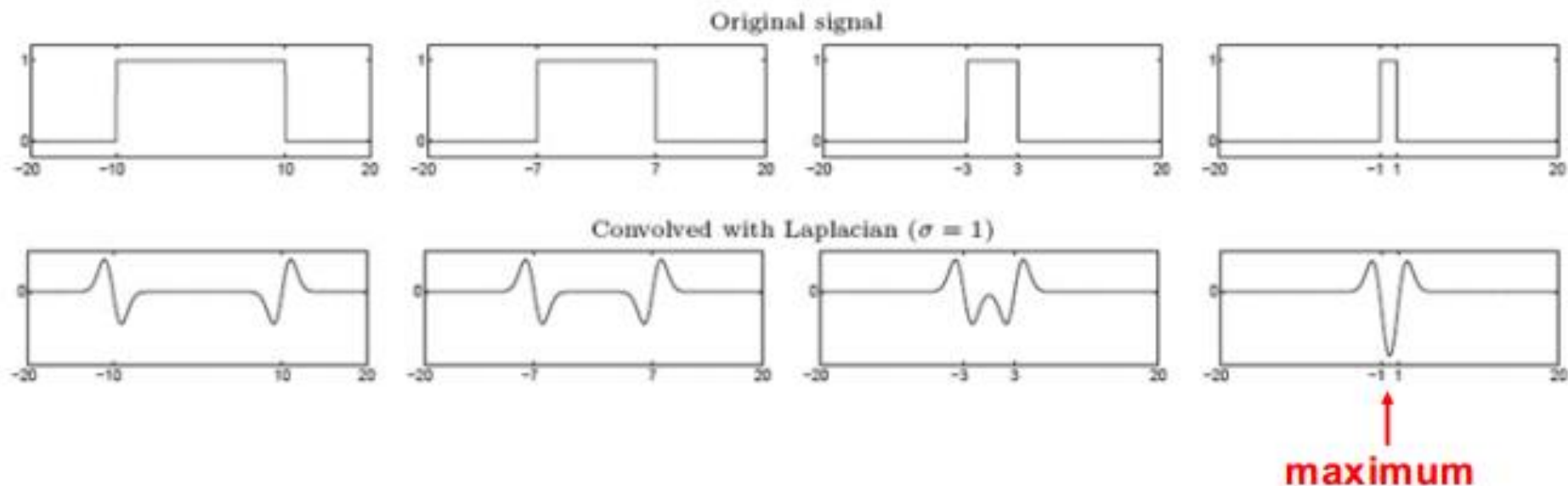


Второй проход



От краев к блобам

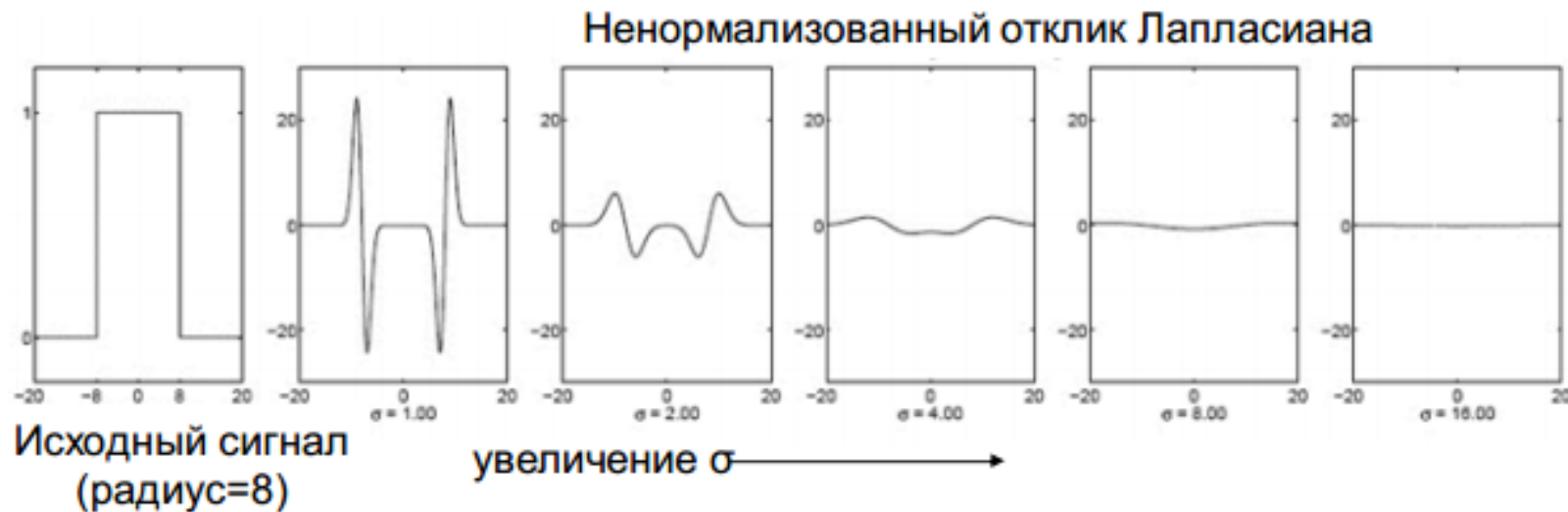
- Край = «всплеск»
- Блоб = совмещение двух «всплесков»



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

Выбор масштаба

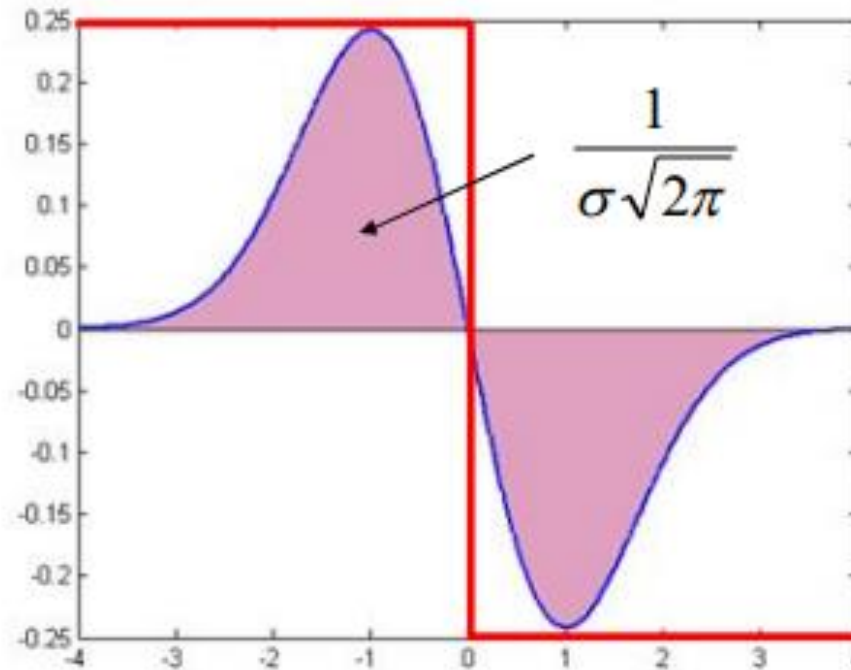
- Нужно найти характеристический размер блока путем свертки с Лапласианом в нескольких масштабах и найти максимальные отклики
- Однако, отклик Лапласиана затухает при увеличении масштаба:



Почему так происходит?

Нормализация масштаба

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



Нормализация масштаба

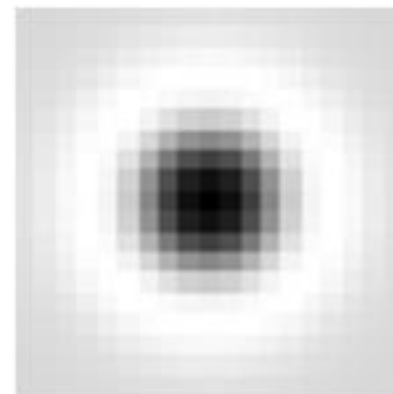
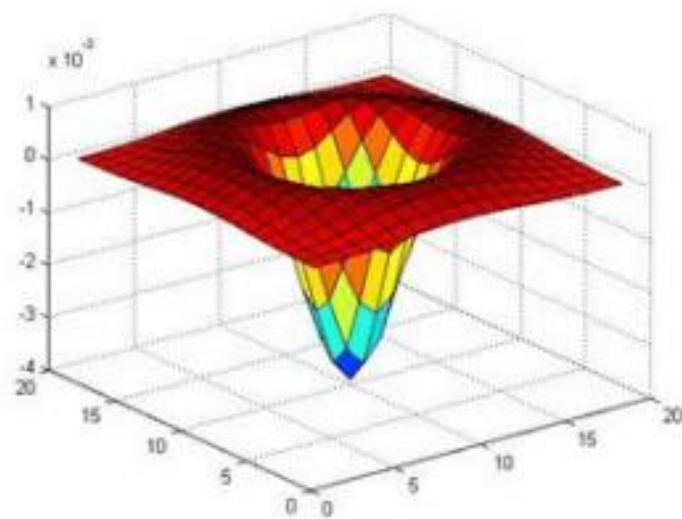
- Отклик производной фильтра Гаусса на идеальный край затухает при увеличении σ
- Нужно домножить производную на σ для достижения инвариантности к масштабу
- Лапласиан это вторая производная фильтра гаусса, поэтому домножаем на σ^2

Эффект нормализации



Поиск блобов в 2D

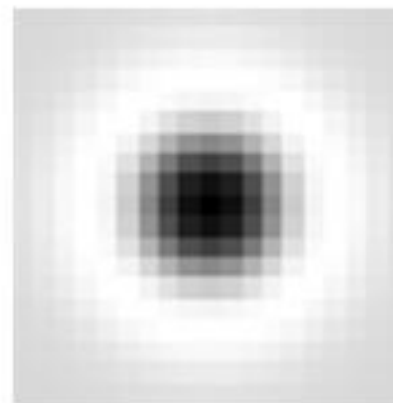
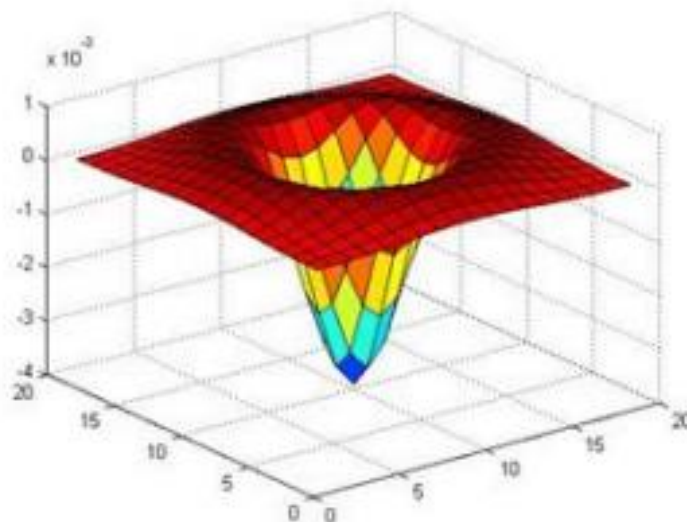
Лапласиан Гауссиана: Центральнo-симметричный оператор поиска блобов в 2D



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

Поиск блобов в 2D

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

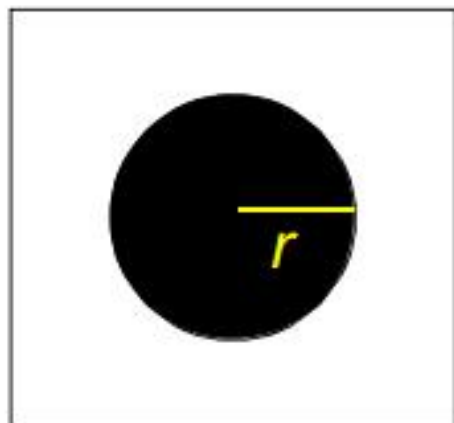


Нормализация:

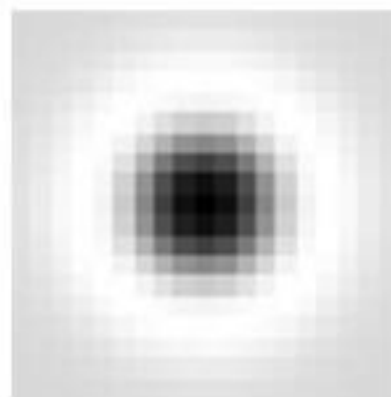
$$\nabla_{\text{norm}}^2 g = \sigma^2 \left(\frac{\partial^2 g}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 g}{\partial y^2} \right)$$

Выбор масштаба

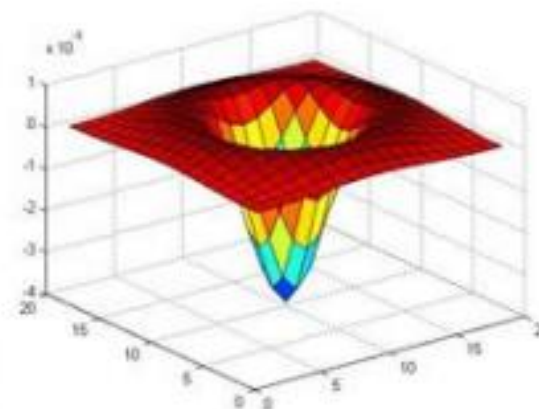
- На каком масштабе Лапласиан достигает максимума отклика на бинарный круг радиуса r ?



изображение



Лапласиан

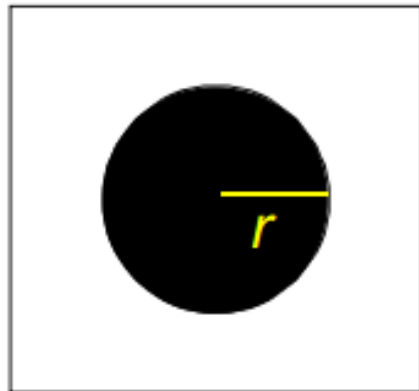


Выбор масштаба

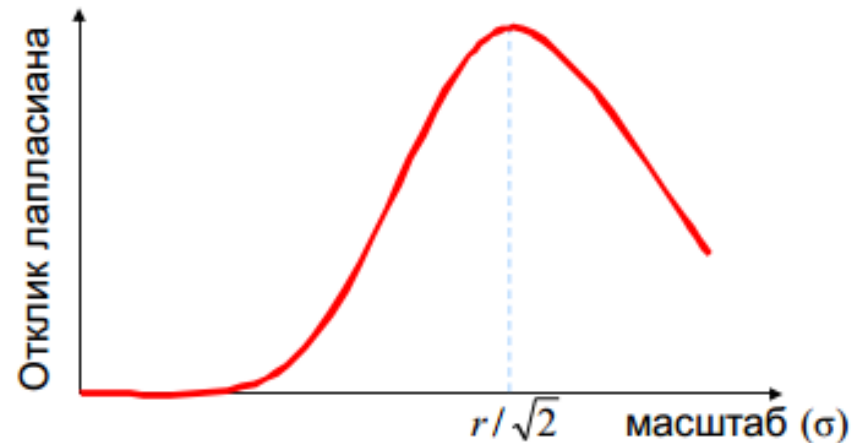
- 2D Лапласиан задается формулой:

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

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

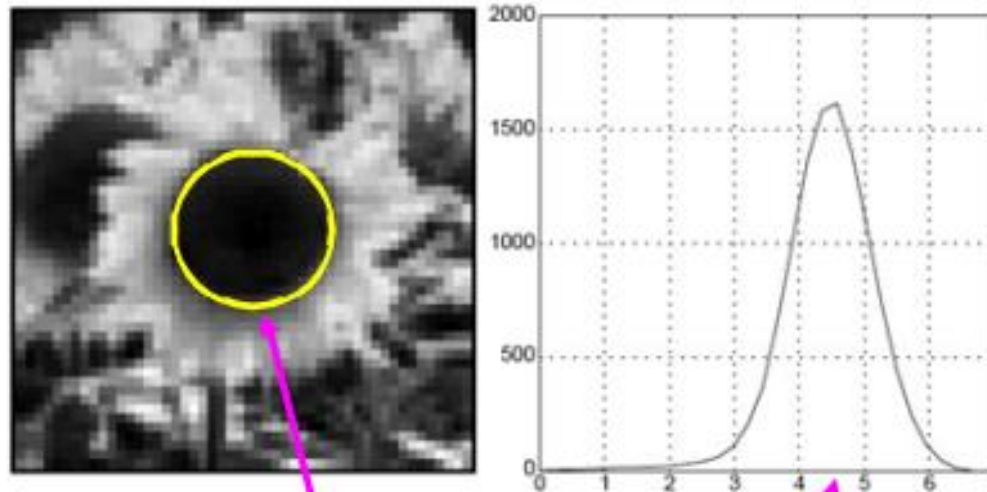


изображение



Характеристический размер

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

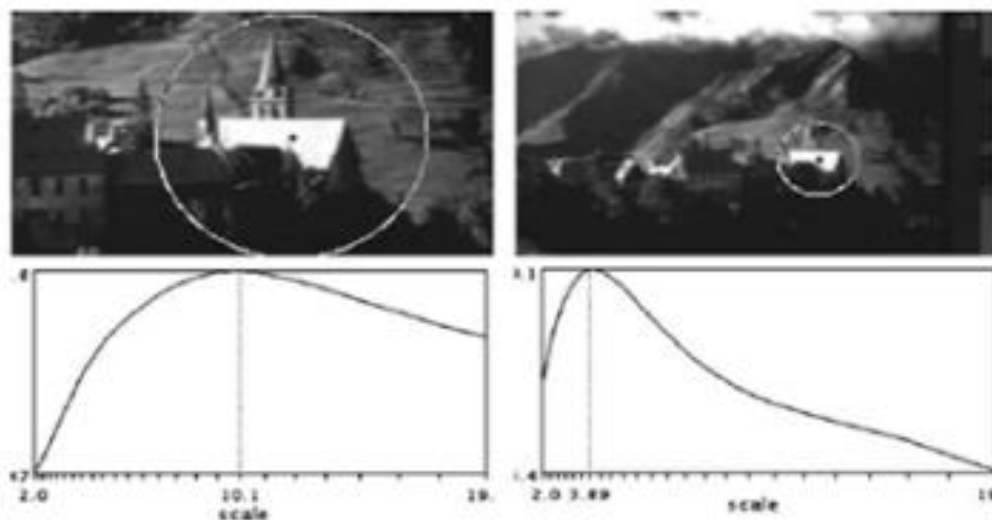


Характеристический масштаб

Характеристический размер

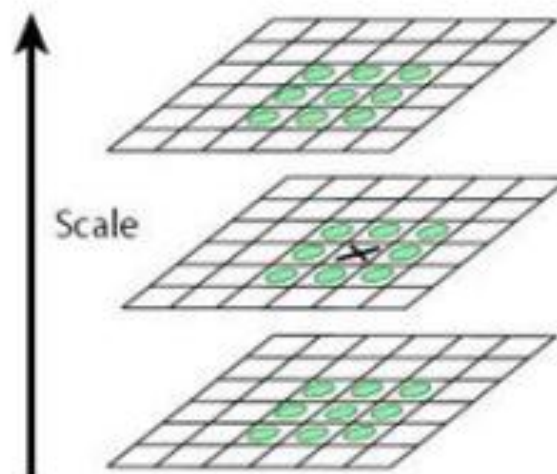


У «хорошего блоба»— один ярко выраженный пик функции



Многомасштабный детектор блоков

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



Пример

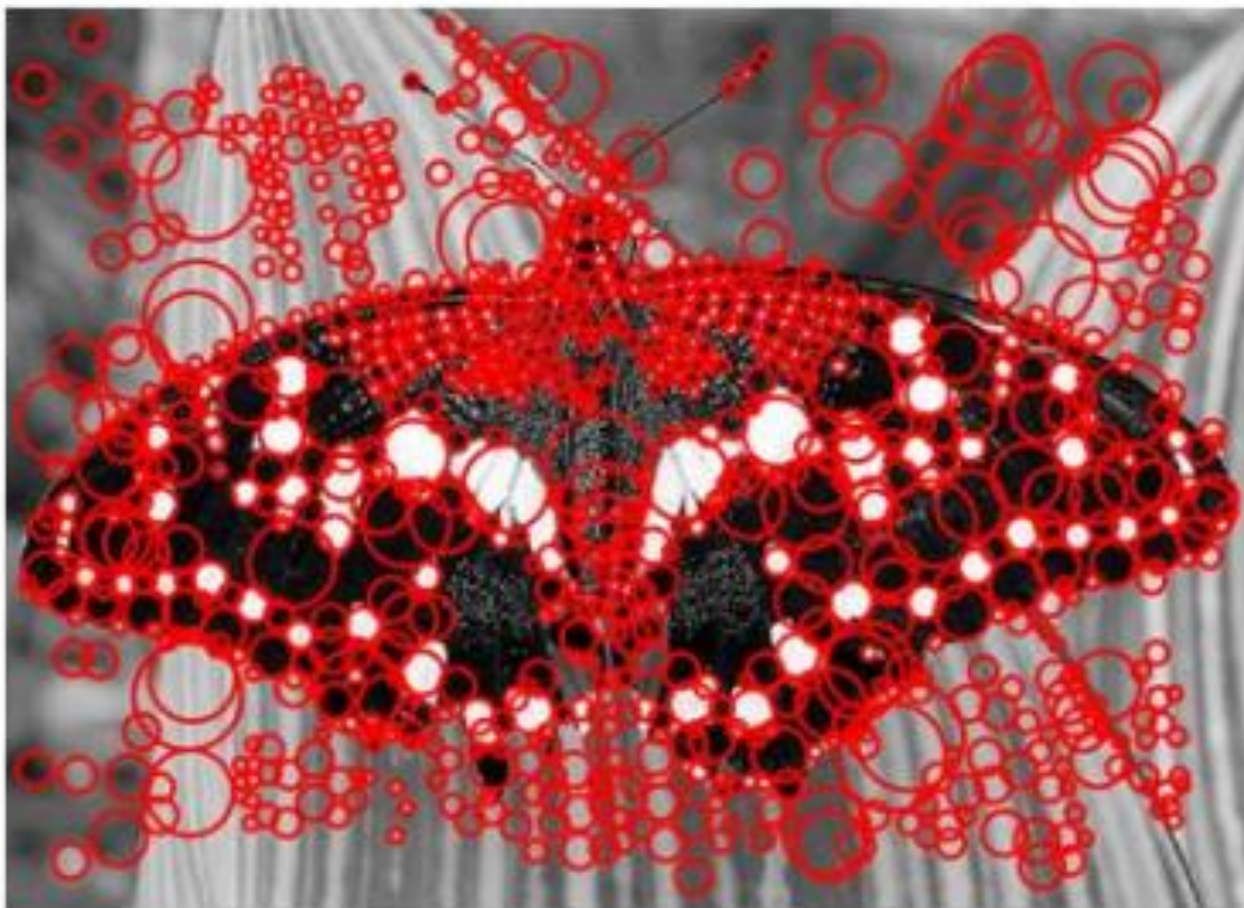


Пример



$\sigma = 11.9912$

Пример



Эффективная реализация (DoG)

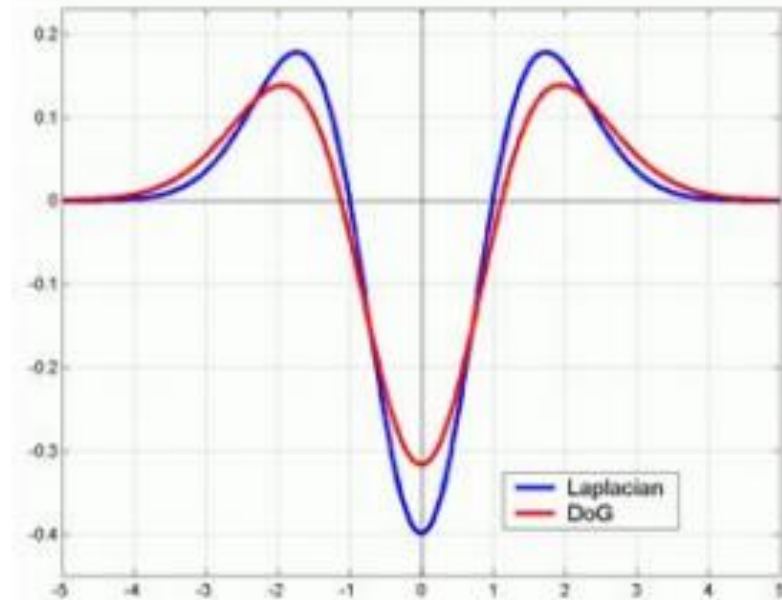
Приближение Лапласиана с помощью разницы гауссиан:

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

(Лапласиан)

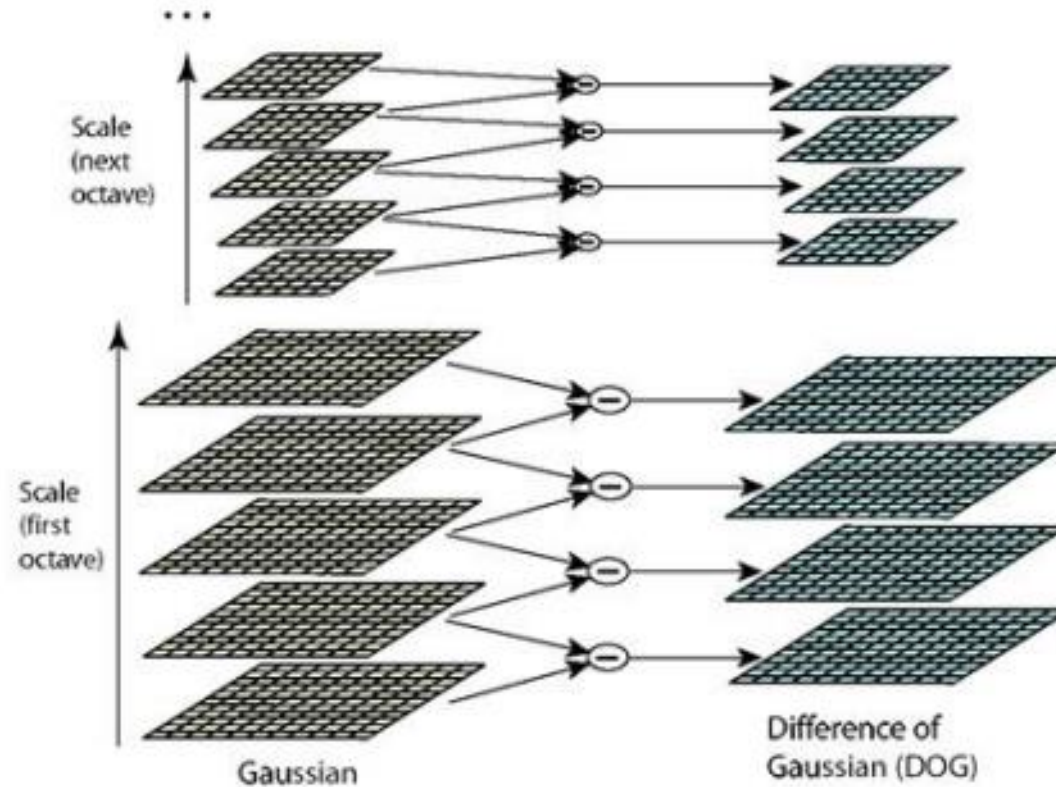
$$DoG = G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)$$

(Разница Гауссиан)



Difference of Gaussian = DoG

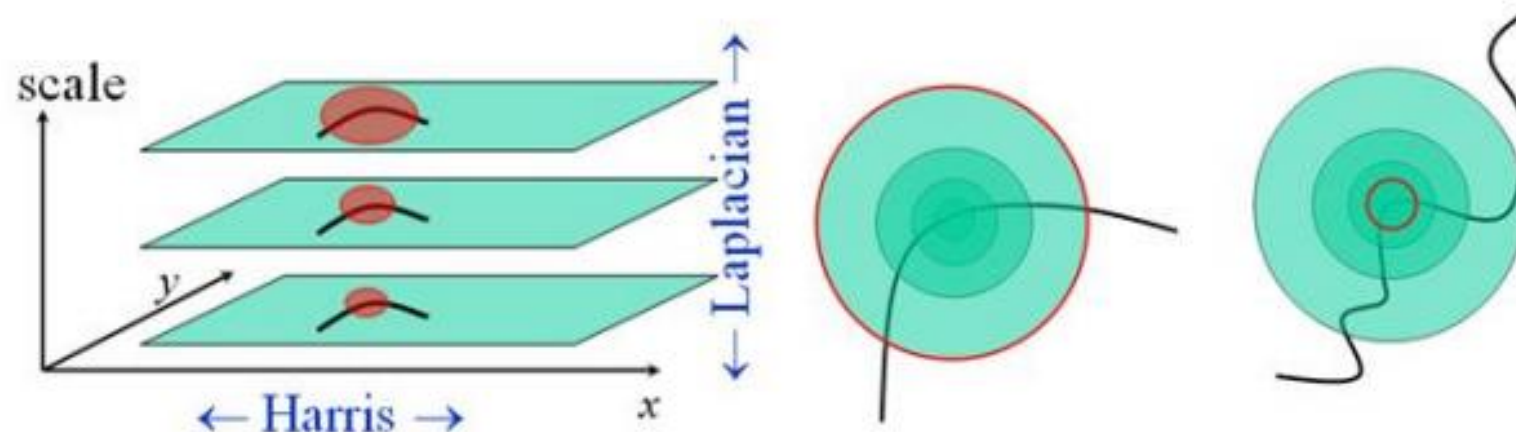
Эффективная реализация (DoG)



Детектор DoG также выделяет «блобы» на изображении

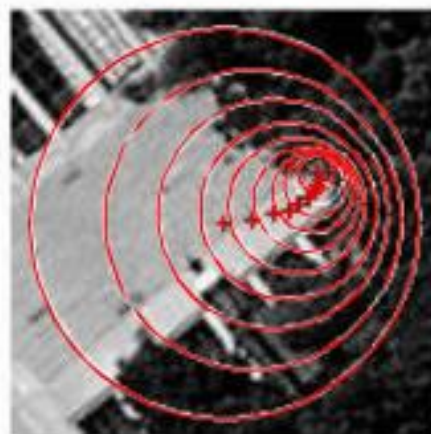
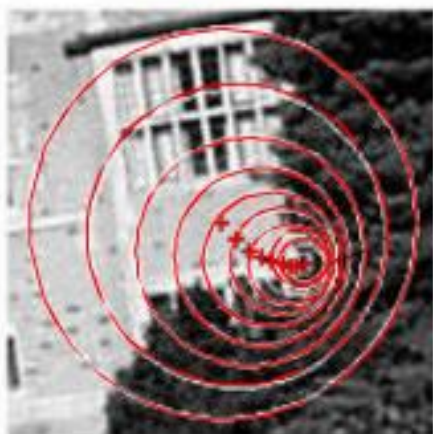
Детектор Harris-Laplacian

- Выделяем углы на изображении, но с характеристическим размером
- Нужно найти точки, максимизирующие
 - Отклик угла Харриса по изображению (x,y)
 - Лапласиан по масштабу
- Разные варианты чередования вычисления функции Харриса и Лапласиана



FIGHT!

Сравнение простого детектора Харриса и Харрис-Лапласиана

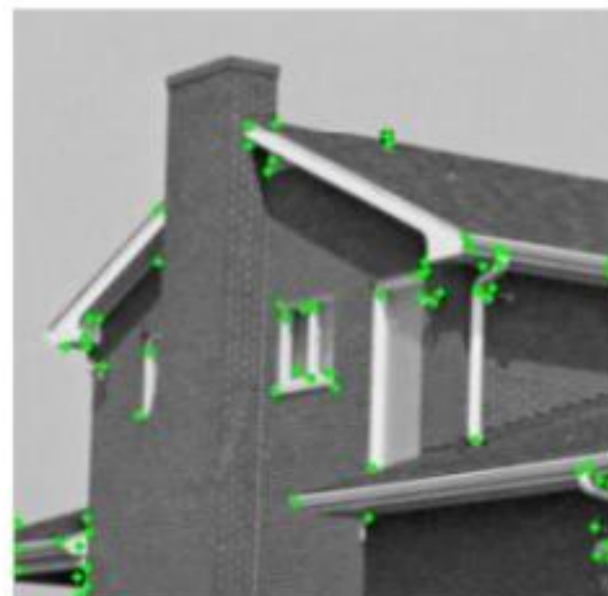
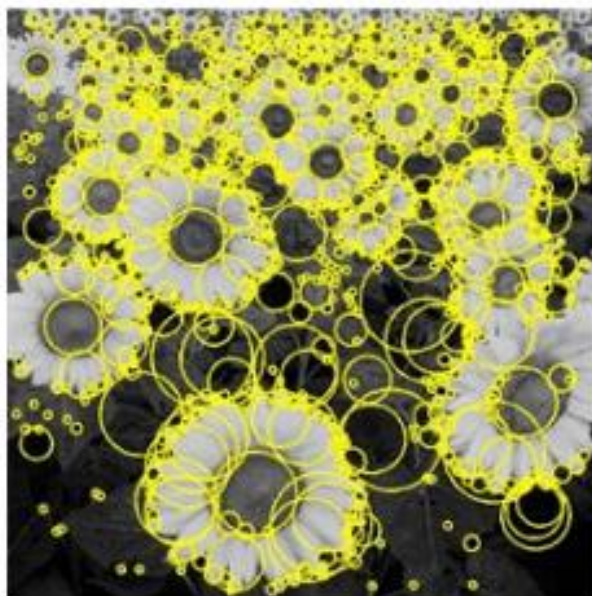


Харрис



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



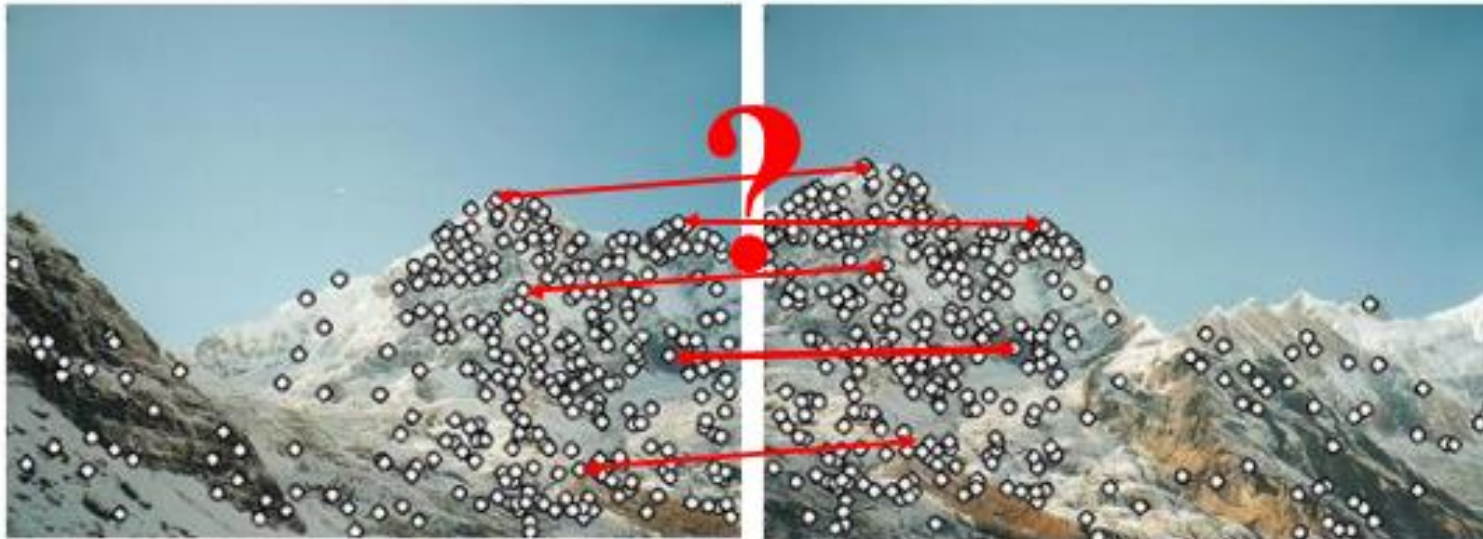
Резюме локальных особенностей

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

ДЕСКРИПТОРЫ

Дескрипторы

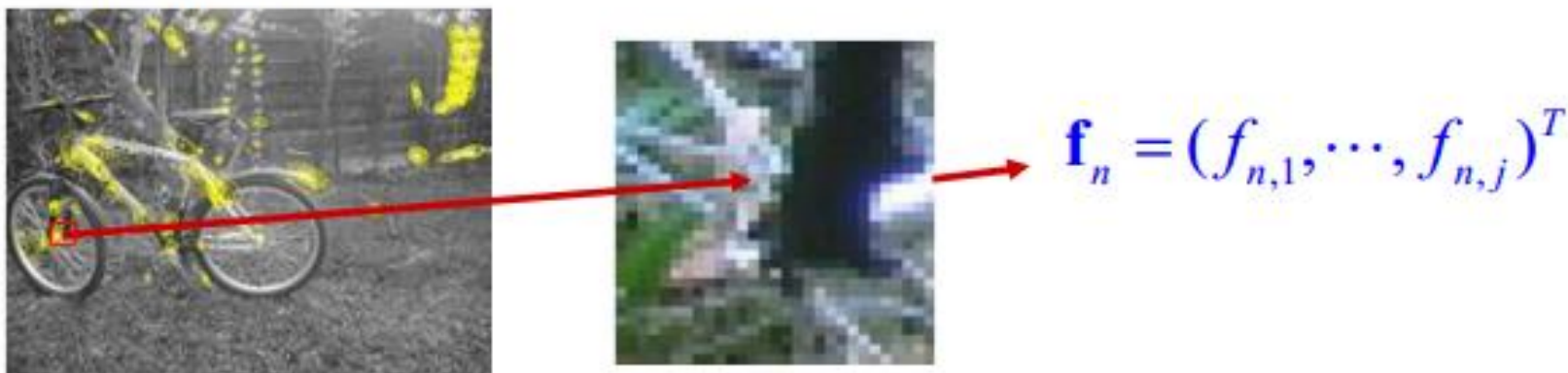
Точки найдены – как их сопоставить?



- Нужно как-то описать каждую точку, чтобы можно было отличать одну от другой!
- Дескриптор (Descriptor) - вектор признаков окрестности точки

Дескрипторы

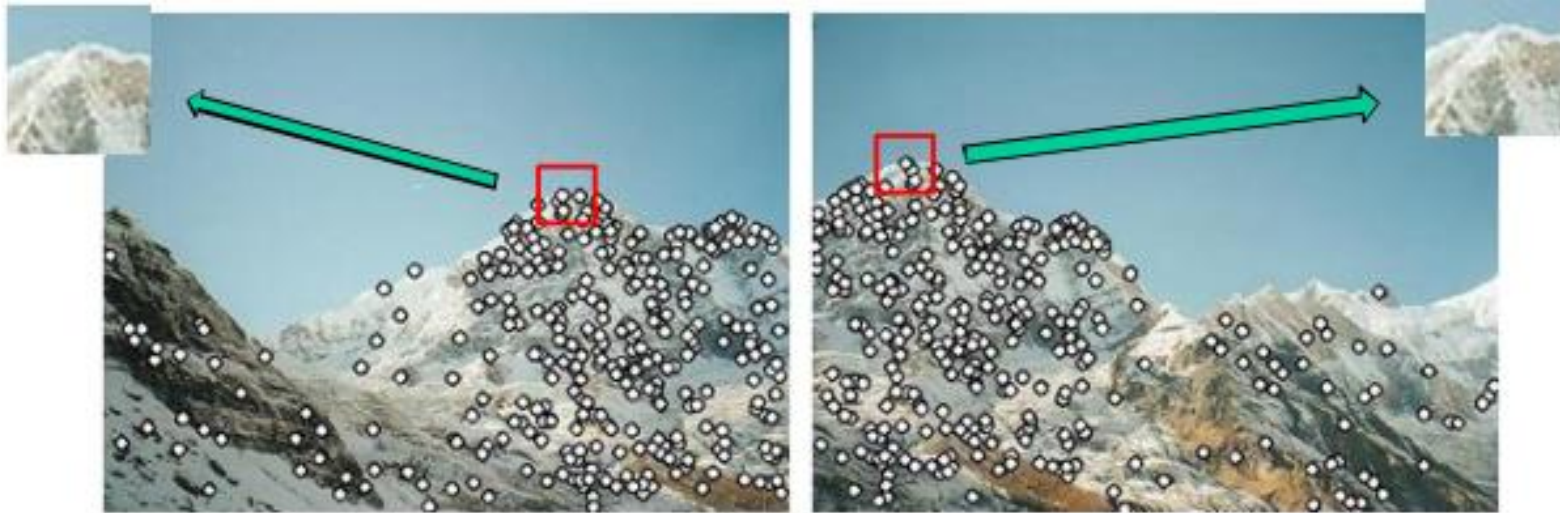
Необходимо каждую интересную точку описать набором параметров:



Как будем поступать:

- Возьмём окрестность точки
 - Какой формы?
 - Какого размера?
- Вычислим по окрестности набор признаков
 - Какие?

Простейший подход

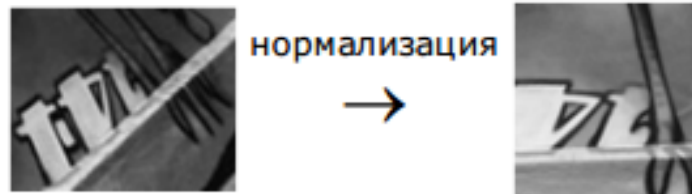


- Возьмём квадратные окрестности, со сторонами, параллельными строкам и столбцам изображения
- Яркости пикселей будут признаками
- Сравнивать будем как два изображения - попиксельно (SAD, SSD)
- Такая окрестность инвариантна только к сдвигу изображения

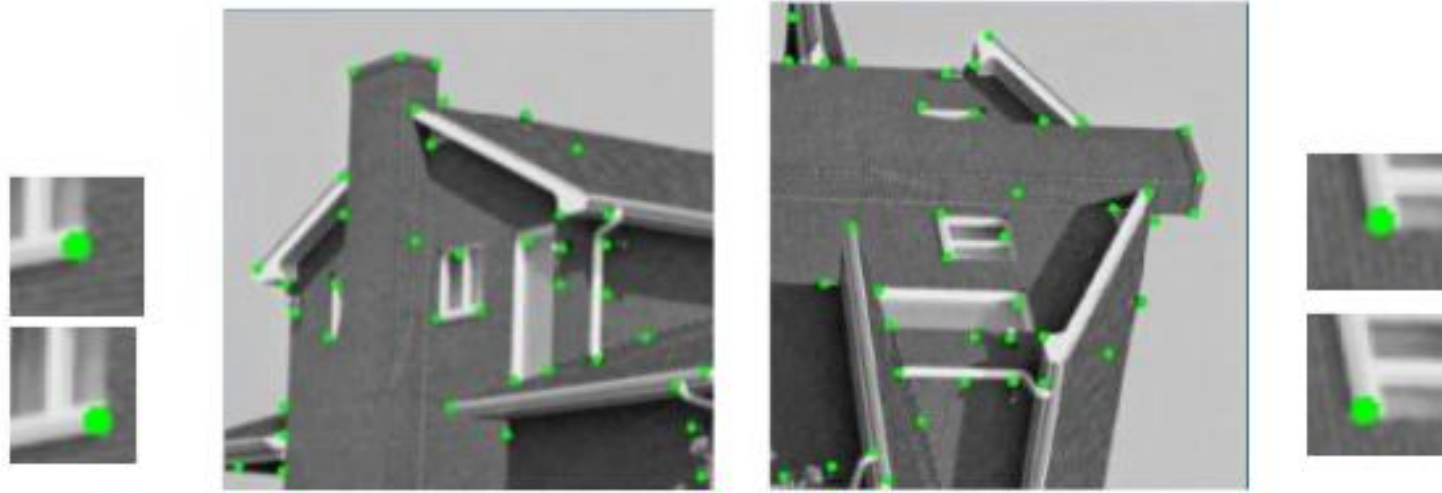
Инвариантность к яркости

- Можем добиться следующим образом:
 - Локальная нормализация гистограммы
 - Дескрипторы, основанные на градиенте яркости, инвариантны к сдвигу яркости
 - Нормирование яркости - вычесть среднее значение, поделить на дисперсию

$$I' = (I - \mu) / \sigma$$



Недостаток простой окрестности



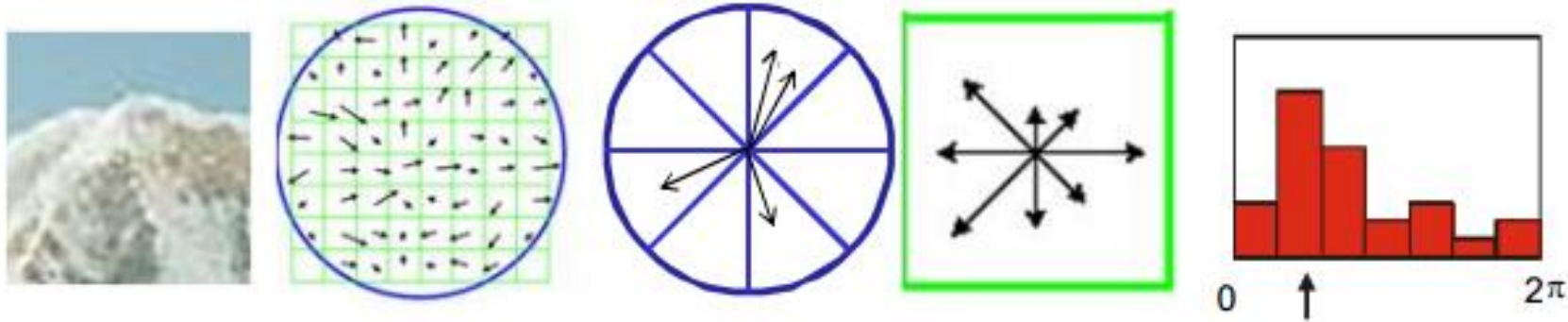
- Детектор точек инвариантен к повороту, а окрестность нет
- Небольшие сдвиги, т.е. ошибки в нахождении точки делают невозможным попиксельное сравнение

Метод SIFT

- Scale-Invariant Feature Transform:
 - Детектор DoG
 - Определение положения и характерного масштаба особенности
 - Ориентация
 - Определение доминантной ориентации особенности по градиентам
 - Deskriptor
 - Использование статистик по направлению градиентам
- Устойчив к изменениям освещенности и небольшим сдвигам

David G. Lowe. ["Distinctive image features from scale-invariant keypoints."](#) *IJCV* 60 (2), pp. 91-110, 2004.

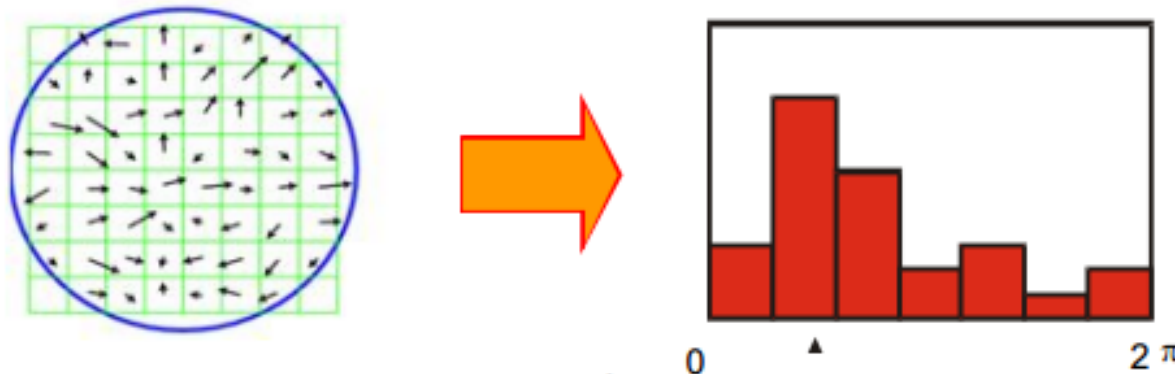
Гистограмма ориентаций градиентов



- Основа дескриптора SIFT – подсчёт гистограммы ориентаций градиентов
 - Вычислим направление градиента в каждом пикселе
 - Квантуем ориентации градиентов на 8 ячеек (направлений)
 - Пометим каждый пиксель номером ячейки
 - Посчитаем гистограмму направлений градиентов
 - Для каждой ячейки посчитаем количество пикселей с номером этой ячейки

Ориентация фрагмента

- Идея: найти основное (доминантное) направление градиентов пикселей в окрестности точки
- Выберем в гистограмме ячейку с максимальным значением, возьмём это направление как доминирующее



- Повернем фрагмент так, чтобы доминантное направление градиента было направлено вверх



- Если локальных максимумов несколько – считаем, что несколько точек с разной ориентацией

Окрестность особенности

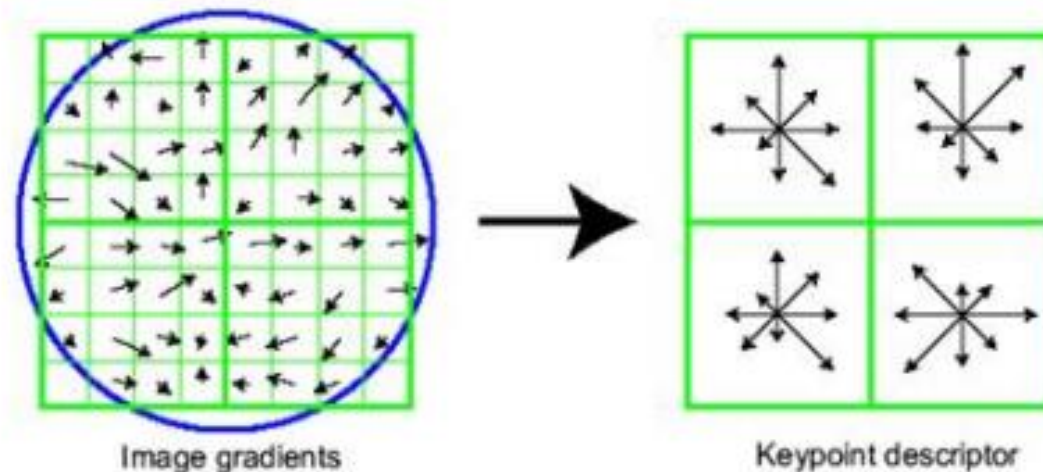


- Для каждой найденной особенности теперь знаем характеристические масштаб и ориентацию
- Выберем соответствующую прямоугольную окрестность
 - (Rotation Invariant Frame)
- Приведем окрестность к стандартному размеру (масштабируем)

Пример локальных особенностей

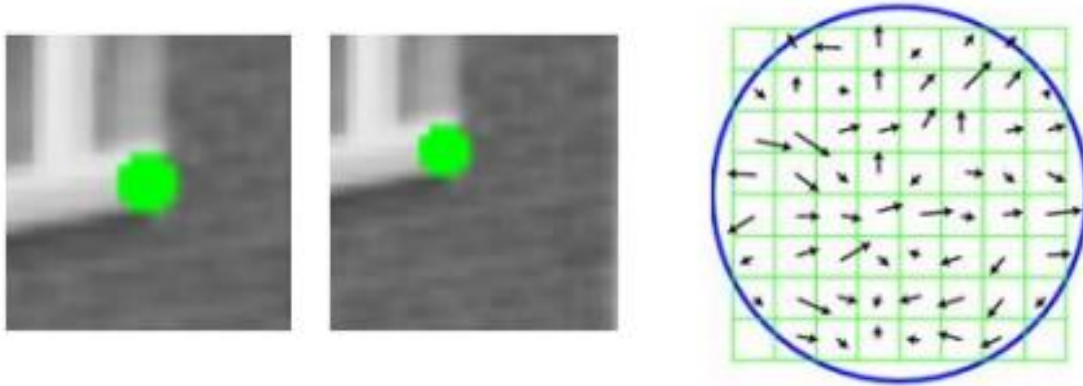


Построение дескриптора



- Для учета локальных свойств разделим окрестность на блоки сеткой, в каждом блоке посчитаем свою гистограмму градиентов
- Обычно – сетка 4x4, в каждой гистограмма с 8ю ячейками
- Стандартная длина вектора-дескриптора – 128 ($4 \times 4 \times 8$)
- Можем использовать обычную меру SSD для сравнения дескрипторов
- Можем использовать другие метрики, учитывающие, что дескриптор SIFT – это гистограмма

Устойчивость к сдвигам



- За счёт чего можно дескриптор сделать устойчивым к небольшим сдвигам?
- При расчёте гистограммы будем взвешивать вклад пикселей
- Веса рассчитываем в зависимости от близости к центру, по Гауссине
- Небольшие ошибки в положении, масштабе и ориентации будут приводить к небольшим изменениям дескриптора

Использование цвета

- RGB-SIFT

- 3 дескриптора SIFT для каждого канала

- C-SIFT

- Каналы O_1 и O_2

$$\begin{pmatrix} O_1 \\ O_2 \\ O_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{R-G}{\sqrt{2}} \\ \frac{R+G-2B}{\sqrt{6}} \\ \frac{R+G+B}{\sqrt{3}} \end{pmatrix}$$

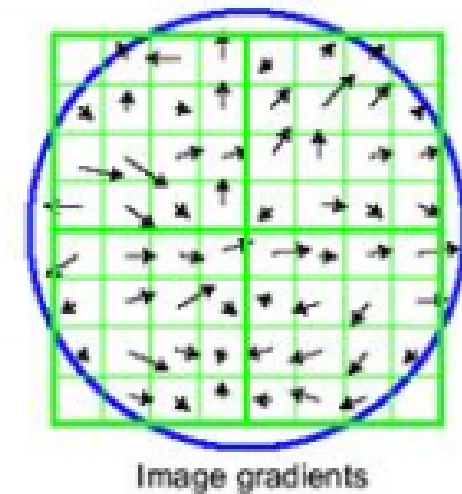
- rgSIFT

- Каналы r и g

$$\begin{pmatrix} r \\ g \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{R}{R+G+B} \\ \frac{G}{R+G+B} \\ \frac{B}{R+G+B} \end{pmatrix}$$

Резюме SIFT

- Детектор SIFT весьма специфичен, устойчив к изменениям освещения, небольшим сдвигам
- Вся схема SIFT (детектор, выбор окрестностей, дескриптор) оказалась очень эффективным инструментом для анализа изображений
- Очень широко используется



Резюме лекции

- Локальные характерные особенности - один из основных инструментов для анализа изображений
- Особенности должны быть устойчивы к изменению положения, масштаба, ракурса и освещения изображения
- Мы рассмотрели несколько методов:
 - Детекторы: Harris, LoG, DoG, Harris-Laplace
 - Детекторы: цветовая окрестность, SIFT, C-SIFT

В следующих сериях...