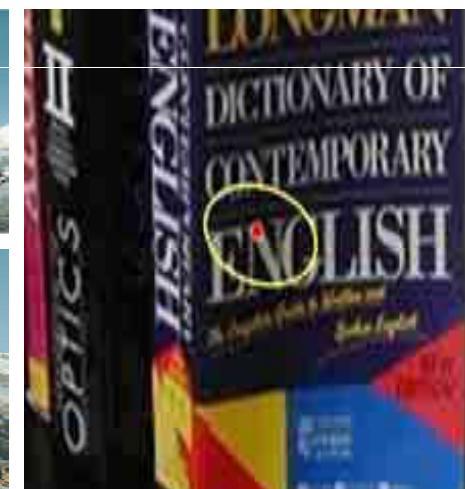
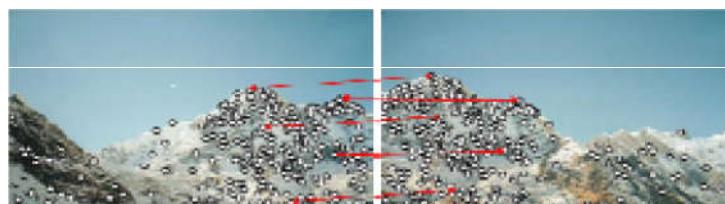
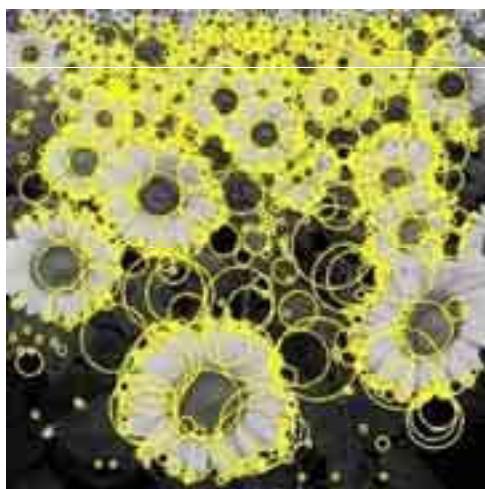
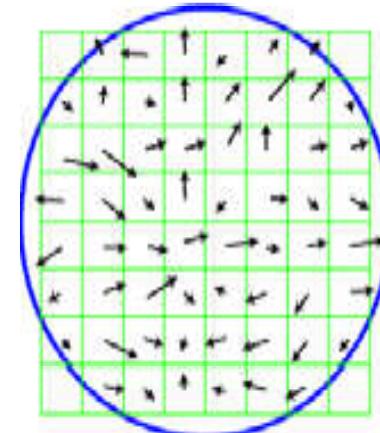
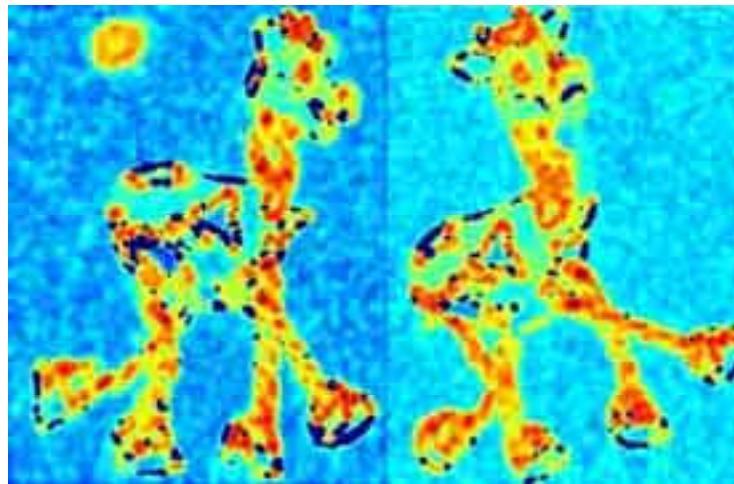


Характеристические точки и сопоставление изображений



Задача сопоставления изображений



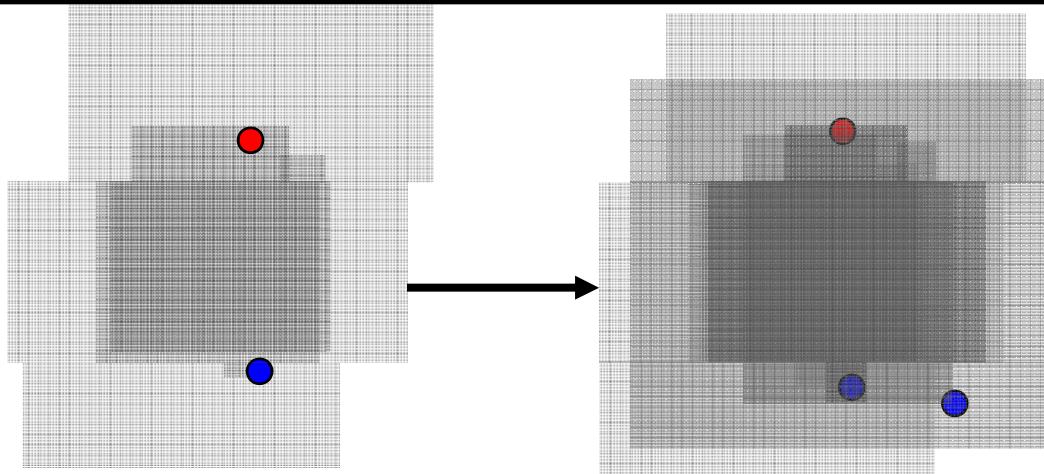
Image alignment – совмещение двух изображений



Pattern matching – поиск фрагмента в большом изображении

Matching – сопоставление 2x изображений

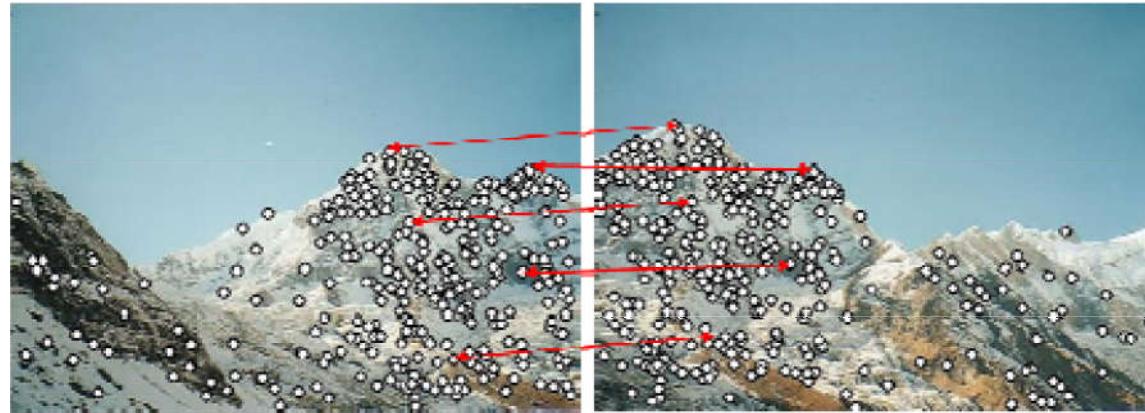
Использование особых точек



Вариант 2:

- Найти хорошо различимые точки («характеристические точки», «особенности»)
- Найти такое преобразование, которое совмещает найденные точки
- Можно верифицировать с помощью попиксельного сравнения

Области применения



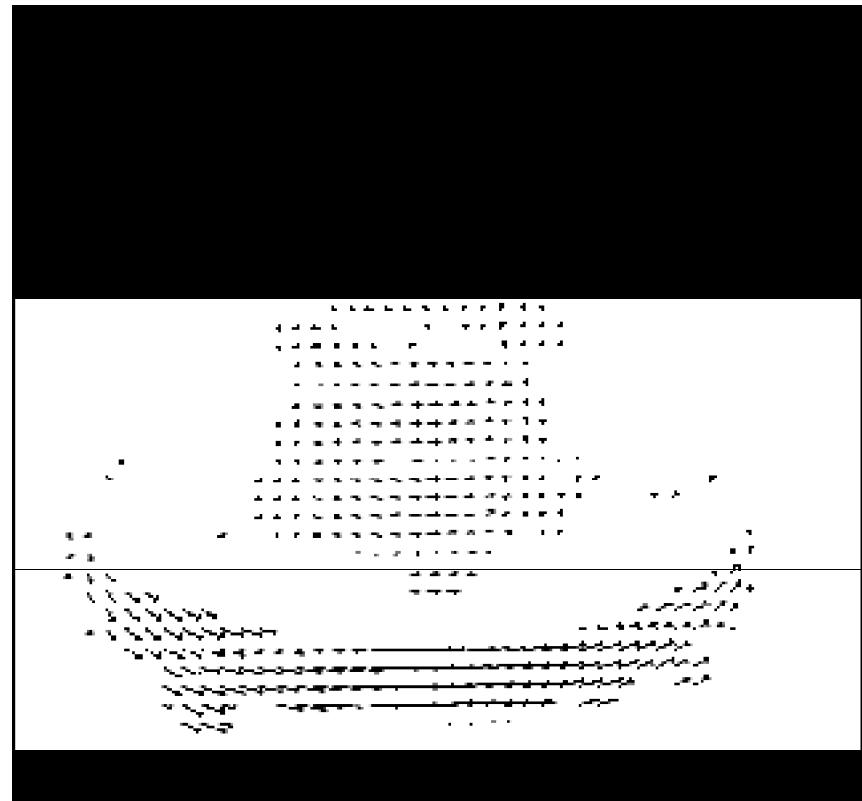
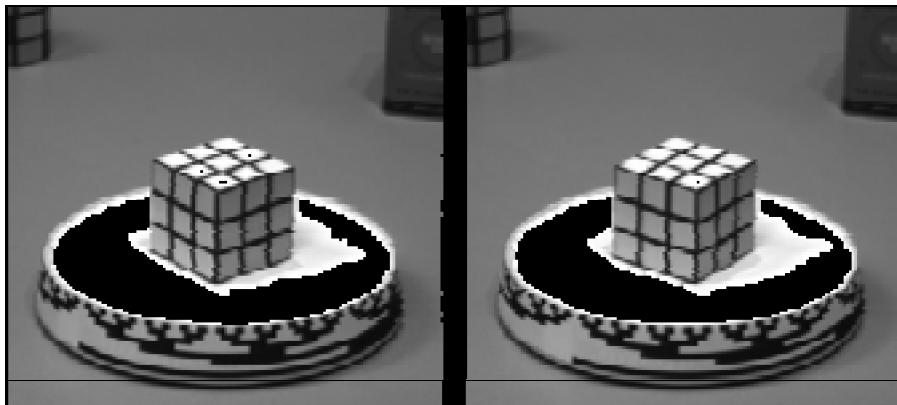
создание мозаик

Области применения



стереоотождествление

Области применения



оценка движения, слежение за объектом

Области применения

Motorbikes



Airplanes



Faces



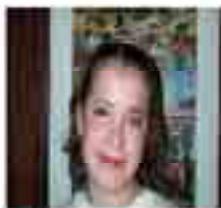
Cars (Side)



Cars (Rear)



Spotted Cats



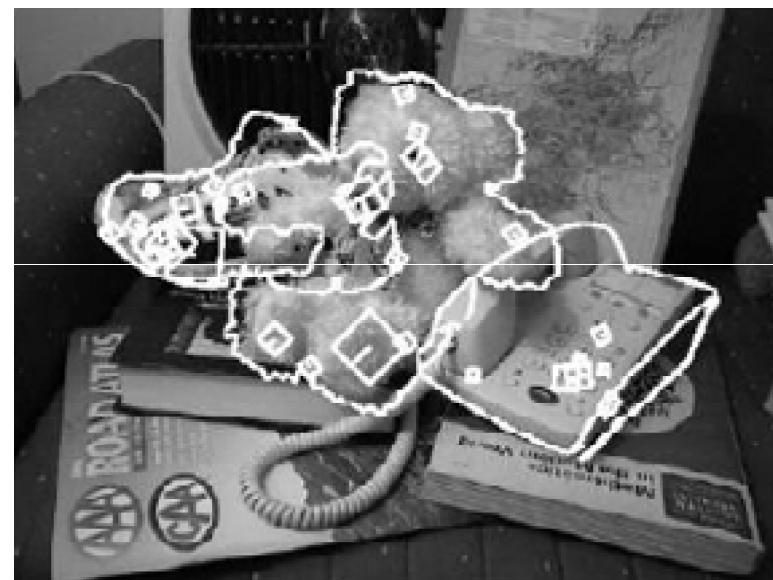
классификация

Области применения



поиск в базе изображений

Области применения



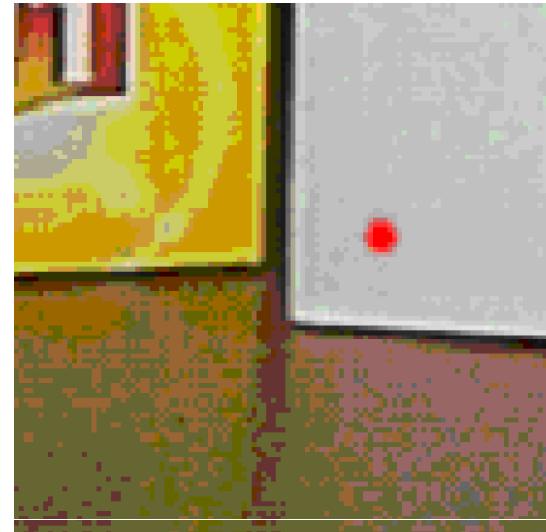
распознавание объектов

Интересные точки и области

Особая точка изображения - это точка с характерной (особой) окрестностью



Пример особой
точки

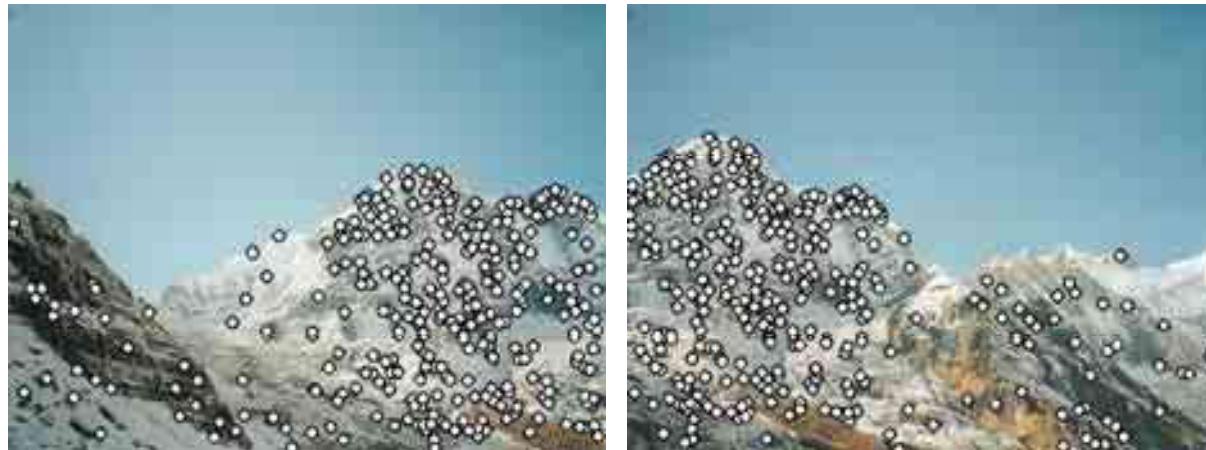


Пример точки, не
являющейся особой

Названия:

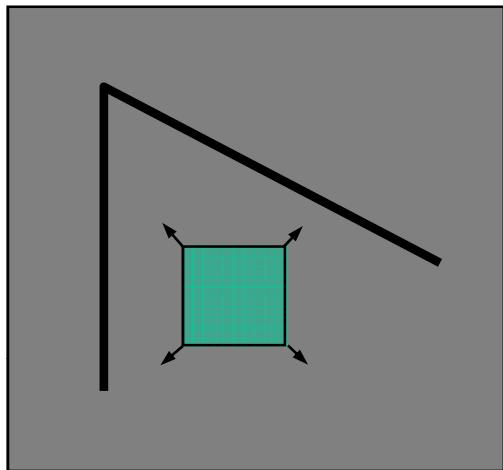
- Особенность (feature)
- Характеристическая / интересная точка (interest point)

Требования к особенностям

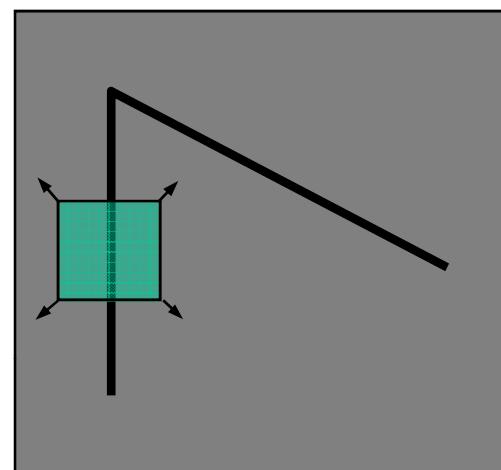


- **Повторяемость (Repeatability)**
 - Особенность (feature) должна находиться в том же месте не смотря на изменения точки обзора и освещения
- **Значимость (Saliency)**
 - Каждая особенность должна иметь уникальное (distinctive) описание
- **Компактность и эффективность**
 - Особеностей гораздо меньше .чем пикселей в изображении
- **Локальность (Locality)**
 - Особенность занимает маленькую область изображения, поэтому работа с ней нечувствительна к перекрытиям

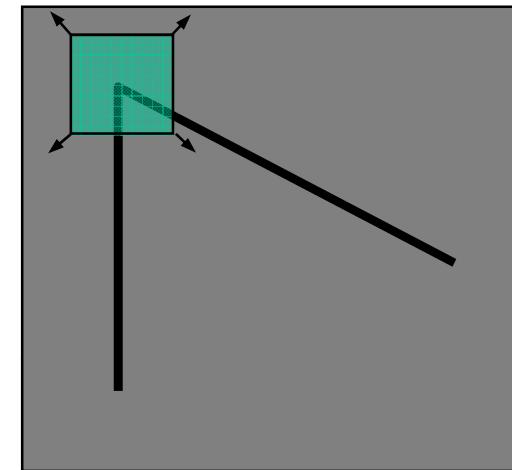
Детекторы углов



монотонный регион:
в любом направлении
изменений нет

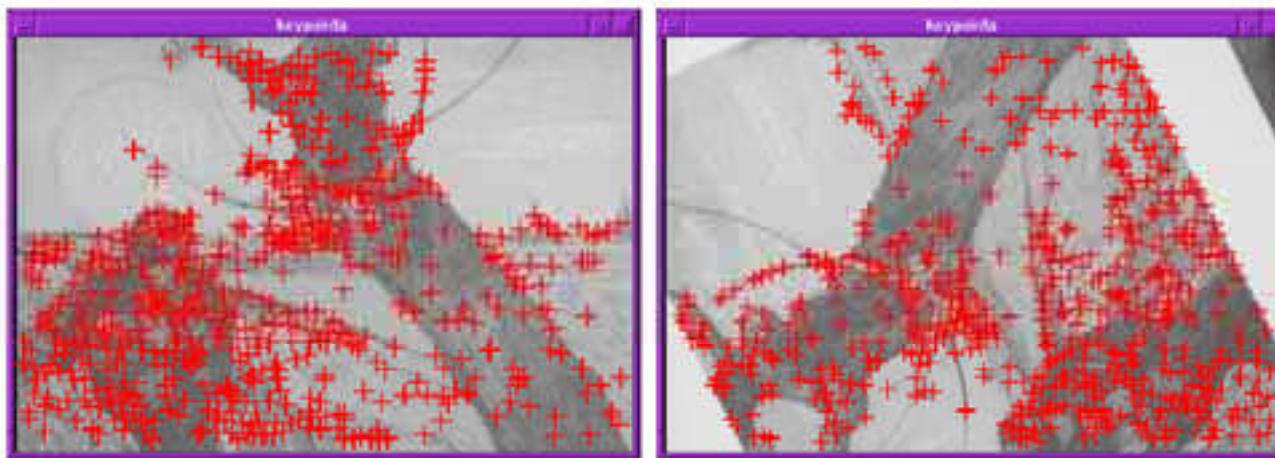


«край»:
вдоль края
изменений нет



«уголок»:
изменения при
перемещении
в любую сторону

Детекторы углов



- Главное свойство: в области вокруг угла у градиента изображения два доминирующих направления
- Уголки хорошо повторяются и различимы

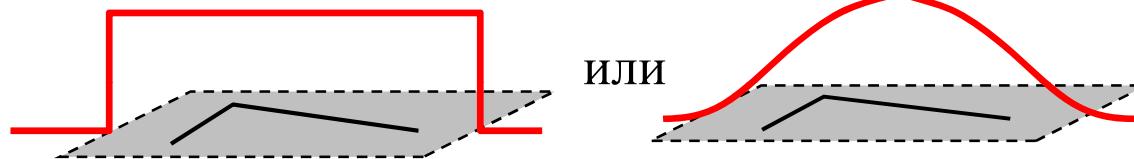
C.Harris and M.Stephens. "[A Combined Corner and Edge Detector.](#)" *Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*: pages 147--151.

Детектор Харриса

Наиболее популярный детектор точек – детектор Харриса (Harris) для углов

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

$$w(x, y) =$$



для малых u, v : $E(u, v) \cong [u, v] M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$ (разложения Тейлора)

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

λ_1, λ_2 собственные значения M

Интерпретация матрицы моментов

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

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

Если одно из λ близко к 0?

- тогда это не уголок, и нужно искать другие точки!

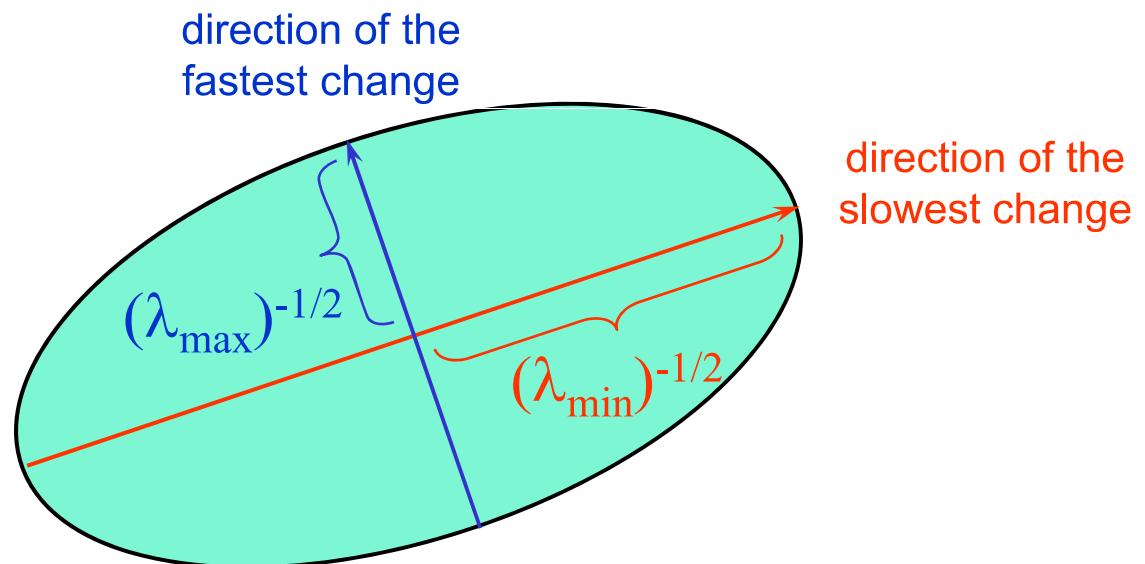
Общий случай

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

Матрицу M можно представить как эллипс, у которого длины осей определены собственными значениями, а ориентация определена матрицей R

Уравнение эллипса:

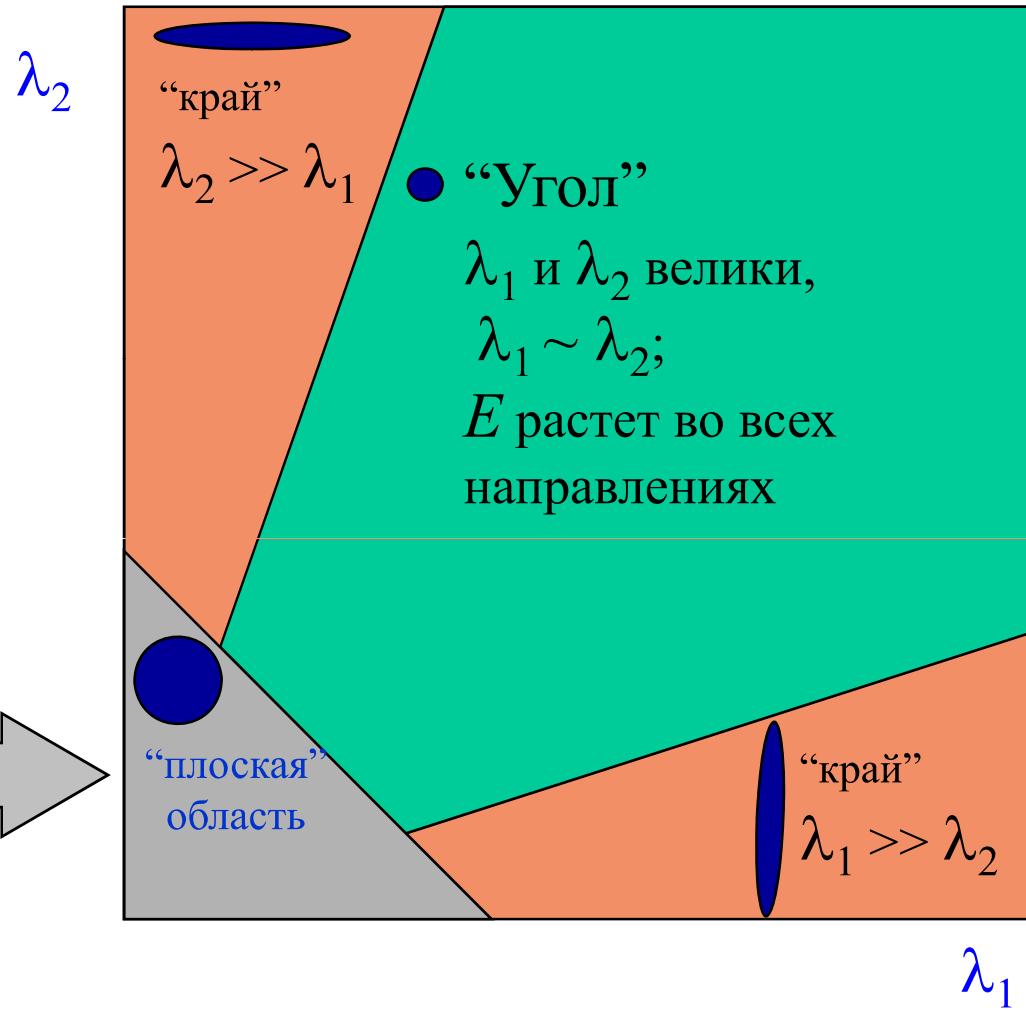
$$[u \ v] M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \text{const}$$



Детекторы углов

Классификация точек изображения по собственным значениям матрицы производных M

λ_1 и λ_2 малы;
 E не меняется по всем направлениям



Детекторы углов

Мера отклика угла по Харрису:

$$R = \det M - k (\operatorname{trace} M)^2 \quad (k = 0.04-0.06)$$

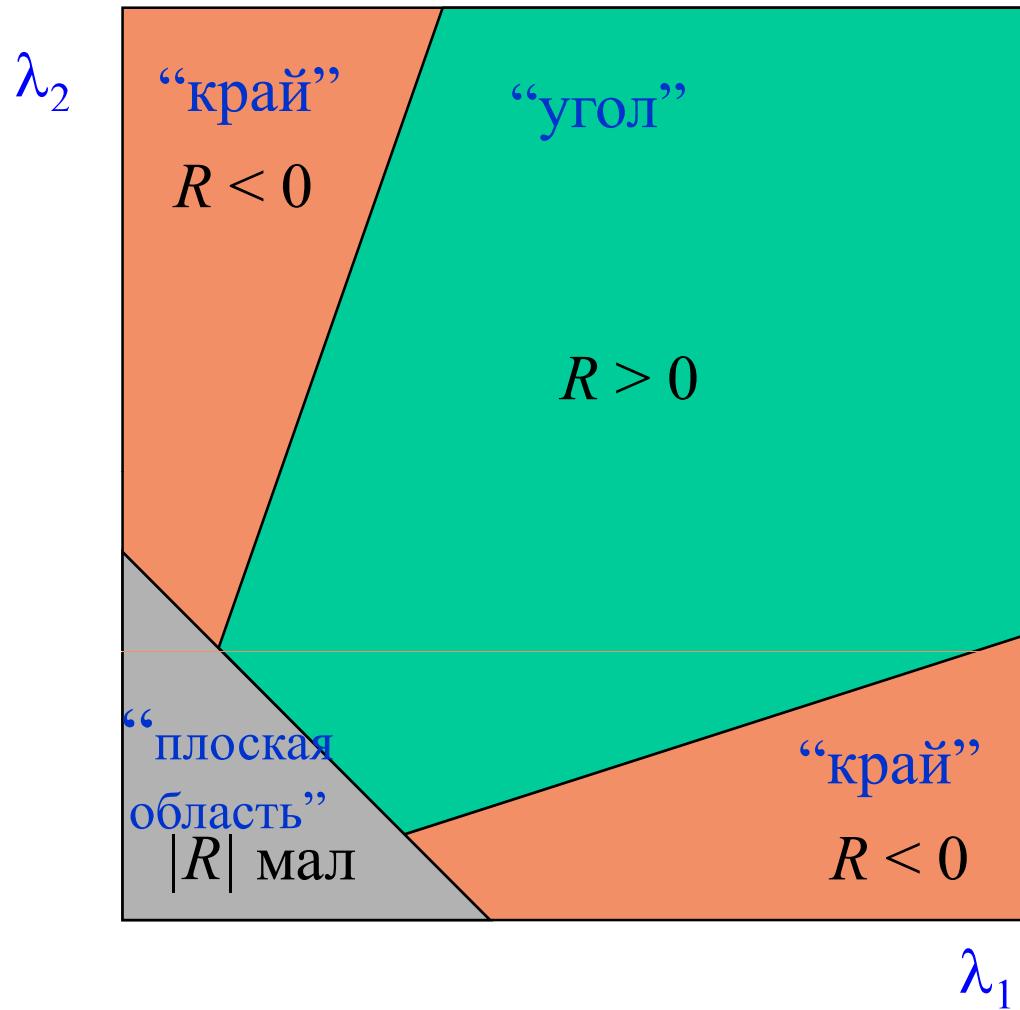
$$\det M = \lambda_1 \lambda_2$$

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

Мера по Фёрстнеру (Forstner):

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

Детекторы углов



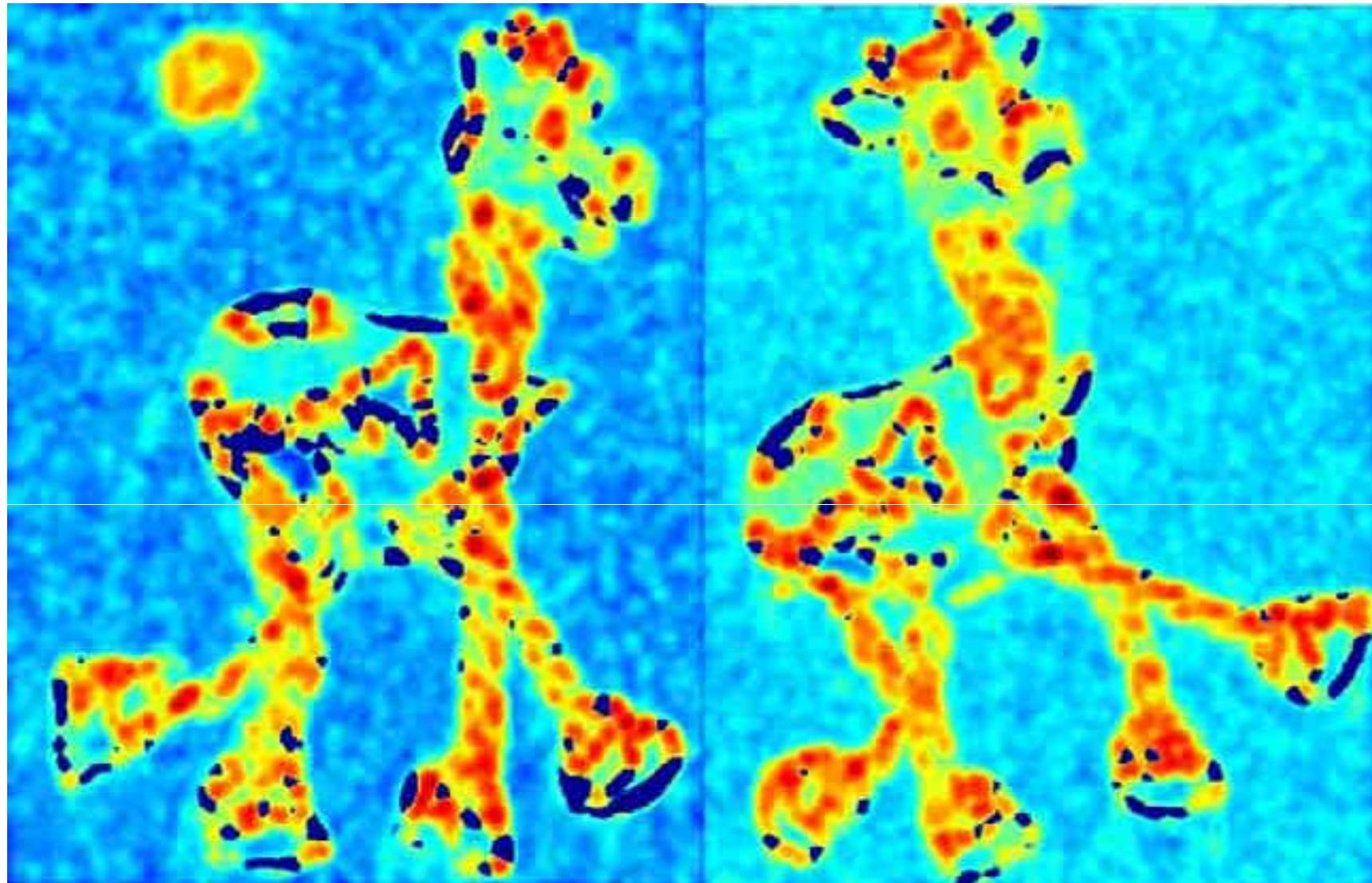
Алгоритм детектора Харриса

1. Вычислить производные в каждом пикселе с использованием гауссова сглаживания
2. Вычислить матрицу вторых моментов M по окну вокруг каждого пикселя
3. Вычислить отклик угла R
4. Отрезать по порогу R
5. Найти локальные максимумы функции отклика (nonmaximum suppression)

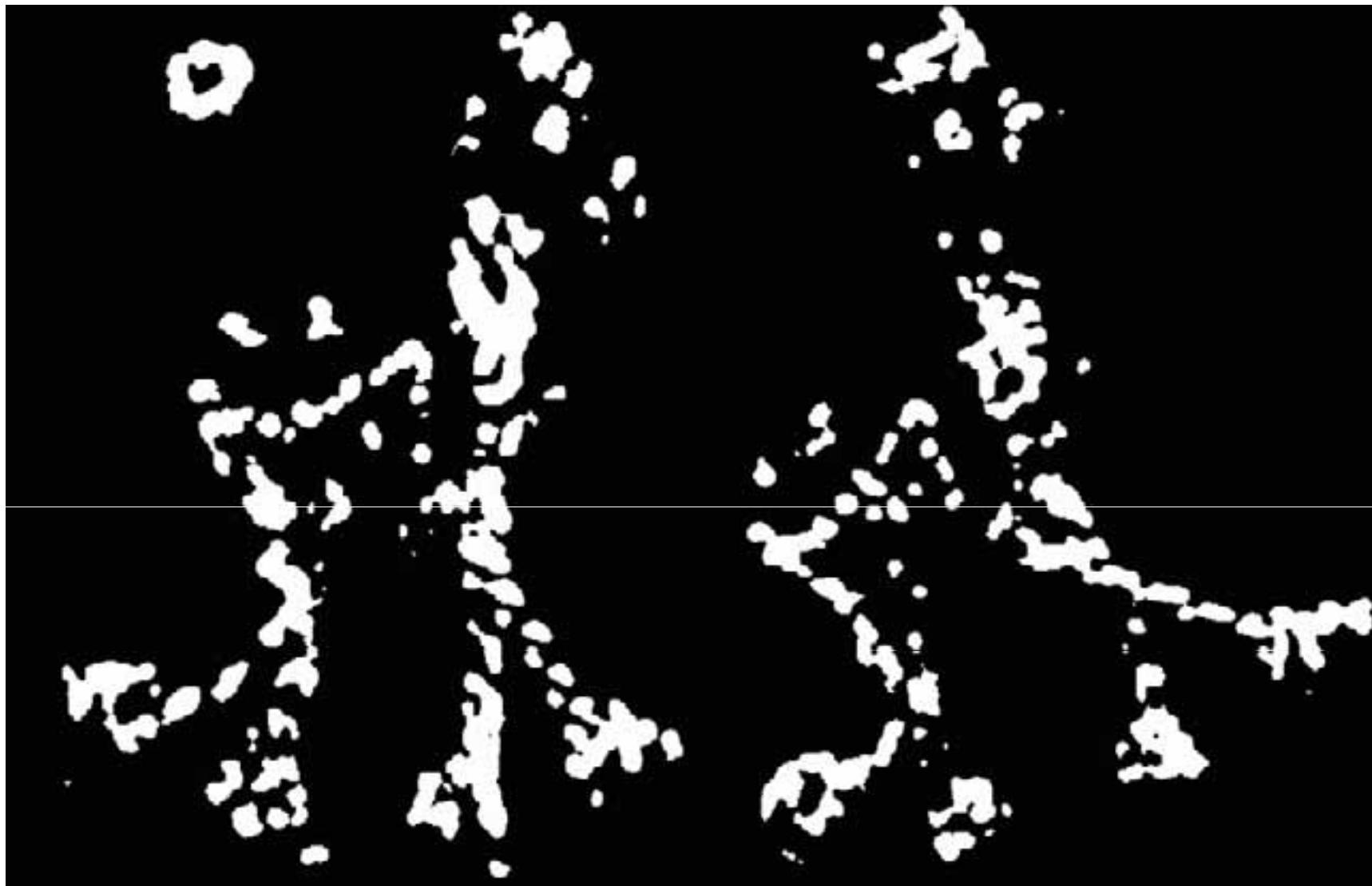
Пример работы



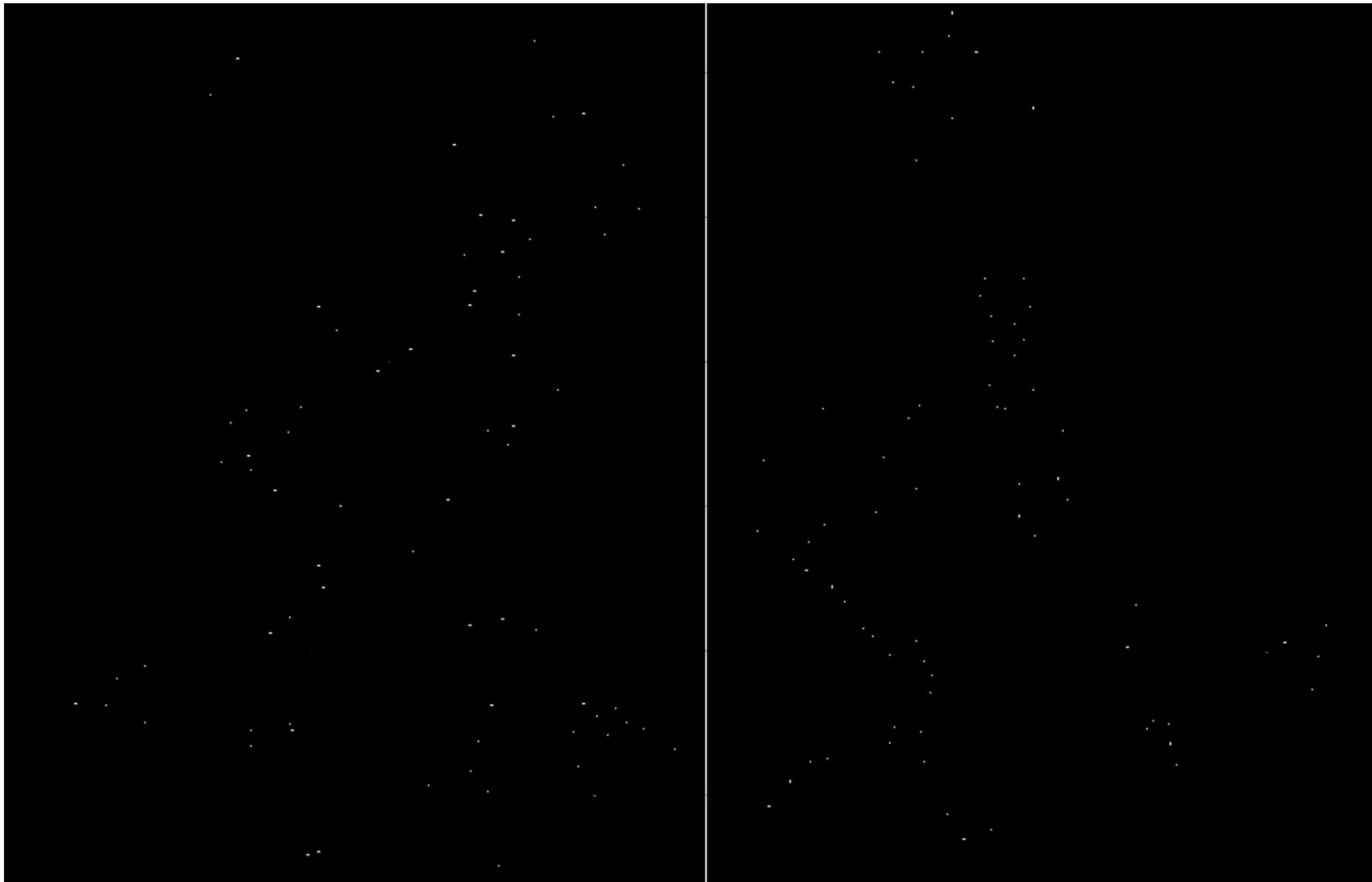
Пример работы



Пример работы



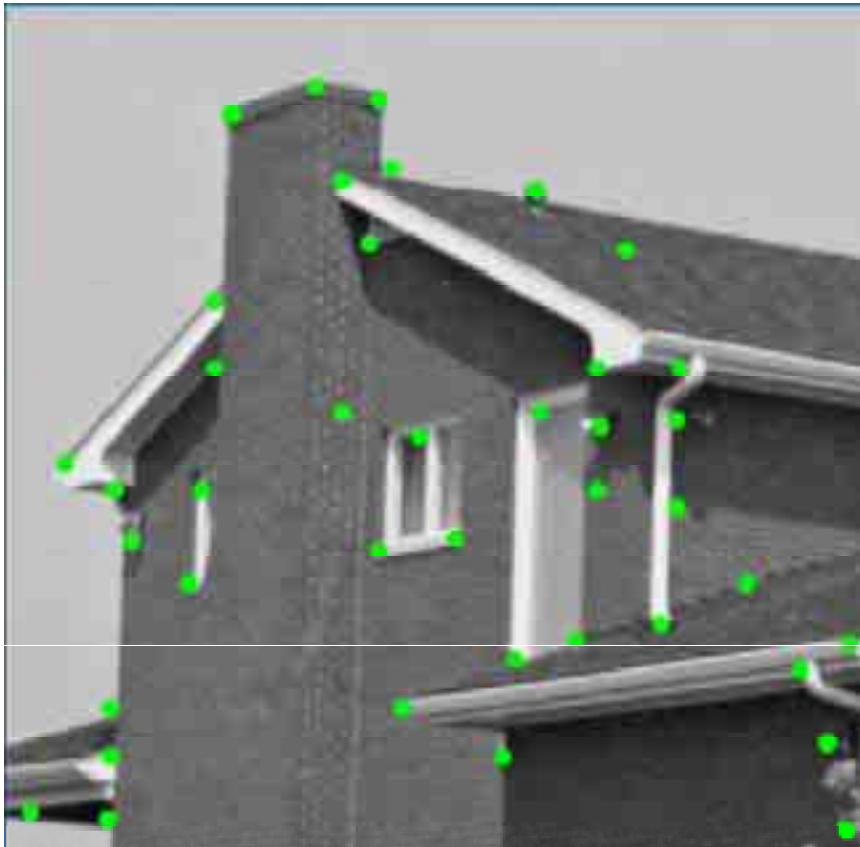
Пример работы



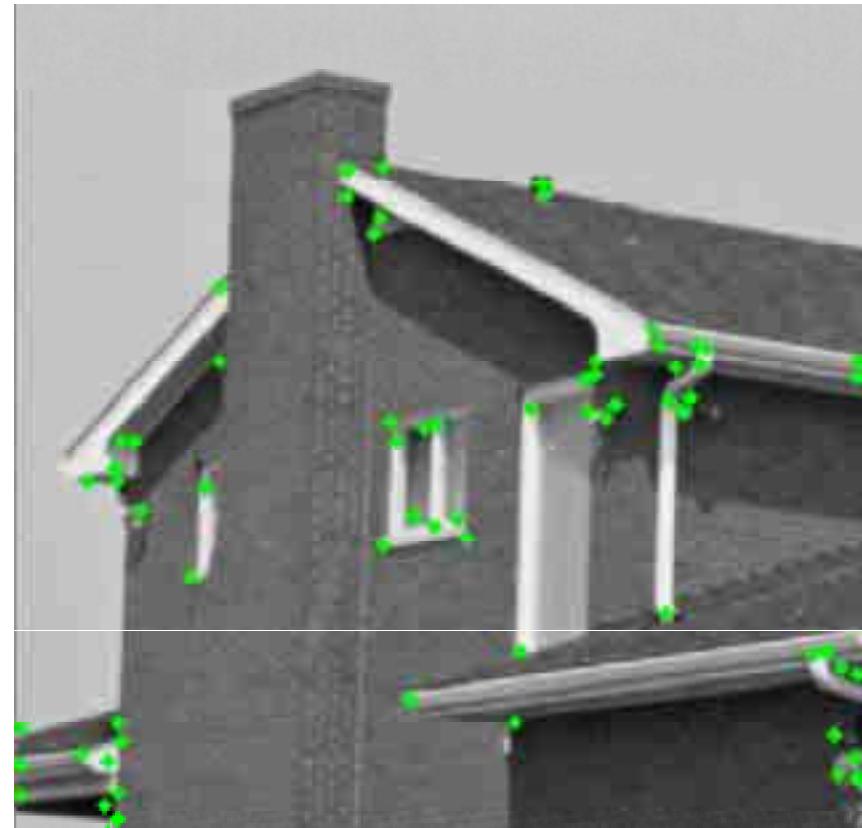
Пример работы



Пример поиска углов разными методами



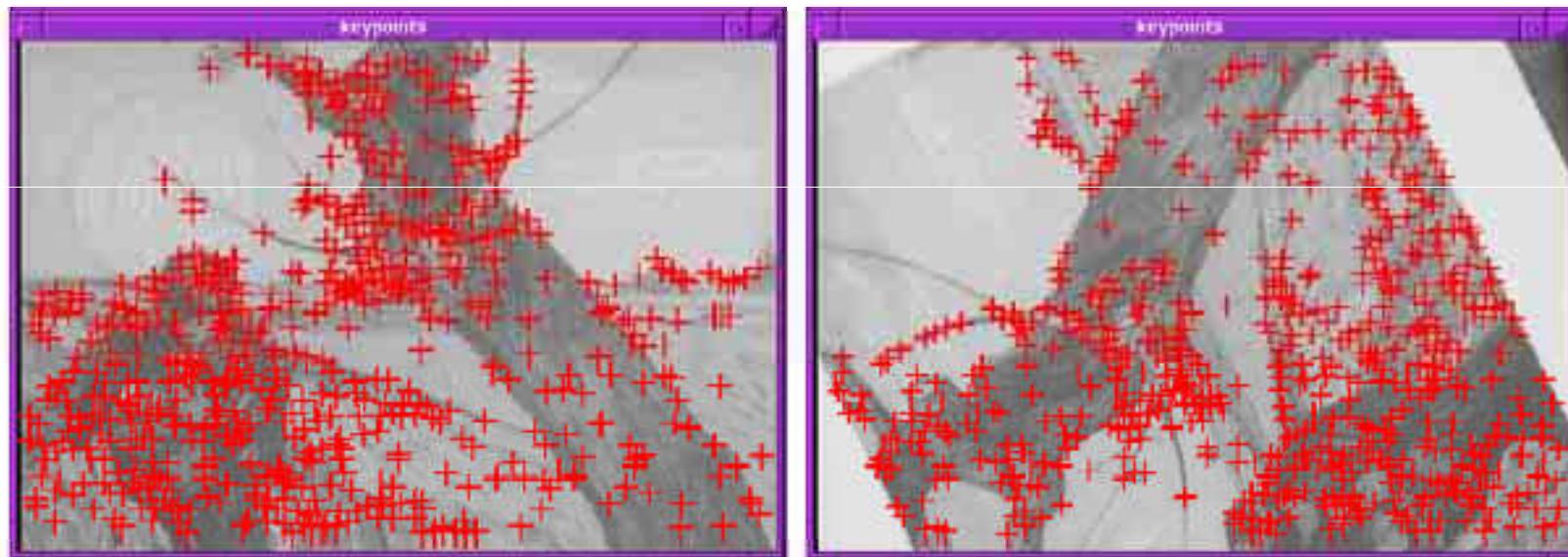
детектор Фёрстнера



детектор Харриса

Инвариантность

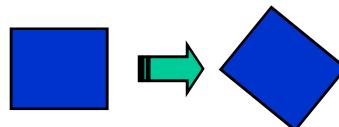
- Хорошо бы чтобы особенности находились всегда, не смотря на геометрические или фотометрические искажения изображения.
- На двух преобразованных изображениях должно находиться одно и то же множество уголков



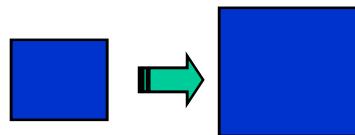
Модели преобразования

Геометрические

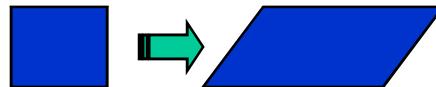
- Поворот



- Масштаб



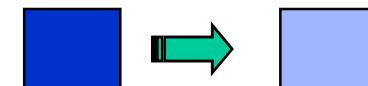
- Аффинное



годно для ортографической камеры, локально-плоского
объекта

Фотометрические

- Аффинное изменение яркости ($I \rightarrow aI + b$)

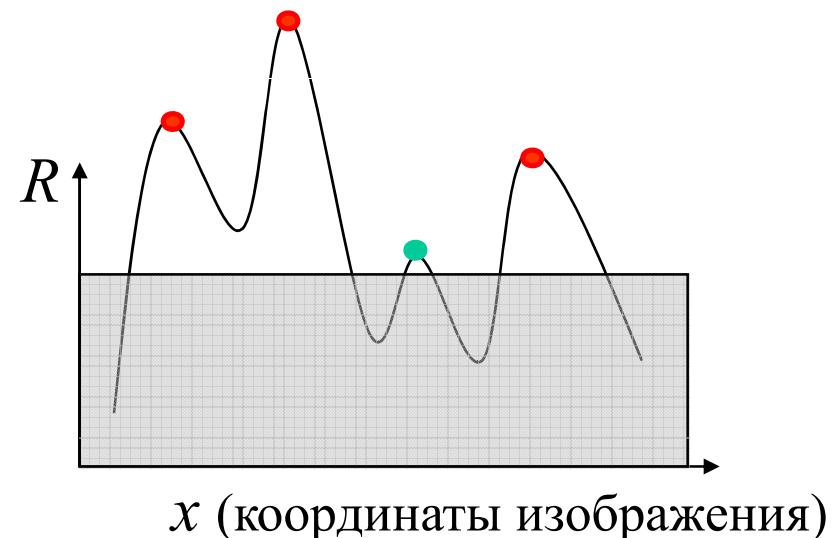
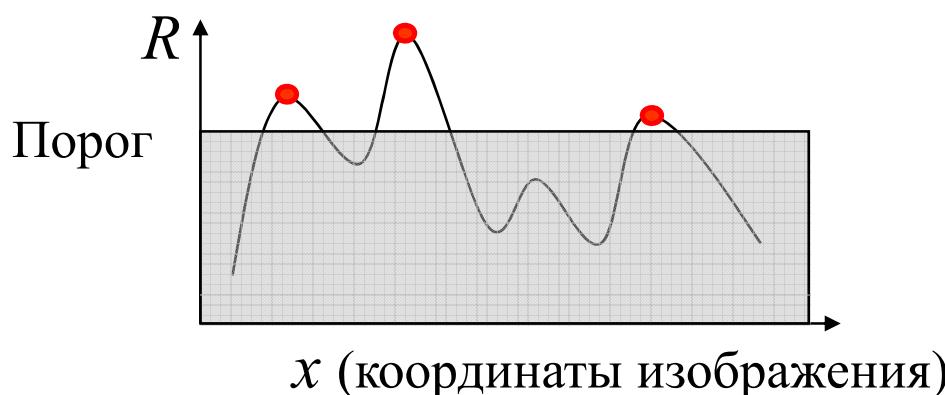


Детекторы Харриса

- Частичная инвариантность к изменению освещенности

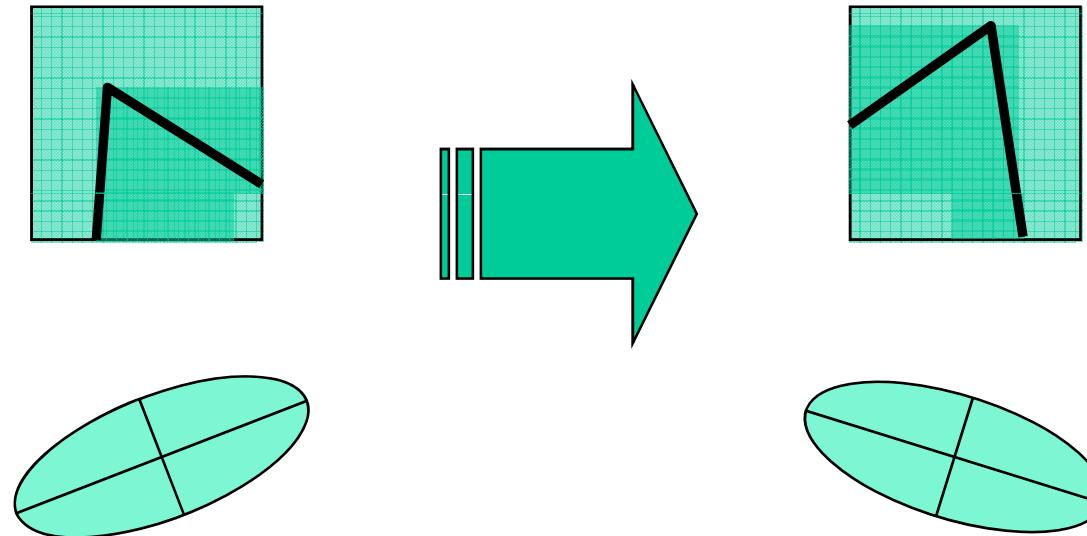
- ✓ Используются только производные
=> инвариантность к сдвигу $I \rightarrow I + b$

- ✓ Масштабирование: $I \rightarrow a I$



Детектор Харриса: Инвариантность

Поворот

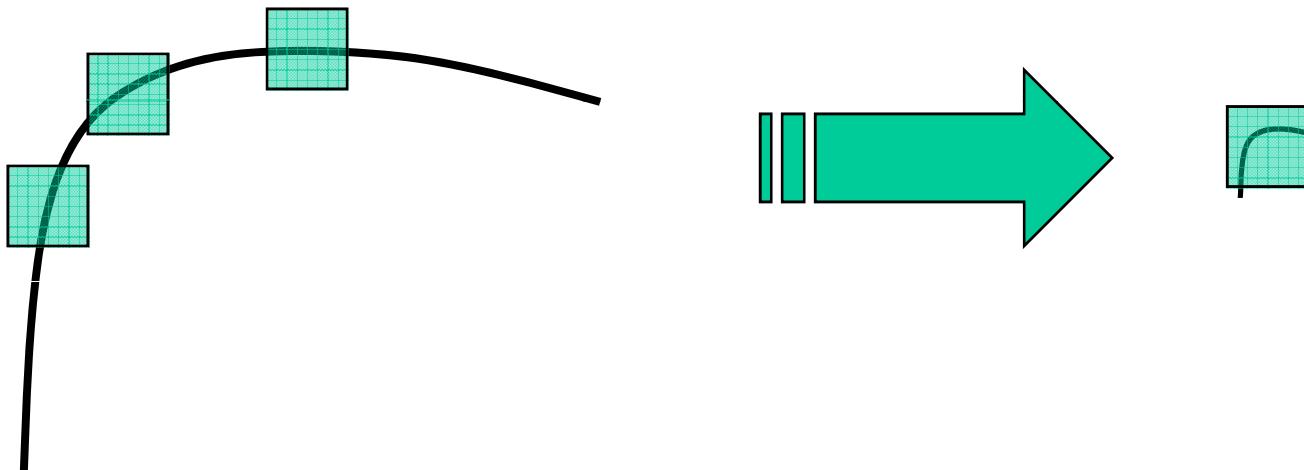


Эллипс вращается, но его форма
(собственные значения) остаются

*Отклик угла R инвариантен к повороту
изображения*

Детекторы особенностей с учетом масштаба

- Угол или нет? - Зависит от масштаба изображения!

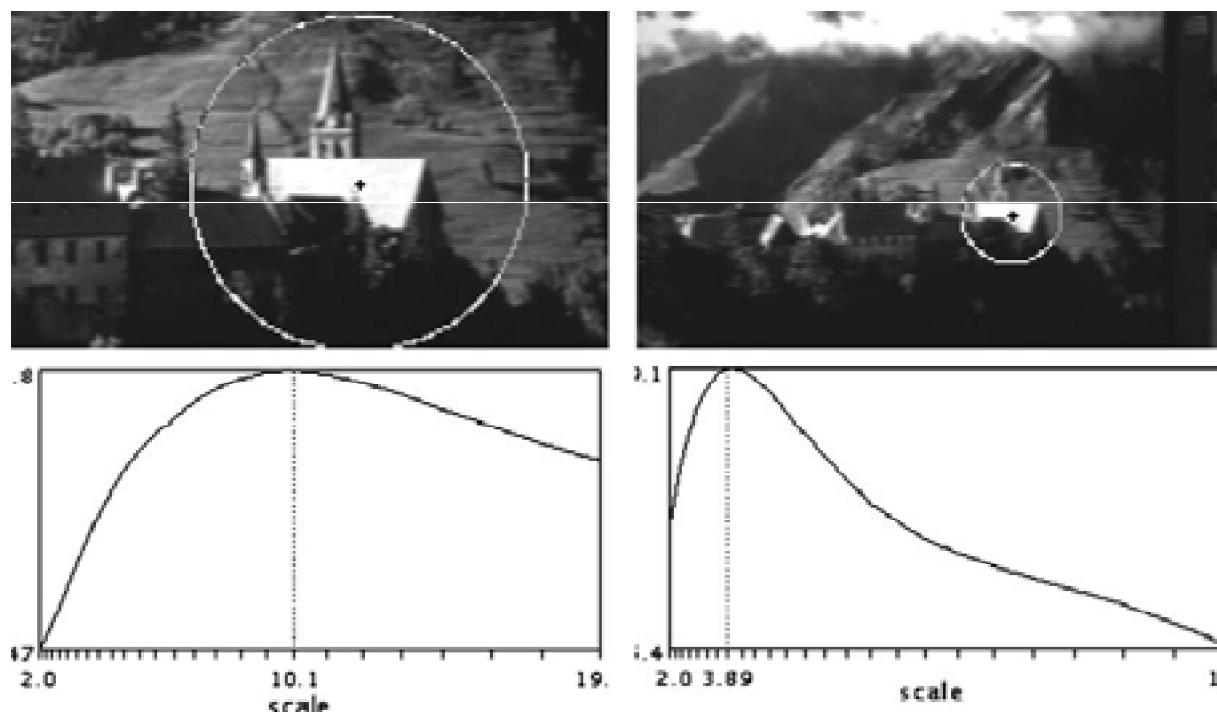


Все эти точки будут
помечены как *края*

Угол !

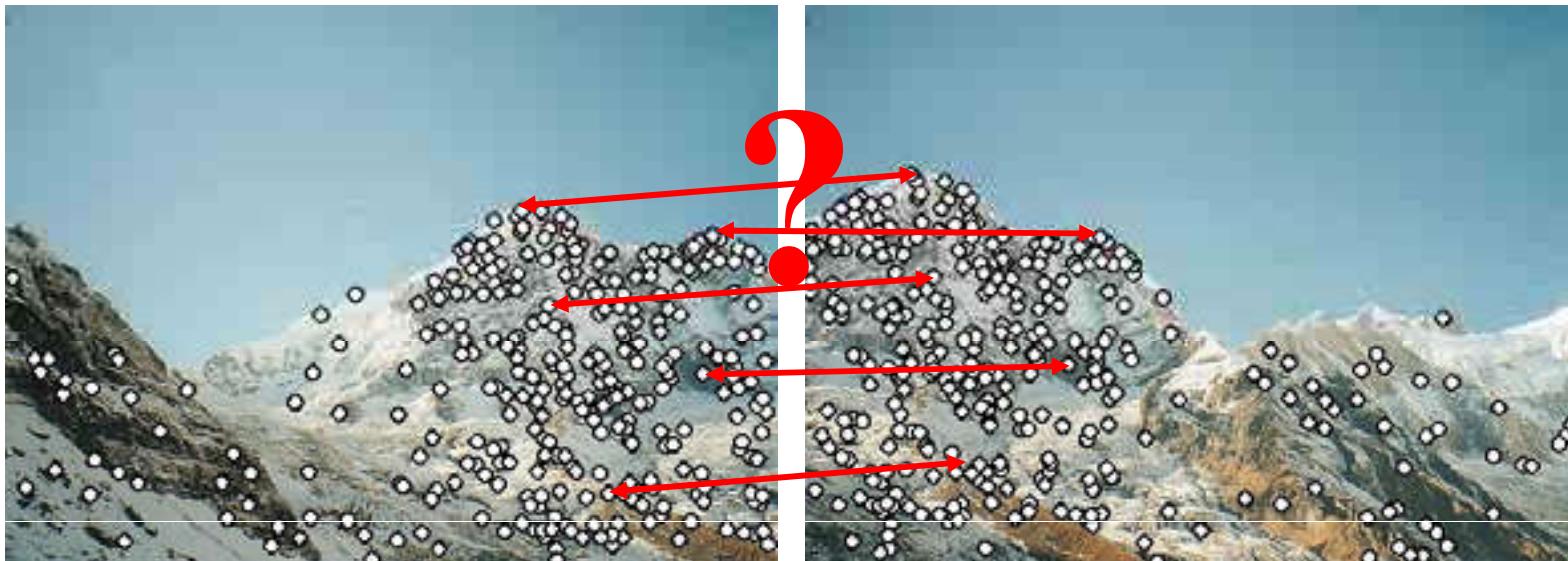
Инвариантность к масштабу

- Цель: независимо находить область в масштабированных версиях одного и того же изображения
- Требуется метод выбора размера характеристической области



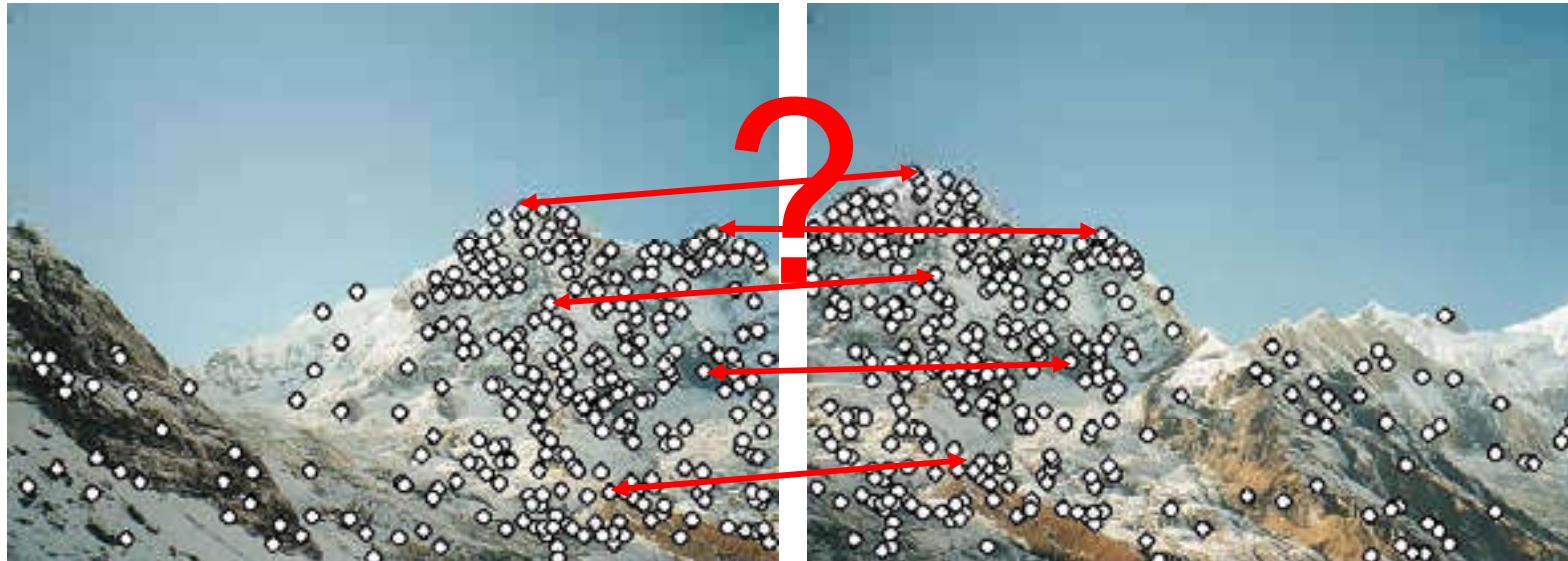
Дескрипторы

Точки найдены – как их сопоставить?



- Нужно как-то описать каждую точку, чтобы можно было отличать одну от другой!
- Дескрипторы (Descriptors)

Дескрипторы особенностей

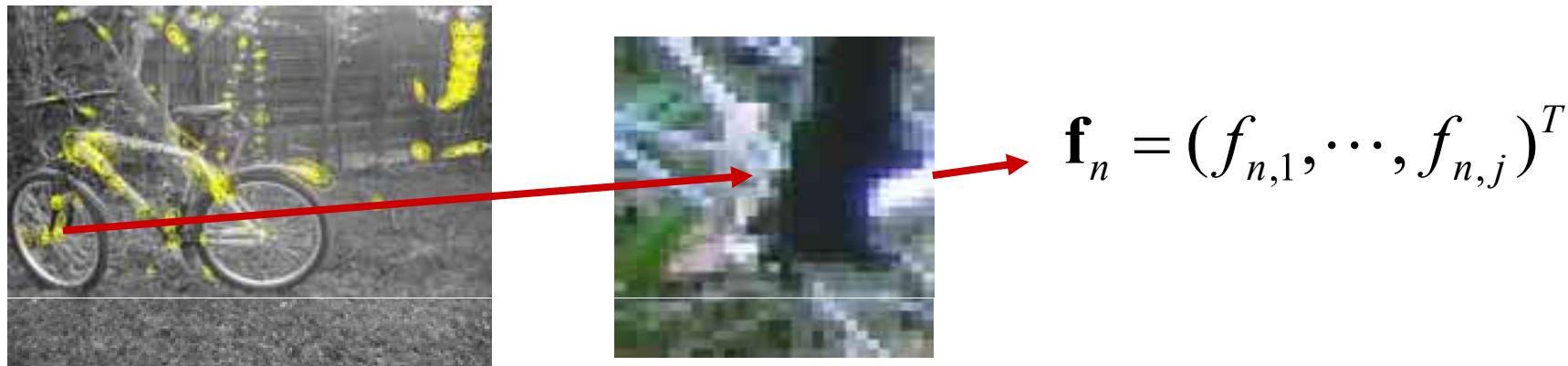


Дескриптор точки должен быть:

1. Инвариантным
2. Отличительным

Дескрипторы

Необходимо каждую интересную точку или область описать набором параметров

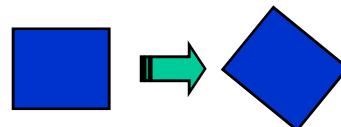


Дескрипторы должны быть достаточно специфичны, локальны, и не очень сложны в вычислении

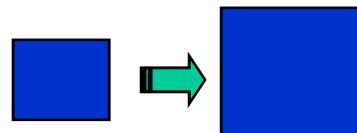
Напоминание про преобразования

Геометрические

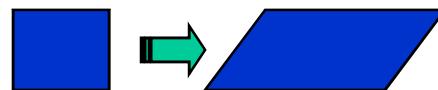
- Поворот



- Масштаб



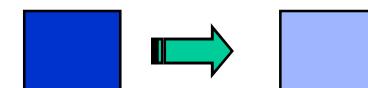
- Аффинное



годно для ортографической камеры, локально-плоского объекта

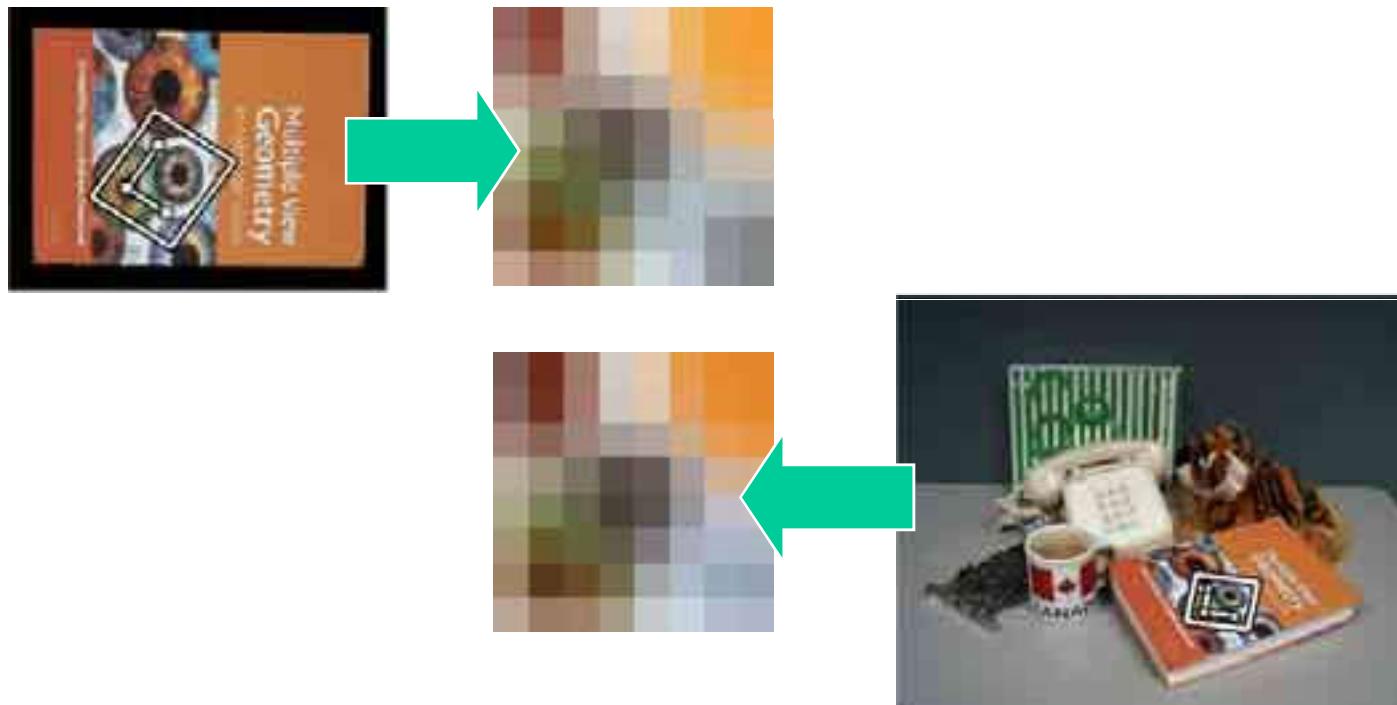
Фотометрические

- Аффинное изменение яркости ($I \rightarrow aI + b$)



Дескрипторы

- Простейший случай – вектор интенсивностей пикселей окрестности
- Модель – только сдвиг
- Также верно, если окрестность уже нормализована (геометрическое преобразование)



Сравнение дескрипторов

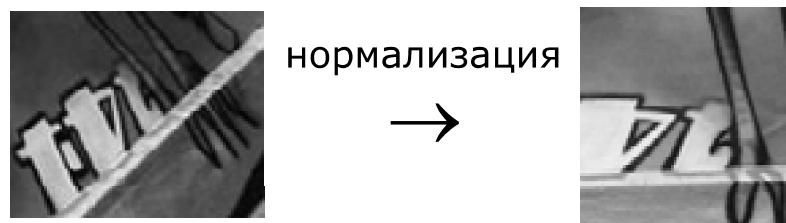
- Те же метрики, что и при прямом сравнении изображений:
 - SAD
 - SSD
 - Cross-correlation
- Есть и более сложные:
 - Earth-mover distance
 - Histogram intersection

Фотометрическая инвариантность

Инвариантность по отношению к изменению яркости:

- Локальная нормализация гистограммы
- Инвариантность к сдвигу и масштабированию яркости
- Нормирование яркости - вычесть среднее значение, поделить на дисперсию

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



Дескрипторы

- Недостатки простой окрестности:
 - Небольшие сдвиги приводят к существенному изменению
 - Даже если мы учли масштаб и поворот! (А мы еще не все учли!)



- Решение – гистограммы
 - Фактически, статистики по небольшим окрестностям

SIFT

- **Scale-Invariant Feature Transform**
 - DoG или Harris-Laplacian
 - Характерный размер области R
 - Характерная ориентация
 - Дескриптор на основе гистограммы направлений градиентов
- Один из самых эффективных дескрипторов

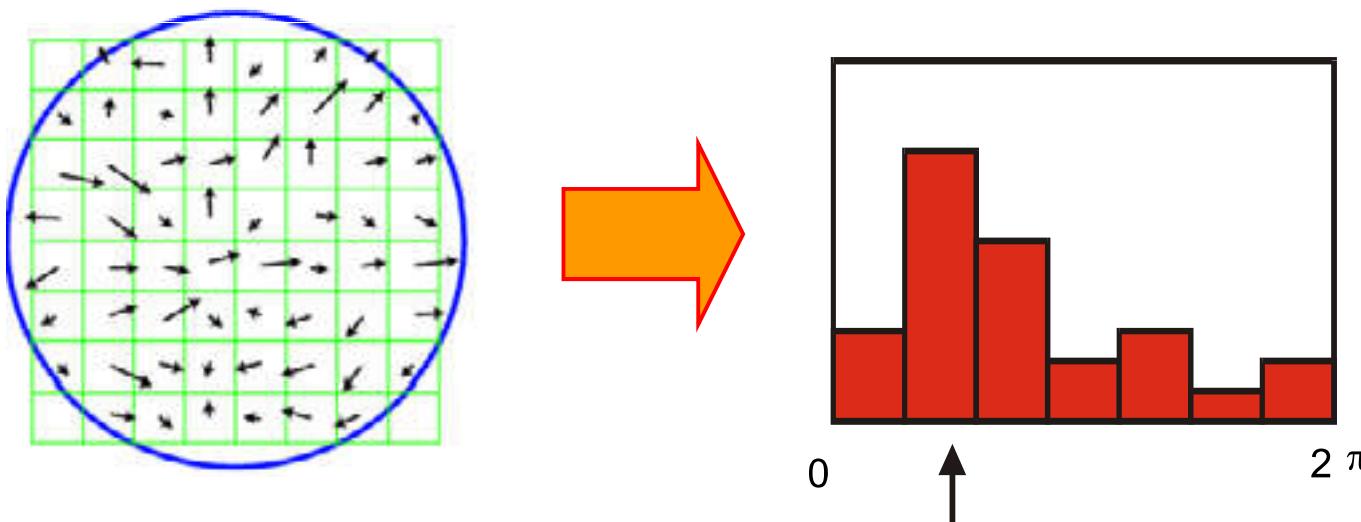
David G. Lowe. ["Distinctive image features from scale-invariant keypoints."](#) *IJCV* 60 (2), pp. 91-110, 2004.

Ориентация

Пример: найти локальное направление градиента
вокруг интересной точки



Повернуть фрагмент(ы) так, чтобы средний градиент
был направлен вверх



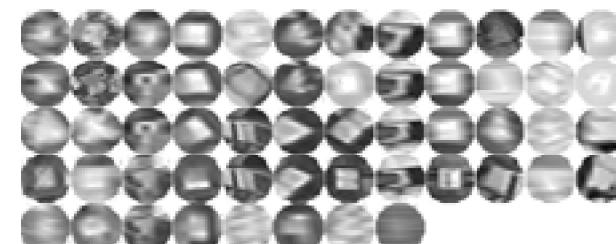
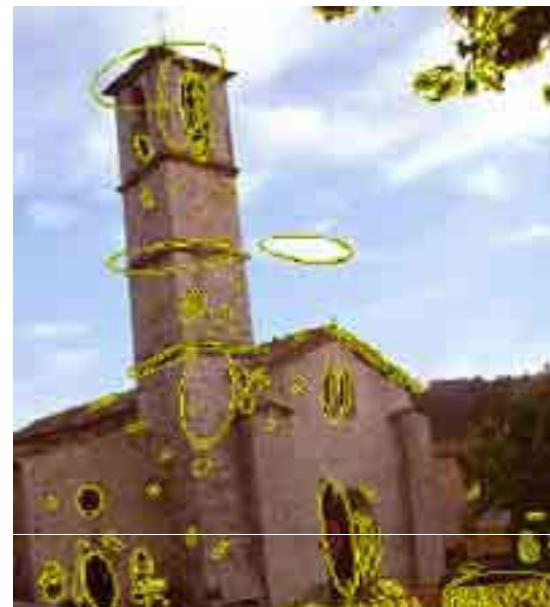
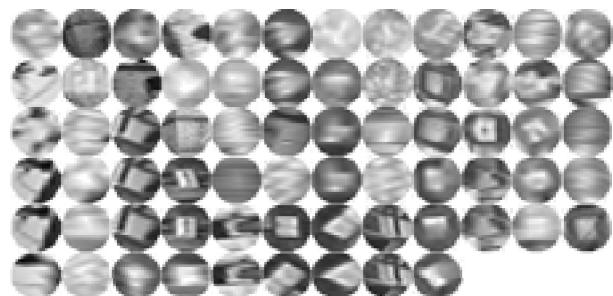
Дескрипторы



Ориентация = размытый градиент
Рамка, независимая от поворота (Rotation Invariant Frame)

Сопоставление

Имеем набор точек и инвариантов

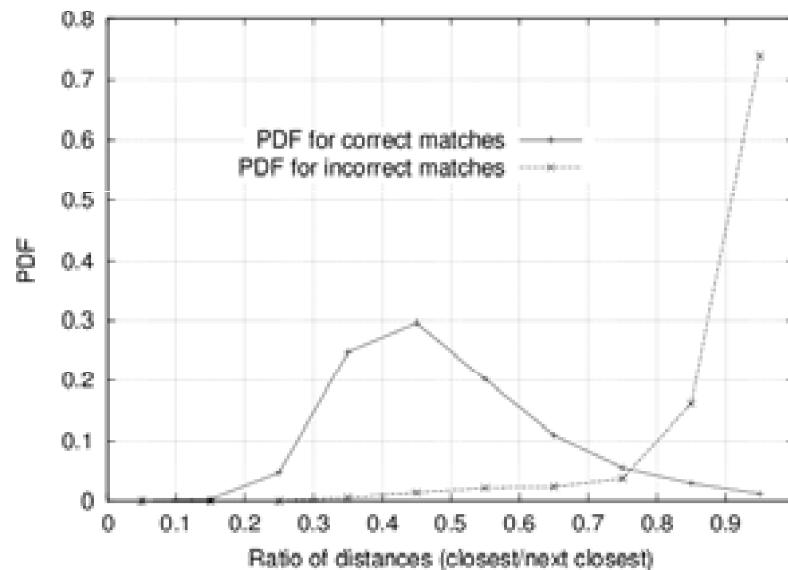


Сопоставление особенностей

- Генерируем пары-кандидаты:
 - Для каждого патча в одном изображении, находим несколько наиболее похожих по выбранной метрики патчей на другом изображении
 - Полный перебор
 - Для каждой особенности вычисляем расстояния до всех особенностей второго изображения и берем лучшую
 - Ускоренные приближенные меры
 - Иерархические структуры (kd-trees, vocabulary trees)
 - Хэширование

Фильтрация выбросов

- Как можно отбраковать выбросы?
- Эвристика: сравнить расстояния до ближайшей особенности с второй ближайшей по метрики
 - Отношения будет большим для не очень «выделенных» особенностей
 - Порог 0.8 дает неплохое разделение



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