

Компьютерное Зрение
Лекция №7, весна 2021

Параметрические модели



Кафедра
технологий
проектирования
сложных
технических
систем

Что мы сегодня проходим?

- Построение параметрических моделей – RANSAC
- SIFT: дескриптор особых точек
- HOG: дескриптор изображений
- Задача сшивки изображений – Image Stitching

Обучение параметрической модели

- Выбрать параметрическую модель для представления набора функций
- Три главных вопроса:
 - Какая модель лучше всего представляет этот набор функций?
 - Какой из нескольких экземпляров модели получает какую особенность?
 - Сколько экземпляров модели?
- Вычислительная сложность важна
 - Невозможно изучить все возможные наборы параметров и все возможные комбинации возможностей

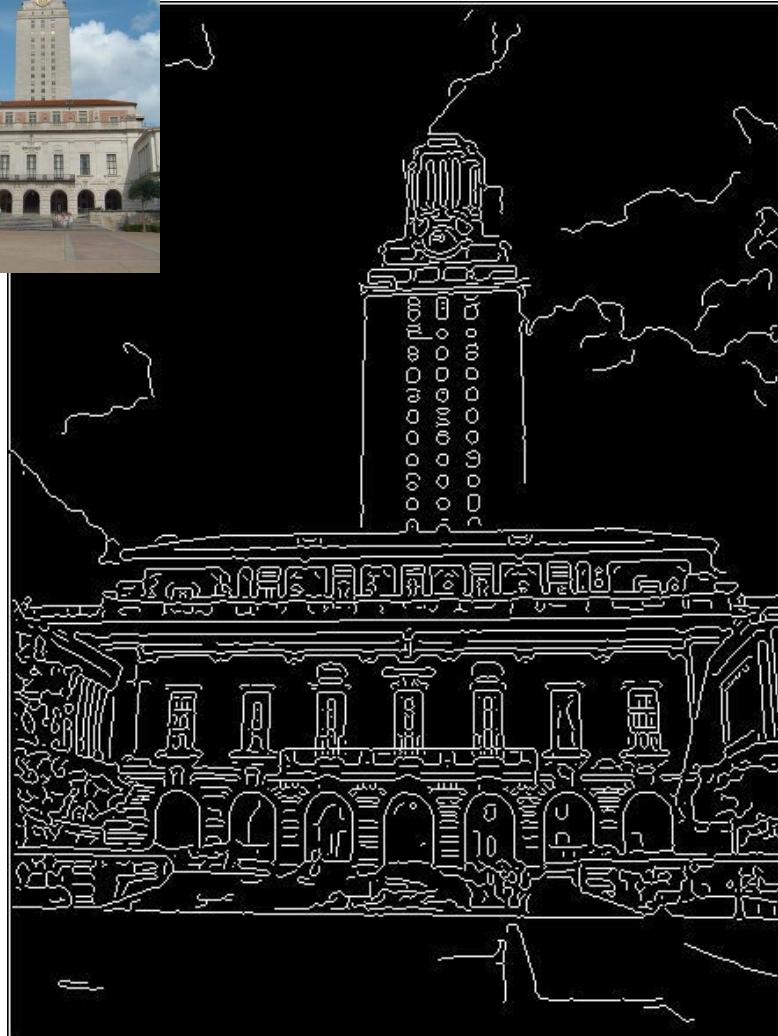
Пример: Line Fitting

- Зачем нужна модель линий?
Многие объекты можно описать с помощью линий



- Подождите, но почему бы нам просто не воспользоваться обнаружением краёв?

Сложности с Line Fitting



- Как учитывать несколько линий?
- Как выделить линию, если отсутствуют ее части или они скрыты?
- Что делать с шумами?

Процесс голосования

- Голосование - это общая техника, когда мы позволяем функциям голосовать за все модели, которые с ней совместимы.
 - Просматриваем особенности, голосуем за параметры модели.
 - Ищем параметры модели, которые получают много голосов.
- Шум тоже будет получать голоса, но, как правило, их голоса не должны совпадать с большинством "хороших" параметров.
- Нормально, если некоторые особенности не наблюдаются, так как модель может состоять из нескольких фрагментов.

RANSAC [Fischler & Bolles 1981]

- RANdom SAmple Consensus
- Подход: мы хотим избежать воздействия шумовых параметров, поэтому давайте искать хорошие параметры, и использовать только их.
- Интуиция: если для вычисления текущих параметров, то результирующая линия не будет иметь большой поддержки от остальных точек.

RANSAC [Fischler & Bolles 1981]

RANSAC loop:

1. Случайный выбор посевной группы точек, на которых будет основываться оценка трансформации (например, группа совпадений)
2. Вычислить преобразование из группы
3. Найти *inliers* (хорошие совпадения) для этого преобразования
4. Если количество *inliers* достаточно велико, пересчитайте оценку преобразования по наименьшим квадратам на всех *inliers*
5. Сохраняйте трансформацию с наибольшим количеством *inliers*

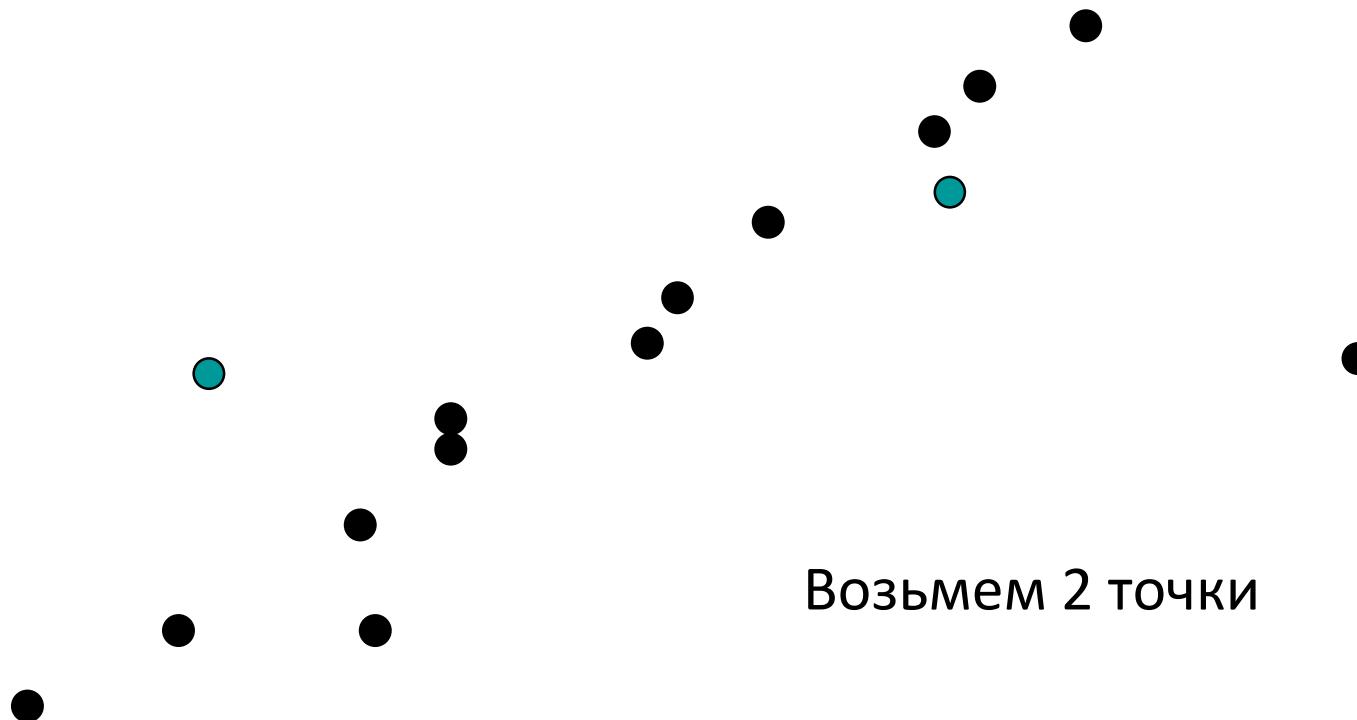
RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию
 - *Сколько пунктов нужно для оценки линии?*



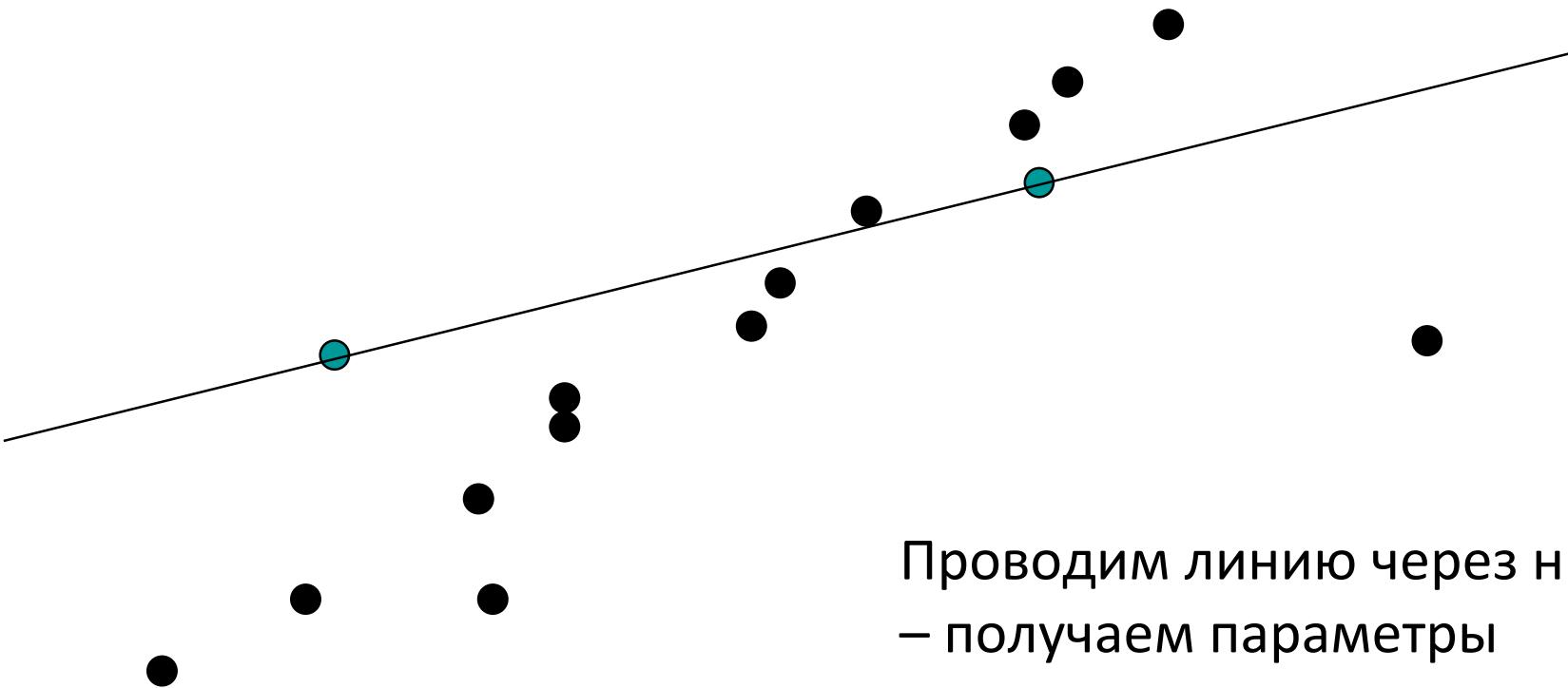
RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию



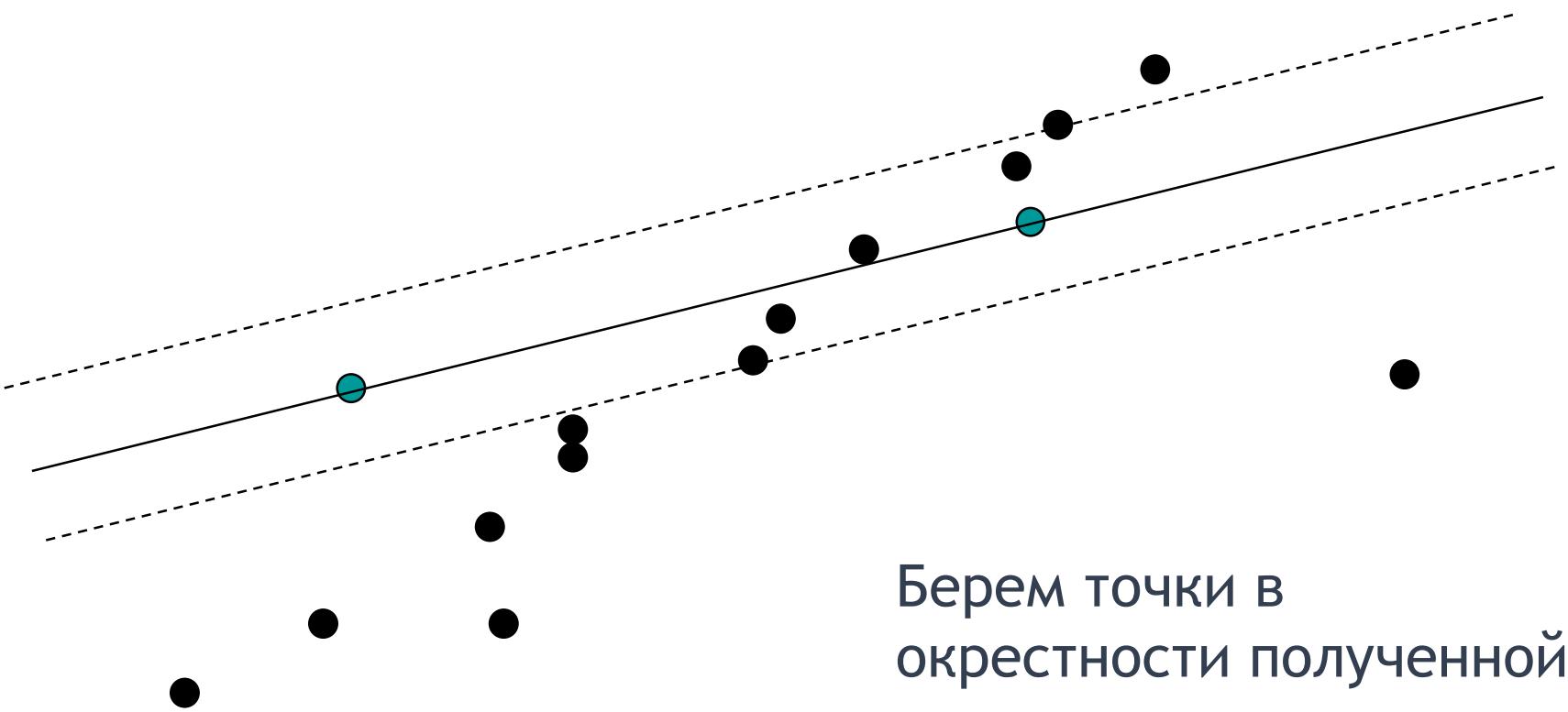
RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию



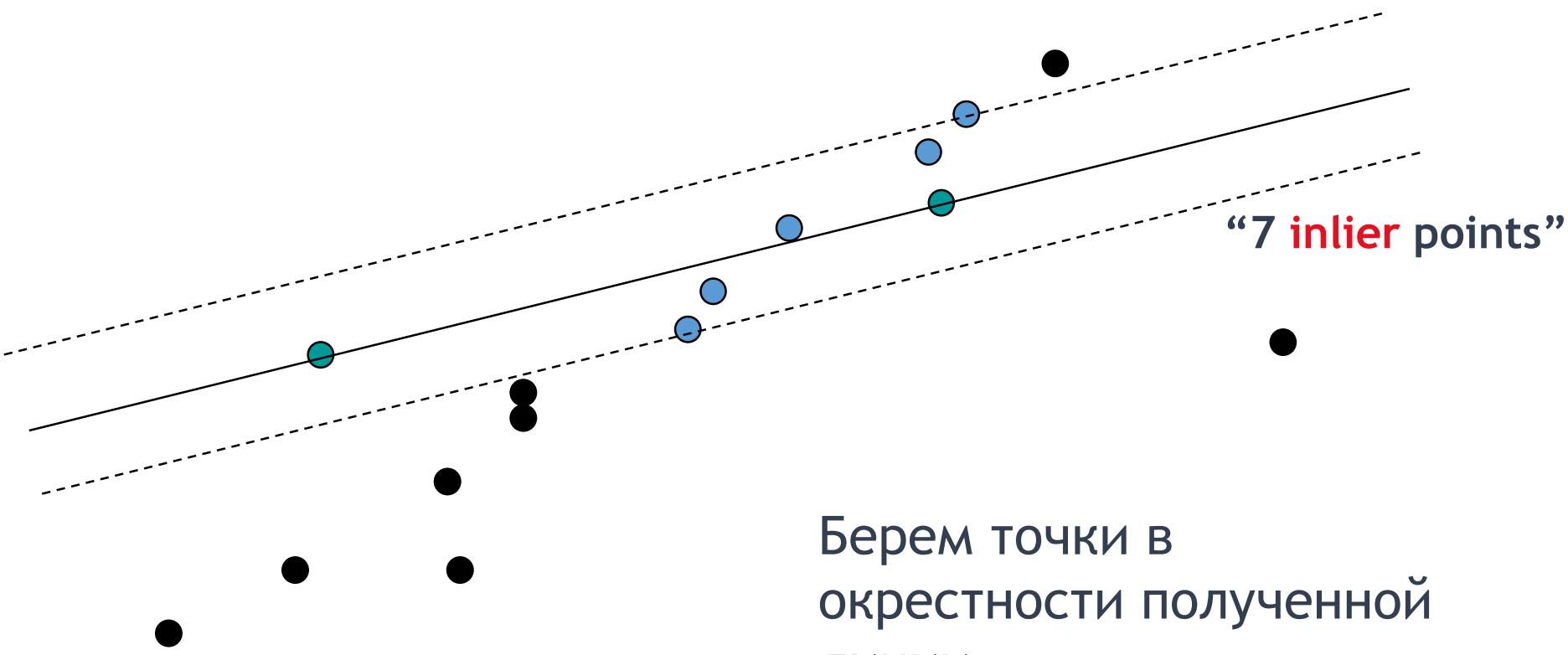
RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию



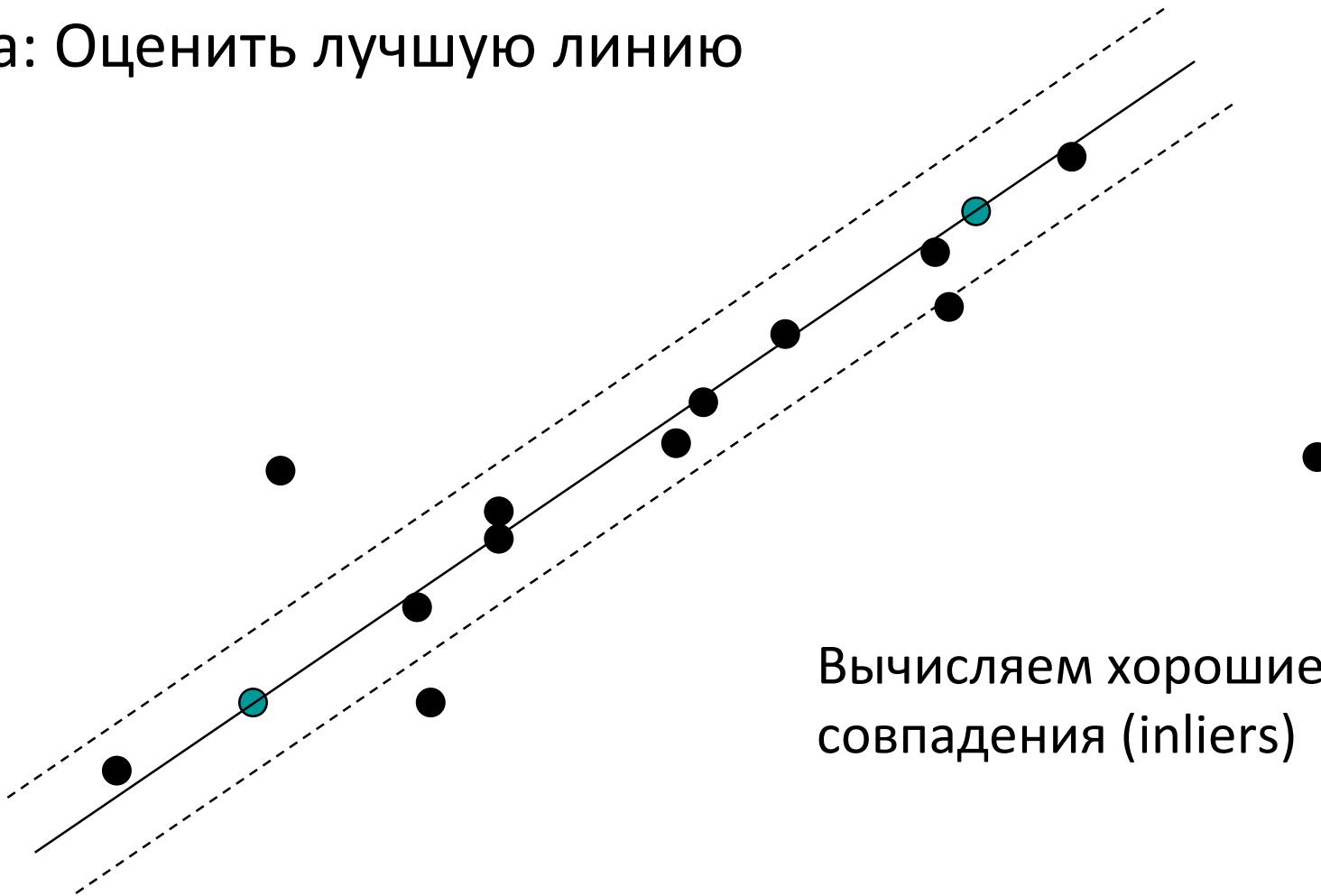
RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию



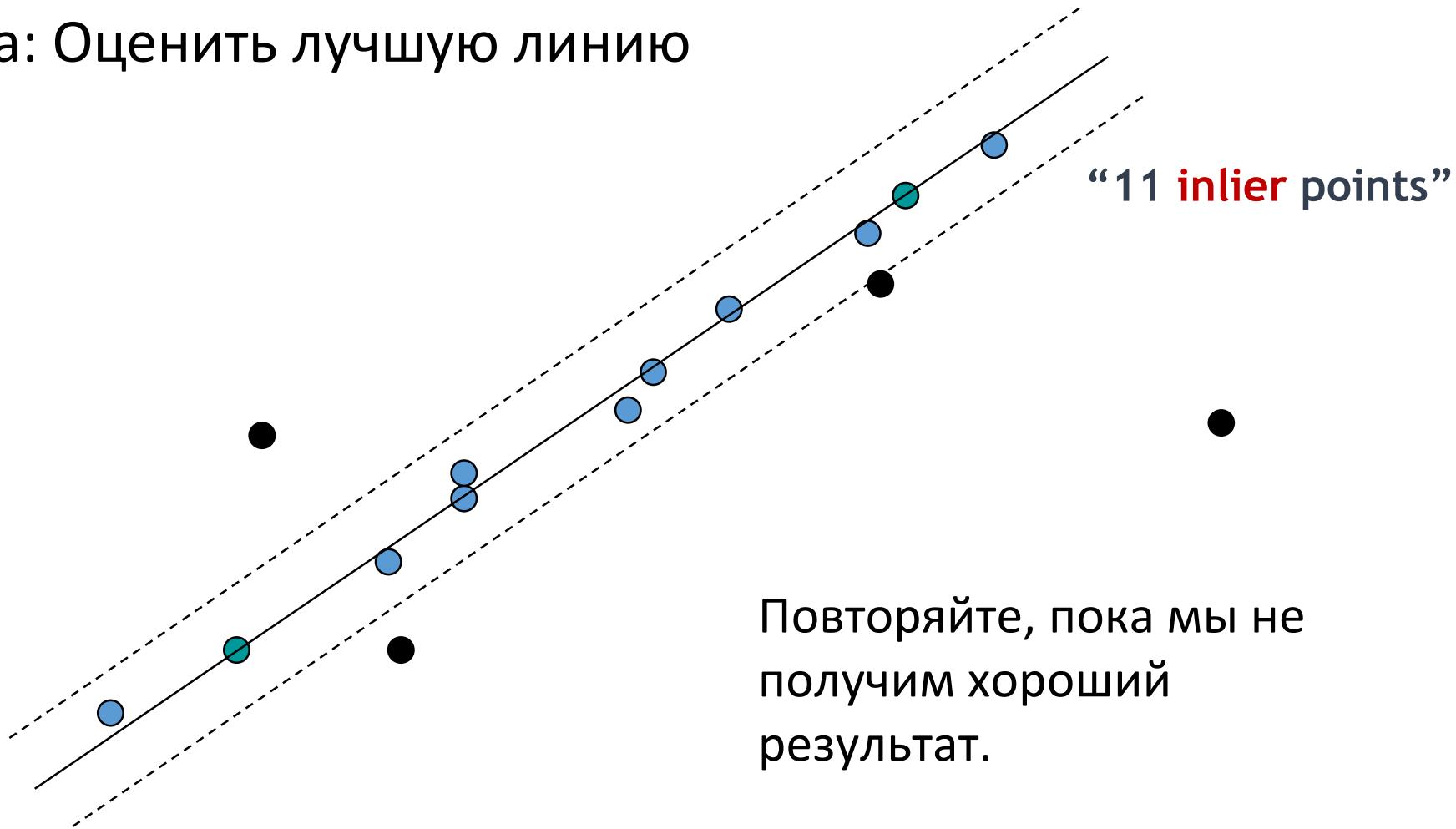
RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию



RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию



Algorithm 15.4: RANSAC: fitting lines using random sample consensus

Determine:

- n — the smallest number of points required
- k — the number of iterations required
- t — the threshold used to identify a point that fits well
- d — the number of nearby points required
to assert a model fits well

Until k iterations have occurred

 Draw a sample of n points from the data
 uniformly and at random

 Fit to that set of n points

 For each data point outside the sample

 Test the distance from the point to the line
 against t ; if the distance from the point to the line
 is less than t , the point is close

 end

 If there are d or more points close to the line

 then there is a good fit. Refit the line using all
 these points.

end

Use the best fit from this collection, using the
fitting error as a criterion

RANSAC: How many samples?

- How many samples are needed?
 - Suppose w is fraction of inliers (points from line).
 - n points needed to define hypothesis (2 for lines)
 - k samples chosen.
- Prob. that a single sample of n points is correct: w^n
- Prob. that all k samples fail is: $(1 - w^n)^k$

⇒ Choose k high enough to keep this below desired failure rate.

RANSAC: Computed k (p=0.99)

Sample size n	Proportion of outliers						
	5%	10%	20%	25%	30%	40%	50%
2	2	3	5	6	7	11	17
3	3	4	7	9	11	19	35
4	3	5	9	13	17	34	72
5	4	6	12	17	26	57	146
6	4	7	16	24	37	97	293
7	4	8	20	33	54	163	588
8	5	9	26	44	78	272	1177

RANSAC: Плюсы и минусы

- Плюсы:
 - Общий метод, подходящий для широкого круга задач по обучению моделей
 - Легко внедряется и легко вычисляет частоту отказов
- Минусы:
 - Справляется только с умеренным процентом outliers
 - Многие реальные проблемы имеют высокий уровень outliers (но иногда выборочный выбор случайных подмножеств может помочь)

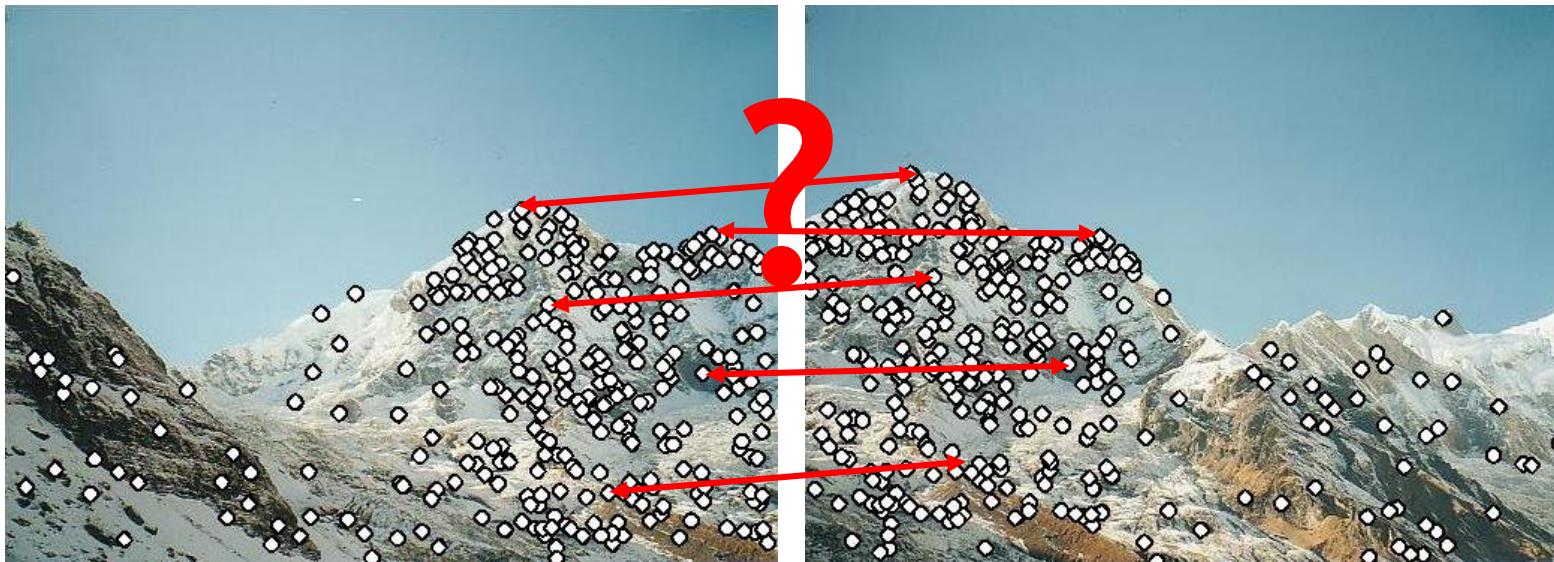
Что мы сегодня проходим?

- Построение параметрических моделей – RANSAC
- SIFT: дескриптор особых точек
- HOG: дескриптор изображений
- Image Stitching

Локальные описания

- Мы знаем, как определить особые точки
- Следующий вопрос:

Как их описать для соответствия?

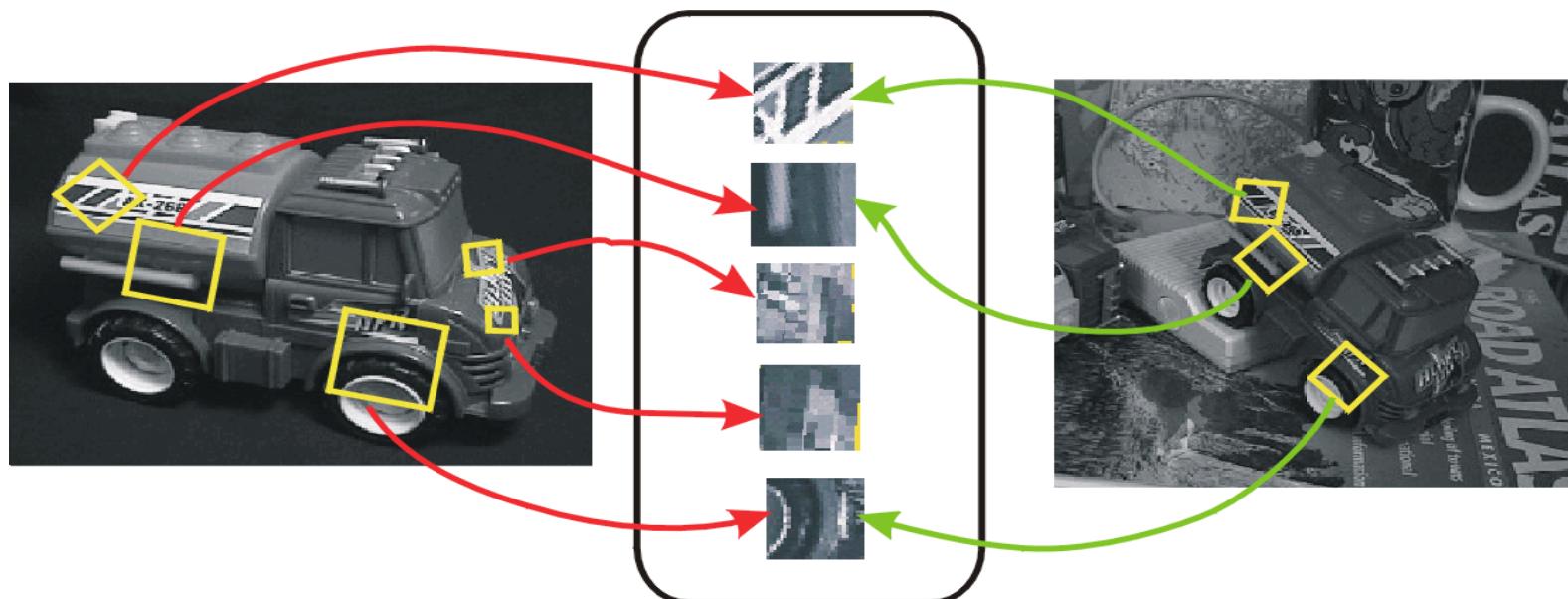


Дескриптор точки должен быть:

1. Инвариантен
2. Уникальным

Инвариантность локальных описаний

- Содержимое изображения преобразуется в локальные координаты объекта, которые инвариантно изменяются с параметрами перевода, вращения, масштаба и другими параметрами изображения

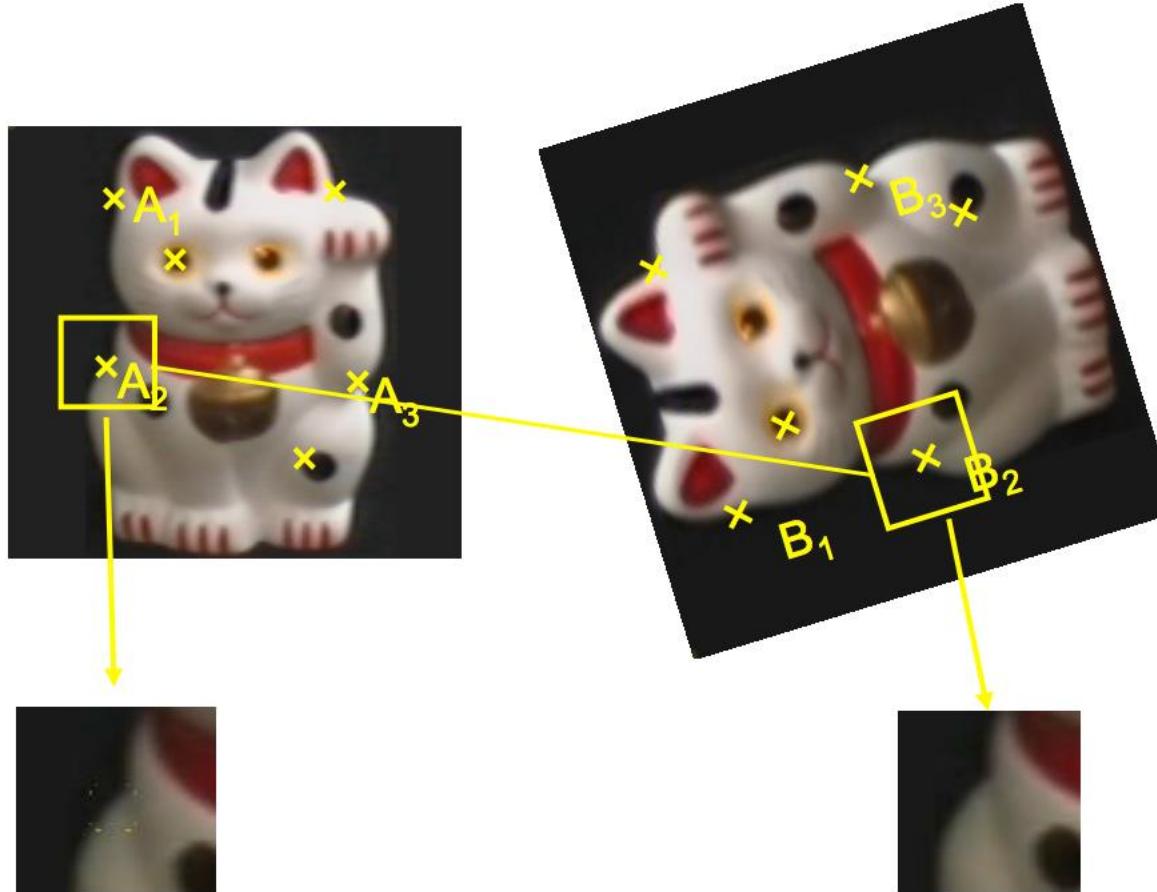


CVPR 2003 Tutorial on Recognition and Matching Based on Local Invariant Features David Lowe

Преимущества инвариантных местных особенностей

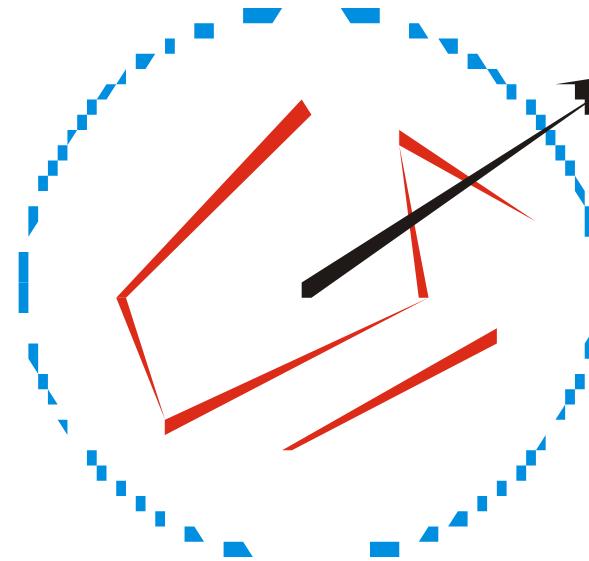
- **Местность:** особенности локальны, настолько устойчивы к окклюзии и шумам (без предварительной сегментации).
- **Отличительная черта:** индивидуальные особенности могут быть сопоставлены с большой базой данных объектов
- **Количество:** многие функции могут быть сгенерированы даже для небольших объектов.
- **Эффективность:** производительность близка к реальному времени
- **Расширяемость:** может быть легко расширена до широкого диапазона различных типов преобразований

Переходя к инварианту вращения

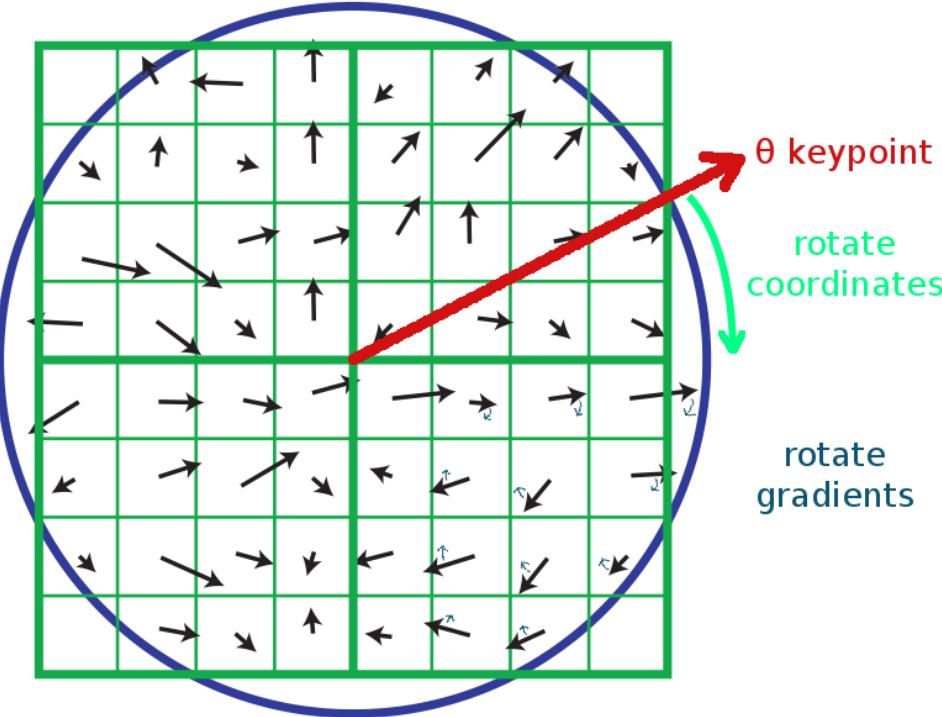


Переходя к инварианту вращения

- Нам дана ключевая точка и ее масштаб от DoG.
- Выберем характерную ориентацию для ключевой точки (на основе наиболее заметного там градиента; обсудим следующий слайд).
- Мы опишем все особенности, связанные с этой ориентацией
- Причины быть инвариантном вращения:
 - Если на другом изображении эта точка окажется повернутой, то характеристики будут теми же самыми, так как они относятся к ориентации характеристики

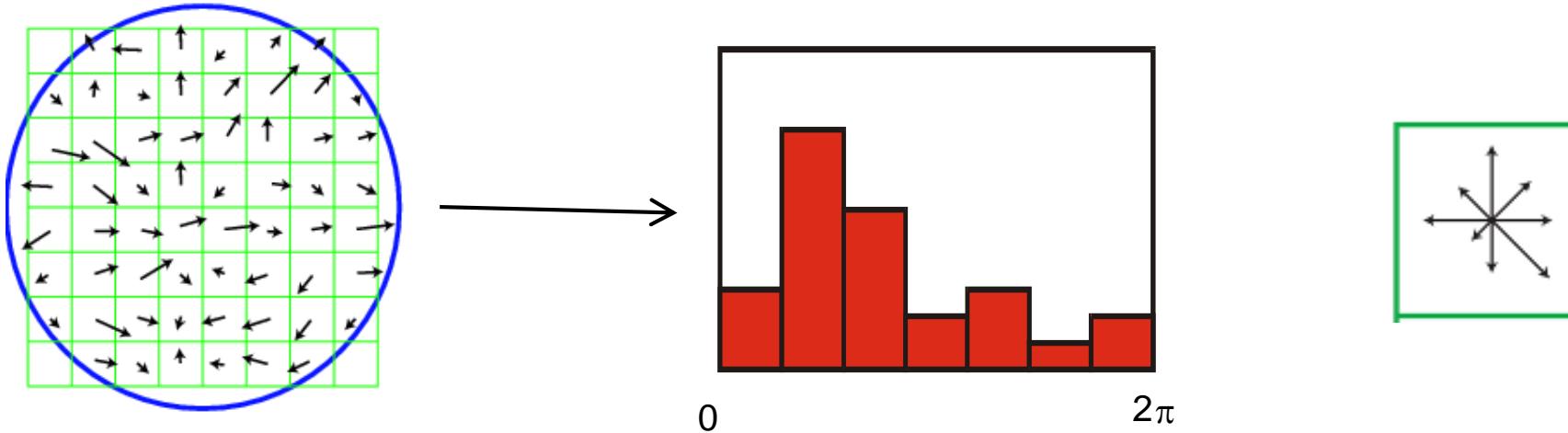


SIFT дескриптор. Описание



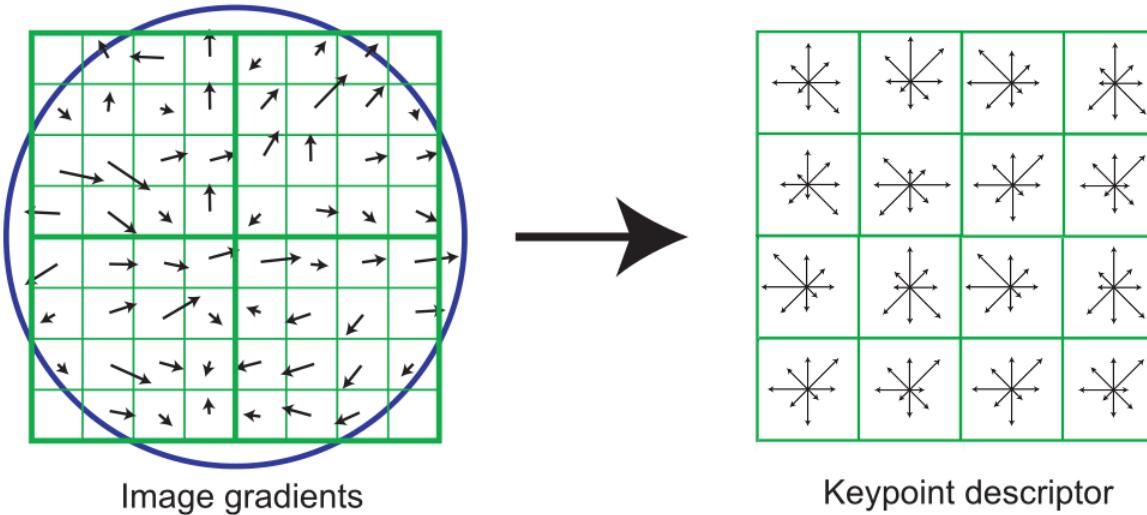
- Используем размытое изображение, связанное со шкалой ключевой точки
- Возьмем градиенты изображения над ключевыми точками района
- Для инвариантности к вращению, повернем направление и расположение градиента на ориентацию по ключевым точкам.
 - Теперь мы отменили вращение и имеем градиенты, выраженные в местах относительно ориентации на ключевые точки θ .
 - Мы также могли бы просто повернуть все изображение на $-\theta$, но это было бы медленнее.

SIFT дескриптор. Описание



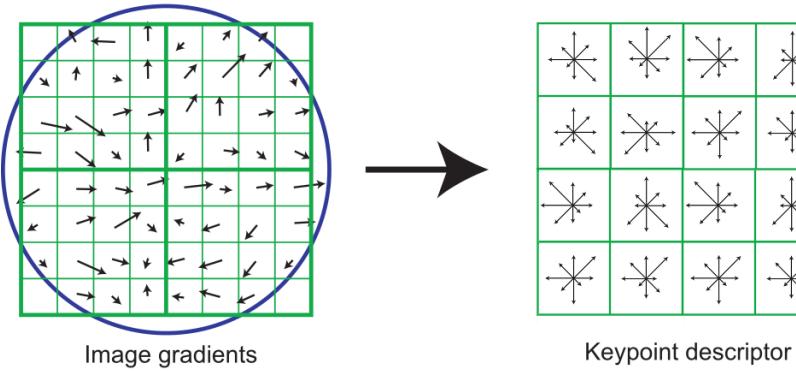
- Градиенты чувствительны к шумам. Мы хотели бы допустить некоторую регуляризацию в дескрипторе
- Создадим массив гистограмм ориентаций (показан массив 4x4).
- Заполним вращающиеся градиенты в их гистограммы локальной ориентации.
 - Вклад градиента делится на близлежащие гистограммы в зависимости от расстояния. Если он находится на полпути между двумя точками гистограммы, то дает половину вклада в обе ячейки гистограммы.
 - Для градиентов, расположенныхных далеко от центра, вклад градиента уменьшается по гауссу.
- Авторы SIFT обнаружили, что лучшие результаты были с 8 ориентационными бинами на гистограмме

SIFT дескриптор. Описание



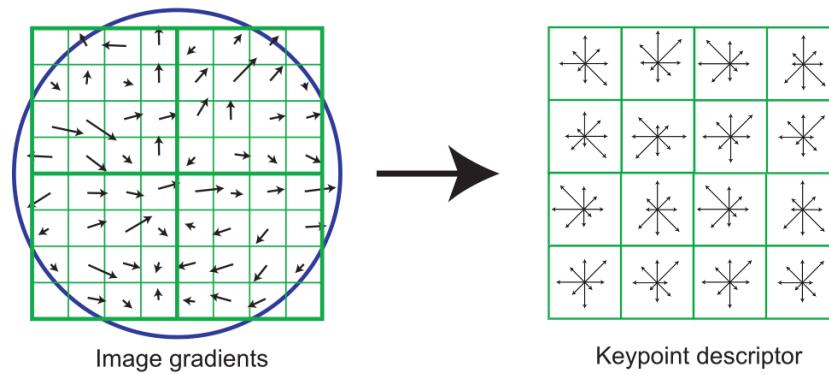
- Такое построение гистограмм градиентов производится для каждой ячейки области особой точки
- Авторы SIFT обнаружили, что лучшие результаты были с 8 ориентационными бинами на гистограмме и массивом гистограмм 4×4 .

SIFT дескриптор. Описание



- 8 бинов ориентации на гистограмме и массив гистограмм 4×4 дают $8 \times 4 \times 4 = 128$ чисел.
- Таким образом, дескриптор SIFT - это вектор длиной 128, который инвариантен к вращению (потому что мы повернули дескриптор) и масштабированию (потому что мы работали с масштабированным изображением из DoG).
- Мы можем сравнить каждый вектор с раstra А с каждым вектором с раstra В, чтобы найти совпадающие ключевые точки

SIFT дескриптор. Описание



Добавим устойчивость к изменению освещения:

- Помните, что дескриптор сделан из градиентов (различия между пикселями), поэтому он уже инвариантен к изменениям яркости (например, добавление 10 ко всем пикселям изображения дает один и тот же дескриптор).
- Более высококонтрастная фотография линейно увеличит величину градиентов. Таким образом, для коррекции изменений контраста нормализуем вектор (масштабируем до величины 1.0).
- Очень большие градиенты изображения, как правило, возникают из-за ненадежных эффектов 3D-подсветки (блики и т.д.). Поэтому, чтобы уменьшить их эффект, зажмите все значения в векторе до ≤ 0.2 (экспериментально настроенное значение). Затем снова нормализуйте вектор.

Чувствительность к количеству ориентаций гистограммы

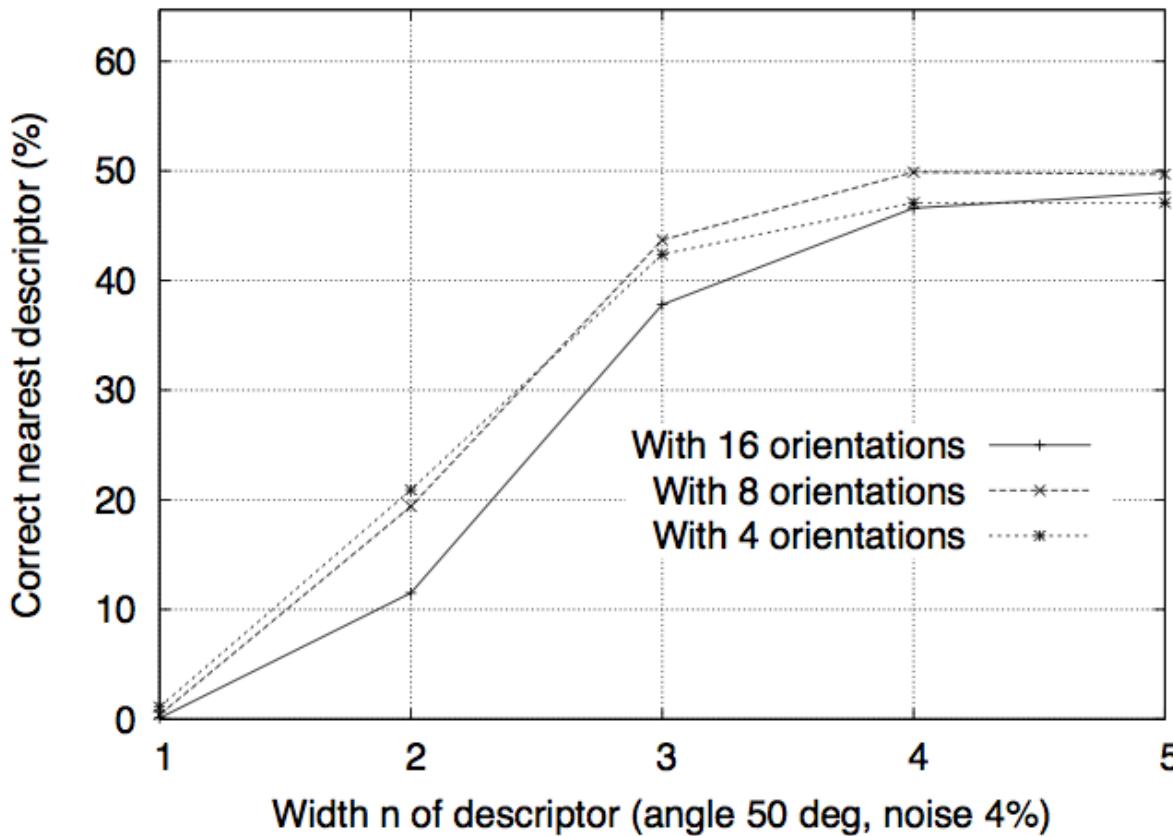
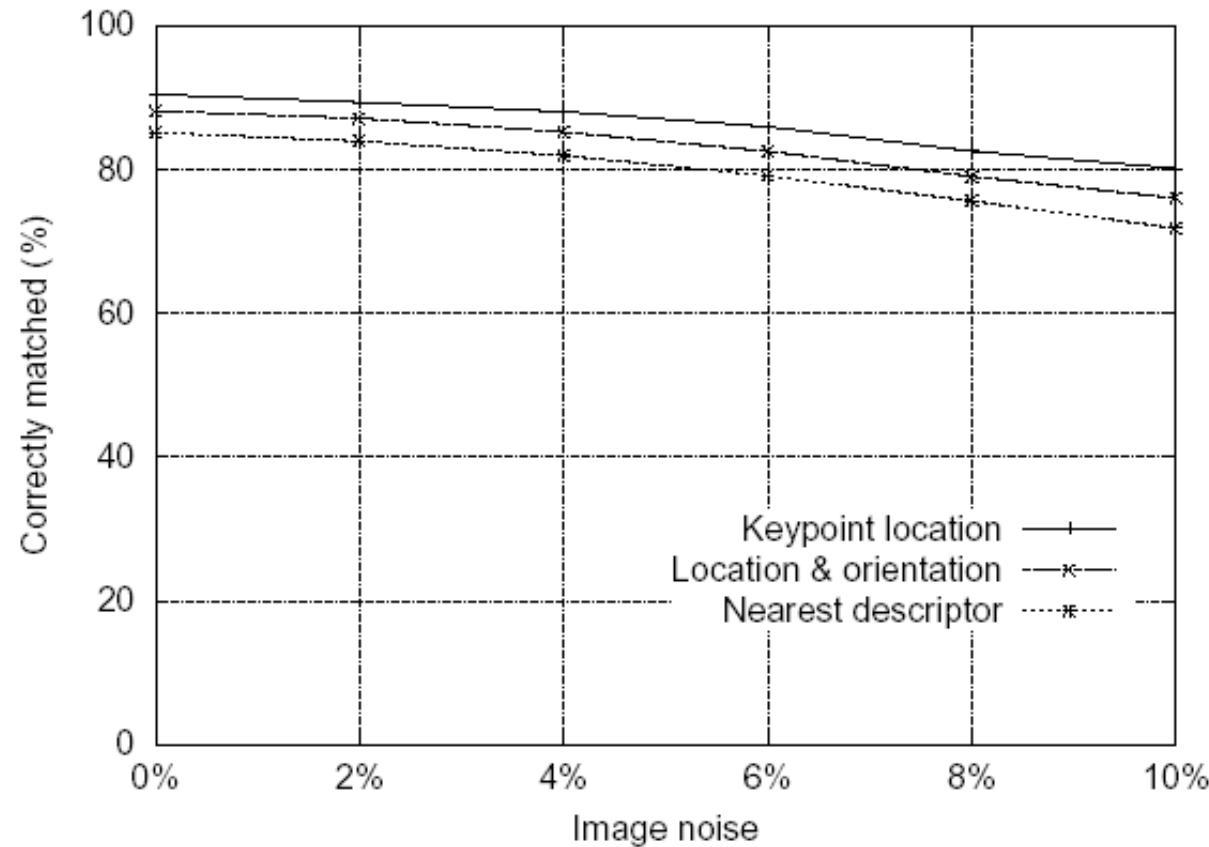


Figure 8: This graph shows the percent of keypoints giving the correct match to a database of 40,000 keypoints as a function of width of the $n \times n$ keypoint descriptor and the number of orientations in each histogram. The graph is computed for images with affine viewpoint change of 50 degrees and addition of 4% noise.

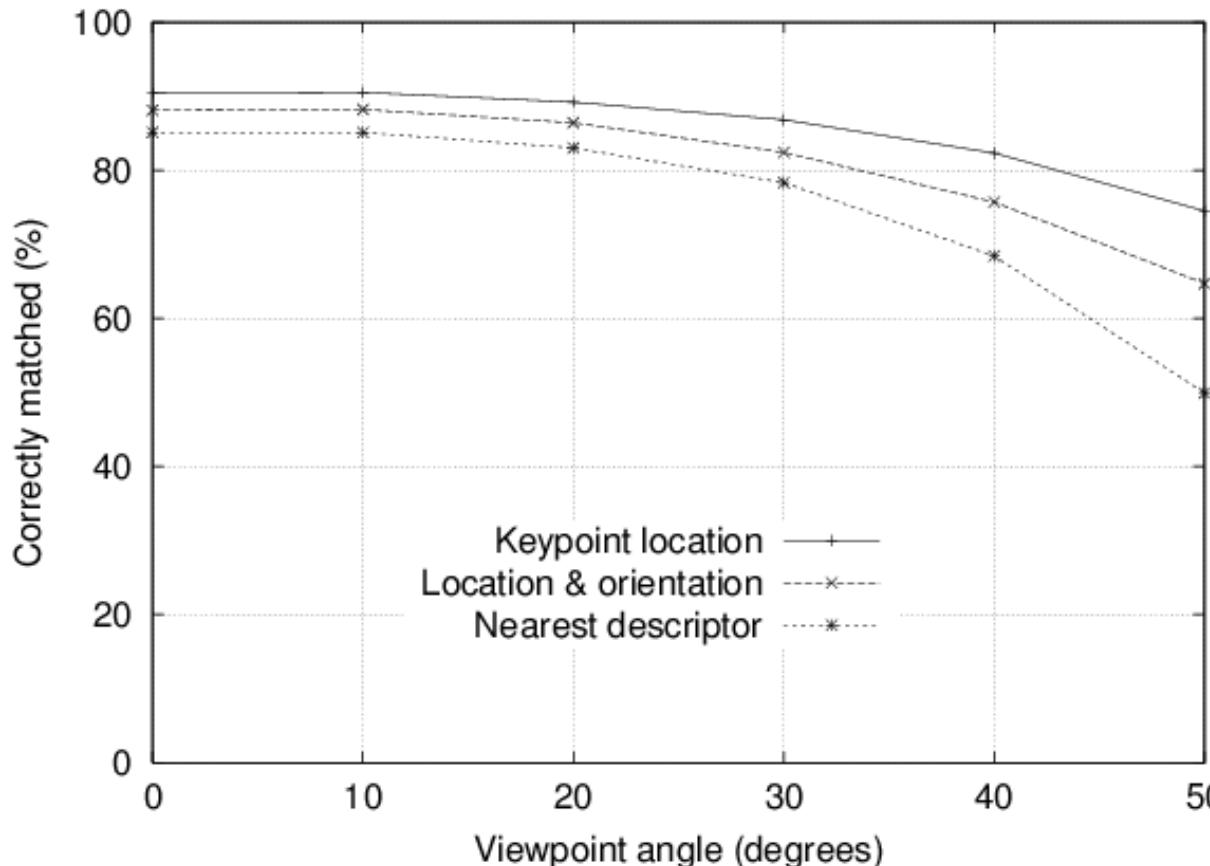
Устойчивость к шуму

- Сопоставление фичей после случайного изменения масштаба и ориентации изображения с различными уровнями шума.
- Поиск ближайшего соседа в пространстве на 30 000 фичей



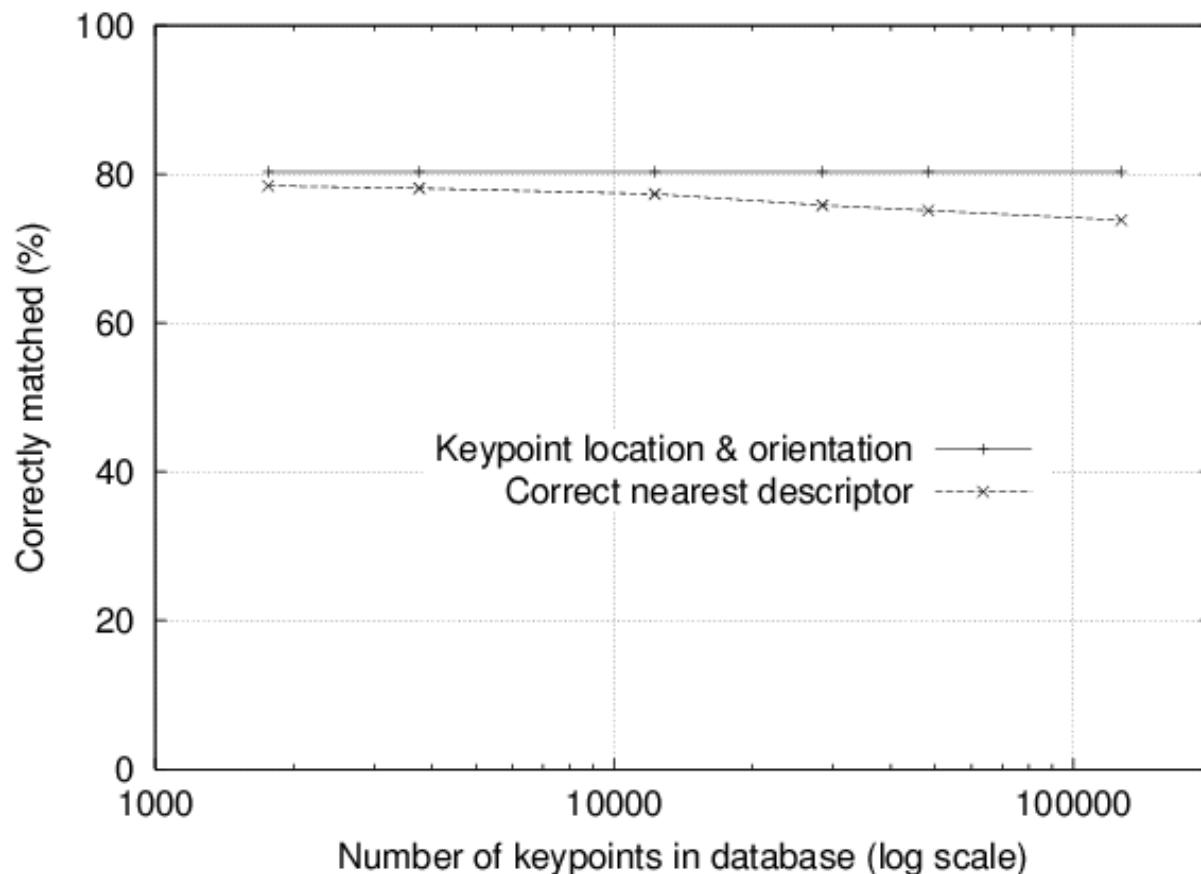
Стабильность характеристик для аффинного изменения

- Сопоставление фичей после случайного изменения масштаба и ориентации изображения, с 2% шума изображения, и аффинные искажения
- Поиск ближайшего соседа в пространстве на 30 000 фичей



Различия в фичах

- Варьируемый размер базы данных фичей, с 30-градусным аффинным изменением, 2% шума изображения
- Измерение % правильности для одного ближайшего соседа



Соотношение надежных расстояний для соответствия

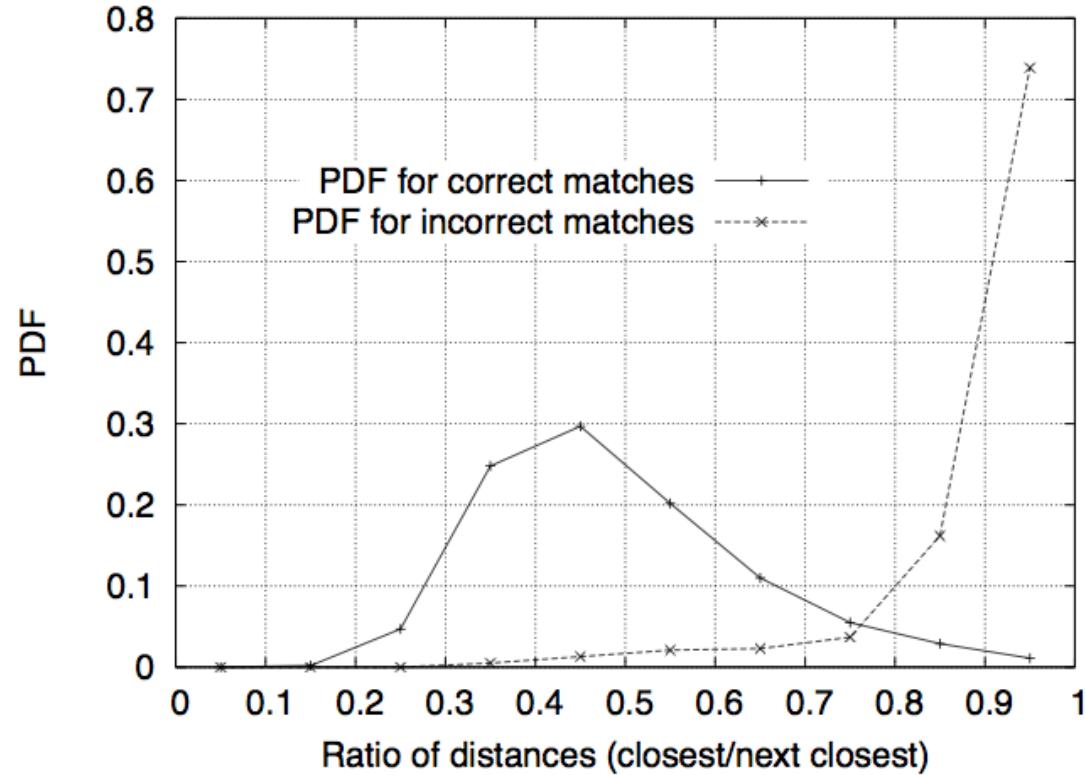


Figure 11: The probability that a match is correct can be determined by taking the ratio of distance from the closest neighbor to the distance of the second closest. Using a database of 40,000 keypoints, the solid line shows the PDF of this ratio for correct matches, while the dotted line is for matches that were incorrect.

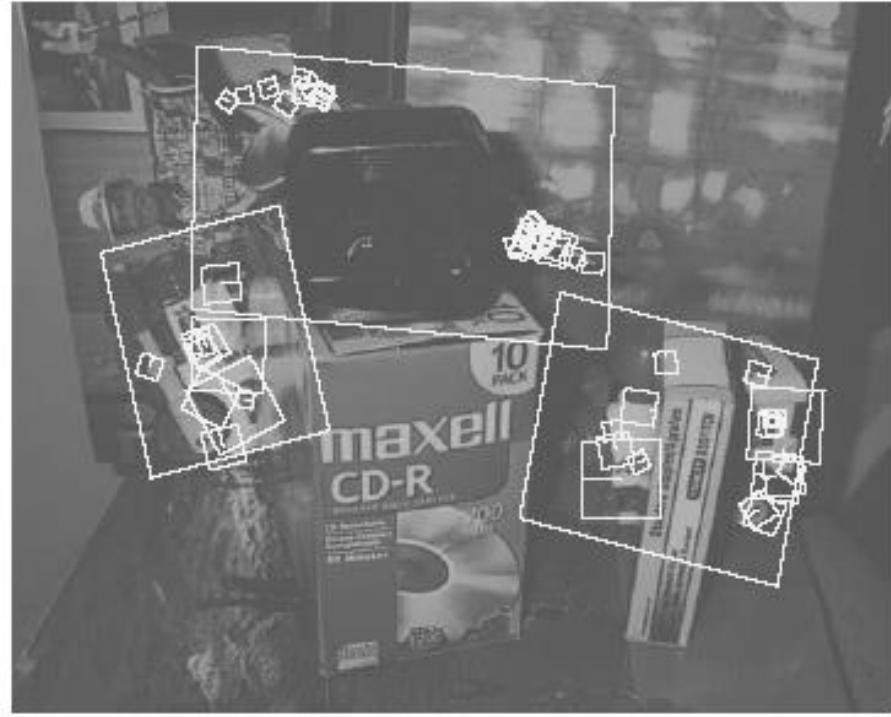


Figure 12: The training images for two objects are shown on the left. These can be recognized in a cluttered image with extensive occlusion, shown in the middle. The results of recognition are shown on the right. A parallelogram is drawn around each recognized object showing the boundaries of the original training image under the affine transformation solved for during recognition. Smaller squares indicate the keypoints that were used for recognition.

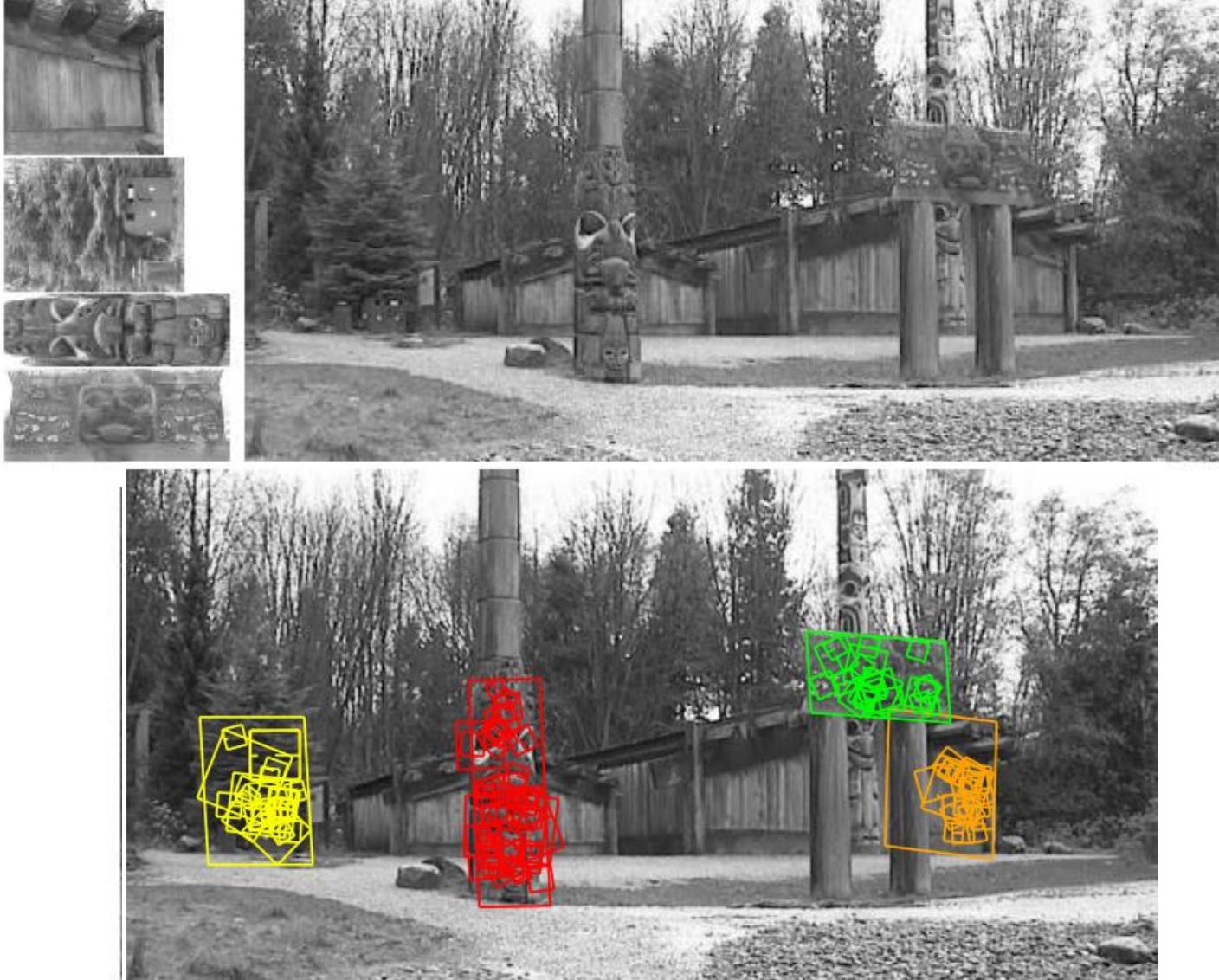


Figure 13: This example shows location recognition within a complex scene. The training images for locations are shown at the upper left and the 640x315 pixel test image taken from a different viewpoint is on the upper right. The recognized regions are shown on the lower image, with keypoints shown as squares and an outer parallelogram showing the boundaries of the training images under the affine transform used for recognition.

Что мы сегодня проходим?

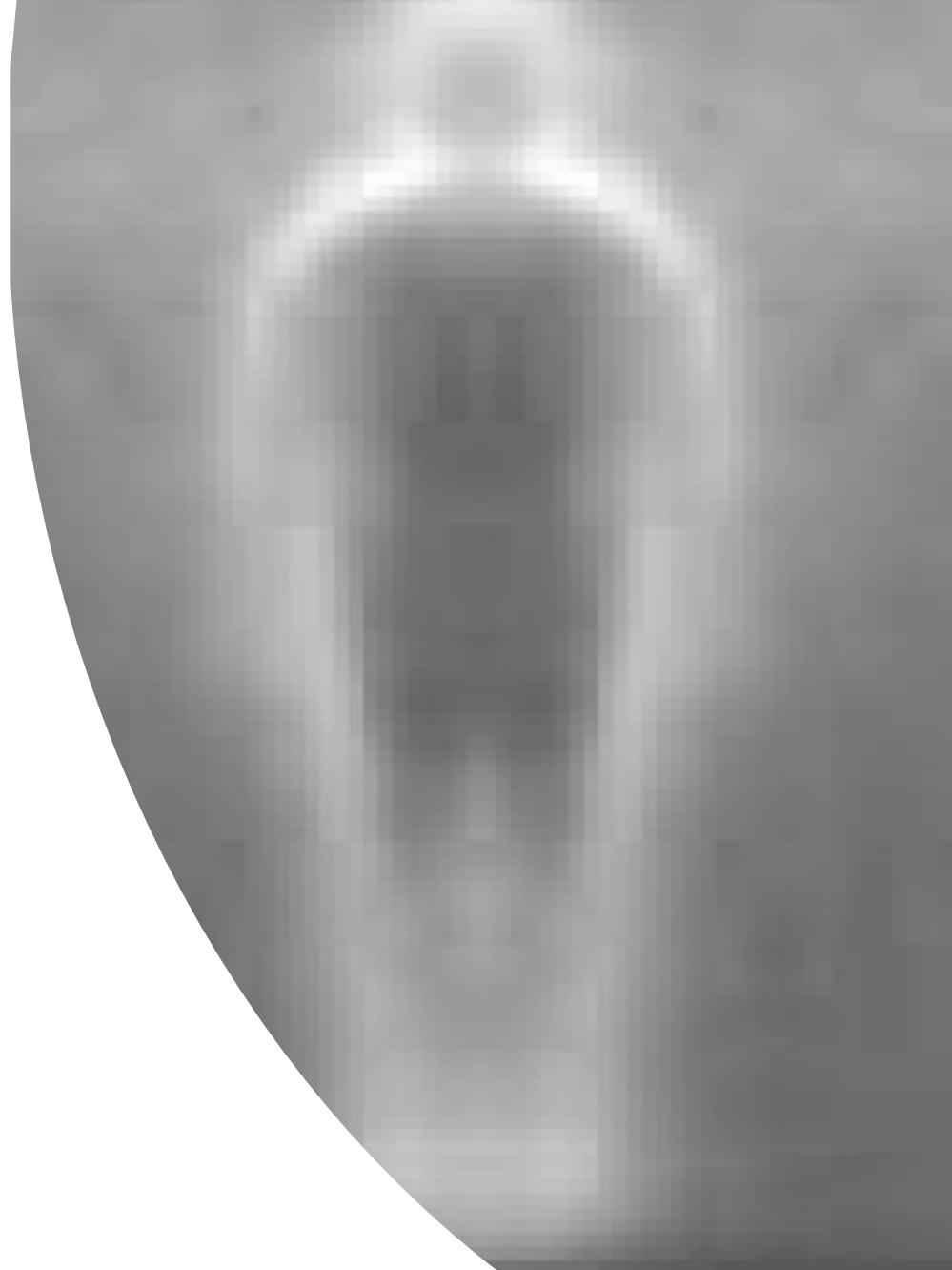
- Построение параметрических моделей – RANSAC
- SIFT: дескриптор особых точек
- HOG: дескриптор изображений
- Image Stitching

Histogram of Oriented Gradients

- Найдем надежный набор фичей, позволяющих дискриминировать формы объектов
- Задачи
 - Широкий диапазон поз и большие различия во внешнем виде
 - Загроможденные фона при различном освещении
 - "Скорость" для мобильного применения
- Ссылки
 - [1] N. Dalal and B. Triggs. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection. In CVPR, pages 886-893, 2005
 - [2] Chandrasekhar et al. CHoG: Compressed Histogram of Gradients - A low bit rate feature descriptor, CVPR 2009

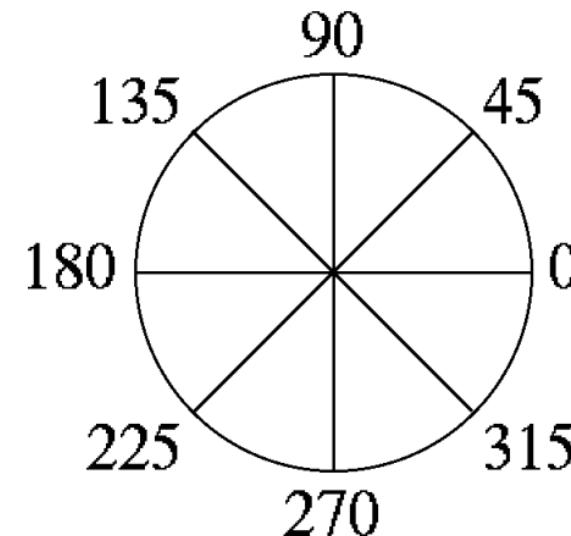
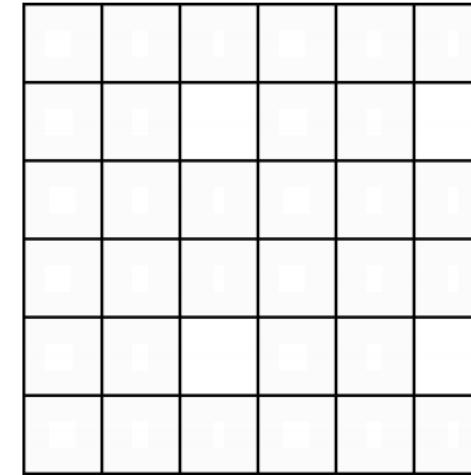
Histogram of Oriented Gradients

Внешний вид и форма локальных объектов часто достаточно хорошо характеризуются распределением локальных градиентов интенсивности или направлений краев.

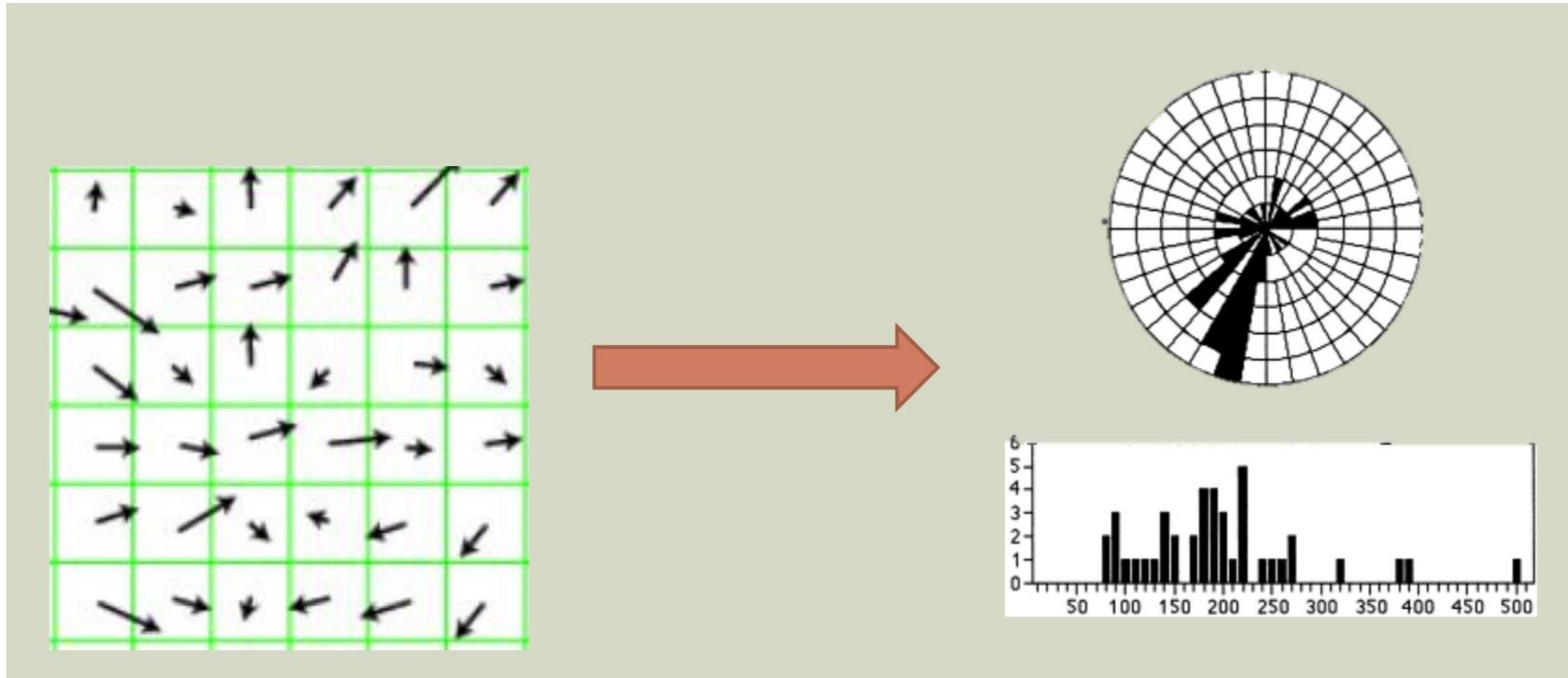


Histogram of Oriented Gradients

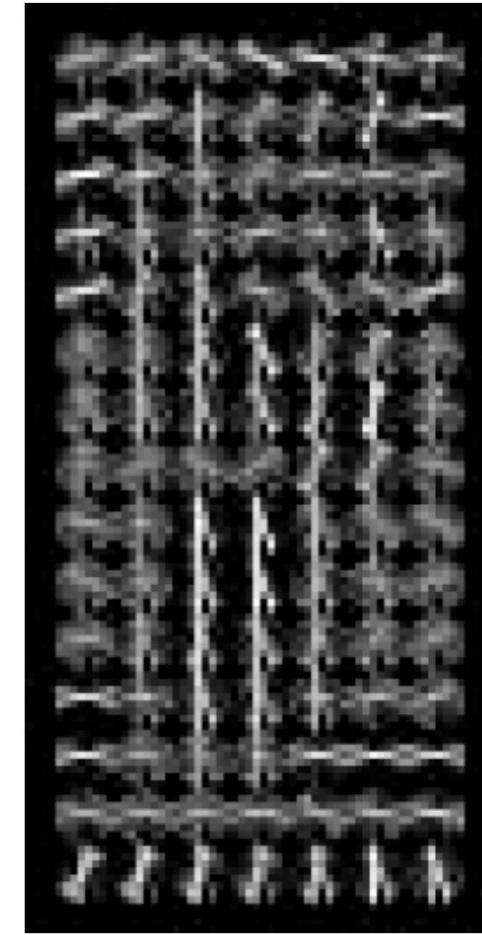
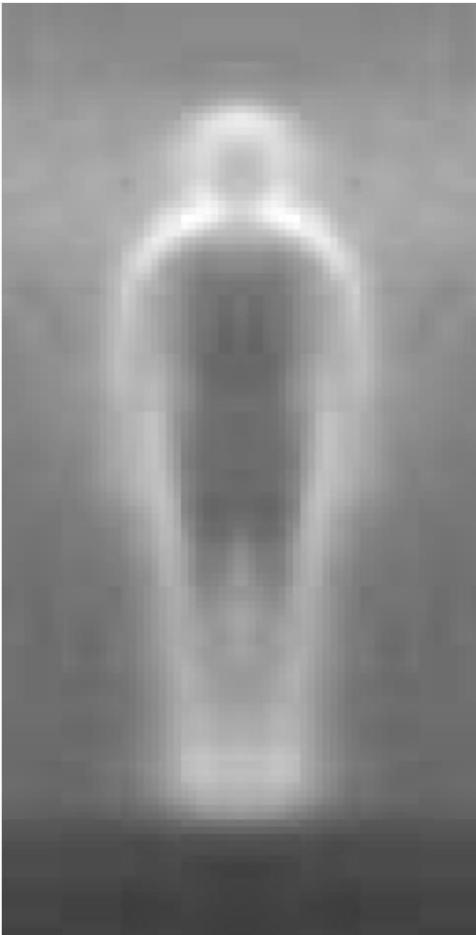
- Разделение окна изображения на небольшие пространственные области (ячейки)
- Ячейки могут быть прямоугольными или радиальными.
- Каждая ячейка накапливает взвешенную локальную 1-D гистограмму направлений градиента над пикселями ячейки.



Histogram of Oriented Gradients

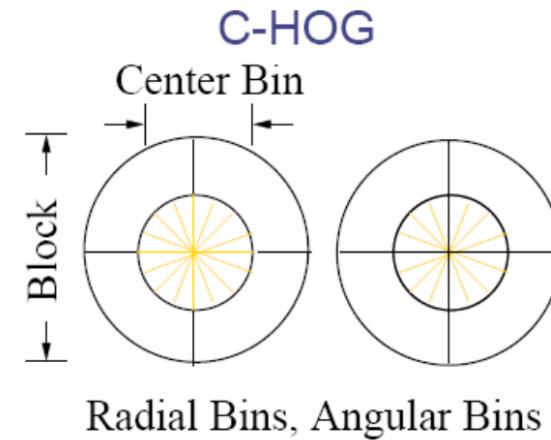
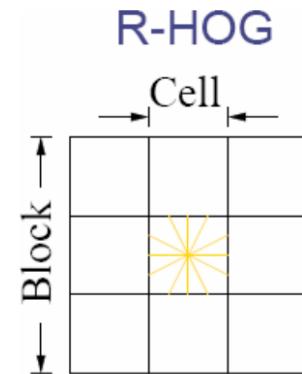


Histogram of Oriented Gradients

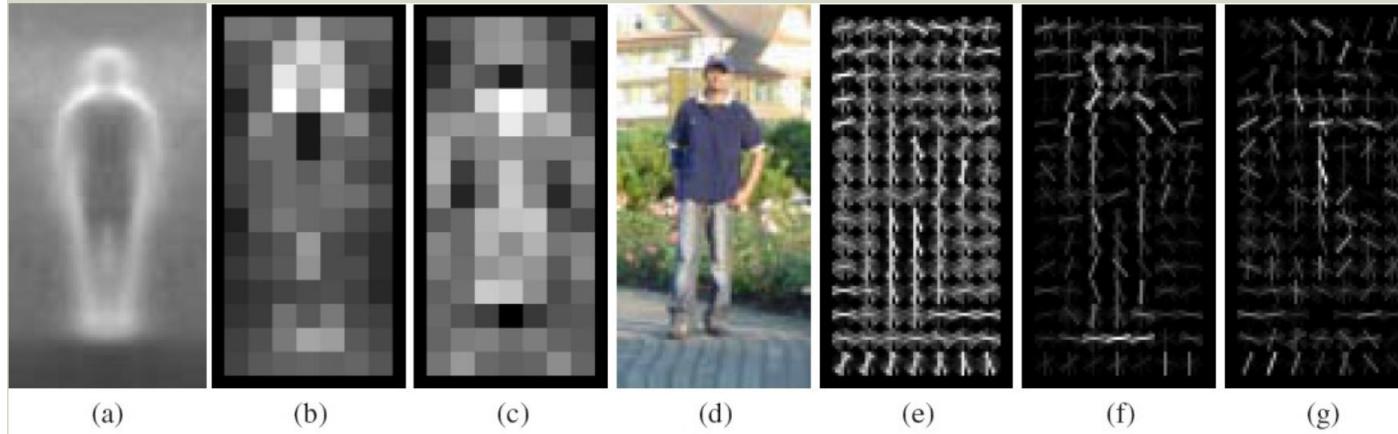


Нормализация

- Для лучшей инвариантности к освещению и затенению полезно контраст-нормализовать локальные отклики перед их использованием.
- Накопить локальную гистограмму "энергии" над большими областями ("блоками") для нормализации всех ячеек в блоке.

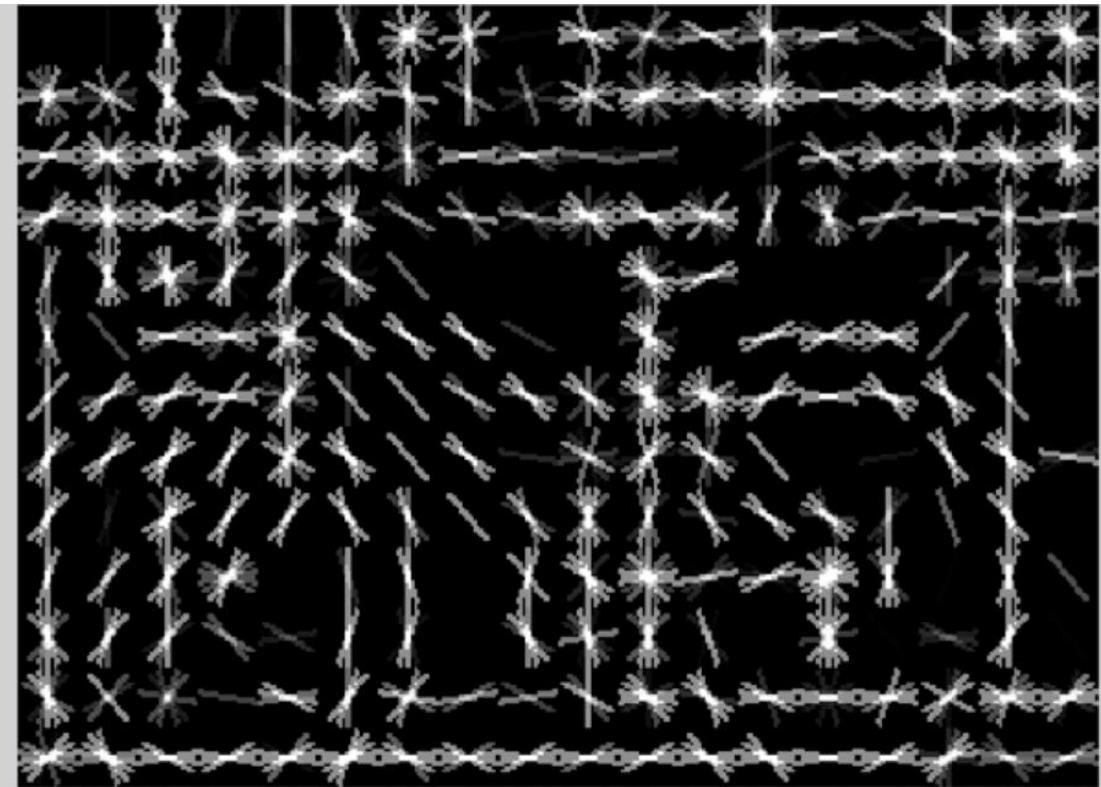


Визуализация HoG



- a. Средний градиент по положительным примерам
- b. Максимальный положительный вес в каждом блоке
- c. Максимальный негативный вес в каждом блоке
- d. Тестовое изображение
- e. Это дескриптор R-HOG
- f. Дескриптор R-HOG, взвешенный по положительным весам
- g. Дескриптор R-HOG, взвешенный по отрицательным весам

Визуализация HOG



Разница между HOG и SIFT

- HOG обычно используется для описания целых изображений. SIFT используется для сопоставления ключевых точек
- Гистограммы SIFT ориентированы на доминантный градиент. HOG - нет.
- Градиенты HOG нормализуются с помощью соседних бинов гистограмм.
- Дескрипторы SIFT используют различные шкалы (DoG) для вычисления множественных дескрипторов.

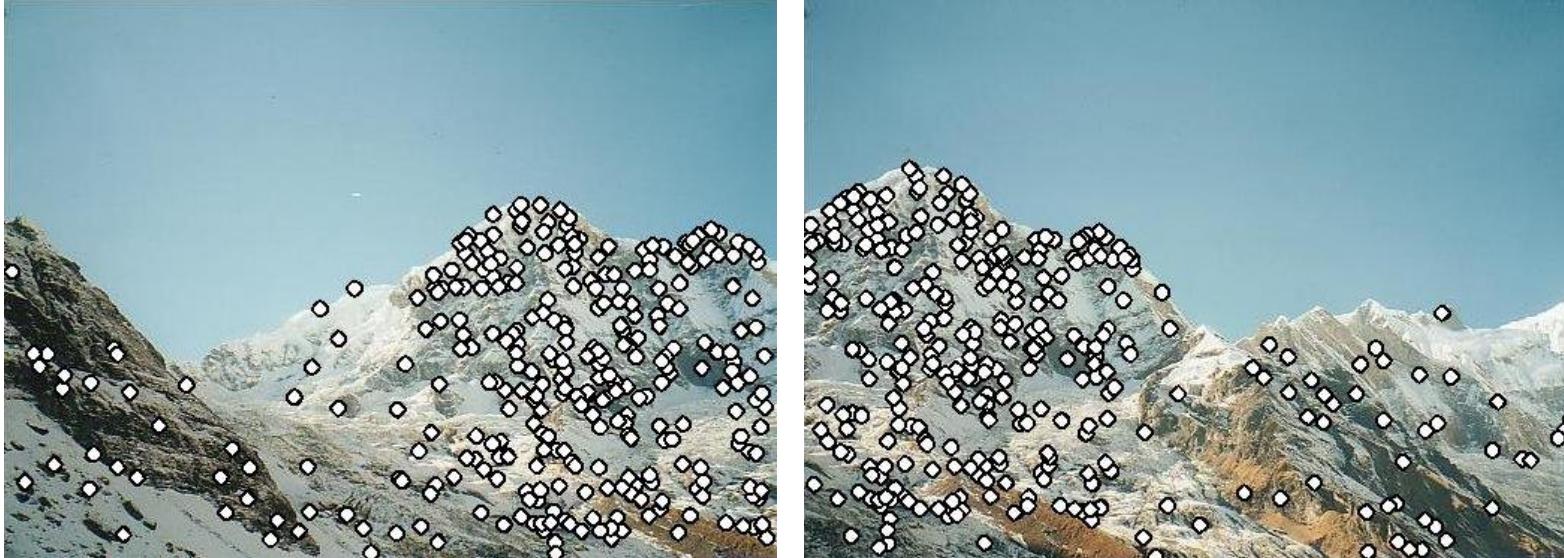
Что мы сегодня проходим?

- Построение параметрических моделей – RANSAC
- SIFT: дескриптор особых точек
- HOG: дескриптор изображений
- Image Stitching

При менение: Image Stitching



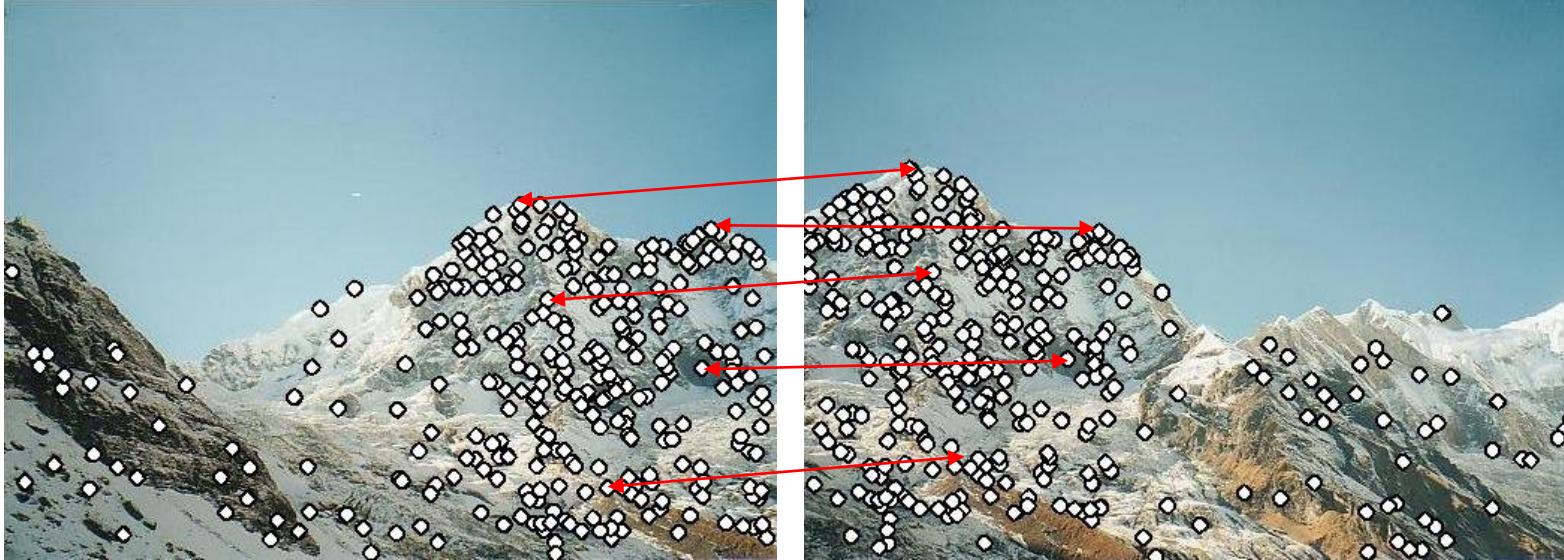
Применение: Image Stitching



Процедуры:

- Обнаружение характерных точек на обоих изображениях

Применение: Image Stitching



Процедура:

- Обнаружение характерных точек на обоих изображениях
- Поиск соответствующие пары

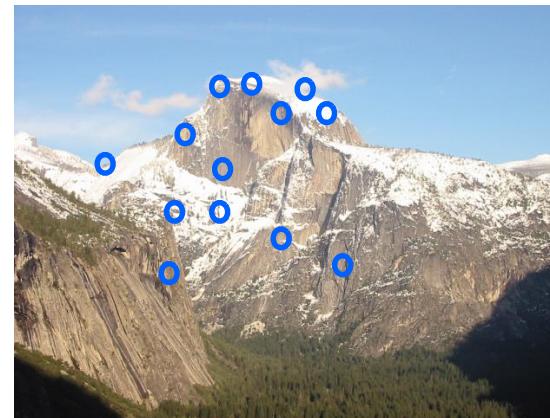
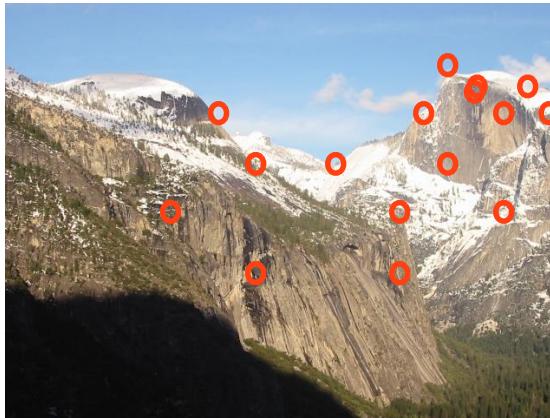
Применение: Image Stitching



Процедура:

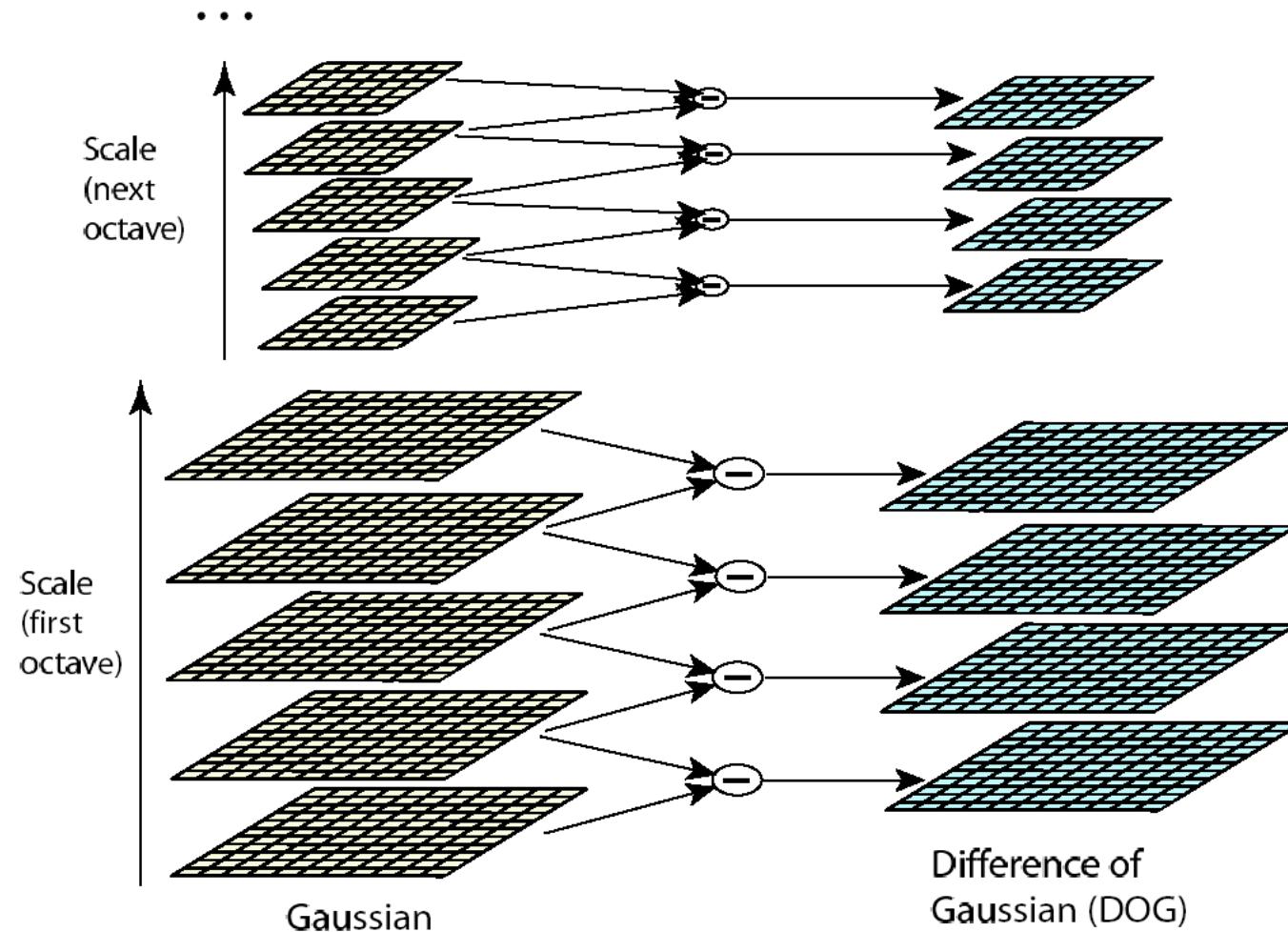
- Обнаружение характерных точек на обоих изображениях
- Поиск соответствующие пары
- Применение пар для объединения и выравнивания изображений

Общий порядок действий

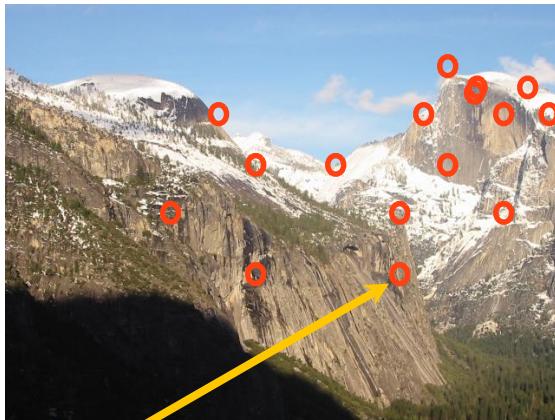
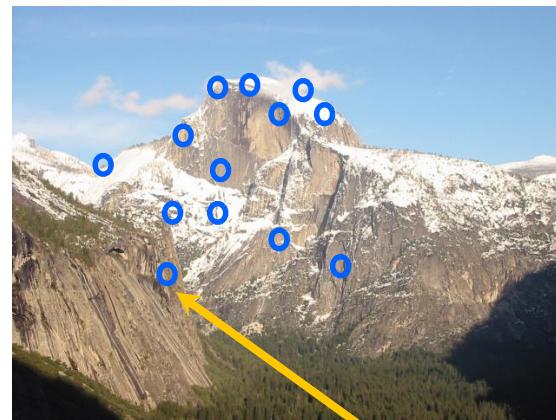


- Найти особые точки

Поиск особых точек



Общий порядок действий


$$(u_1, u_2, \dots, u_{128})$$

$$(v_1, v_2, \dots, v_{128})$$

- Найти особые точки
- Построить декрипторы SIFT

Построение SIFT Descriptors

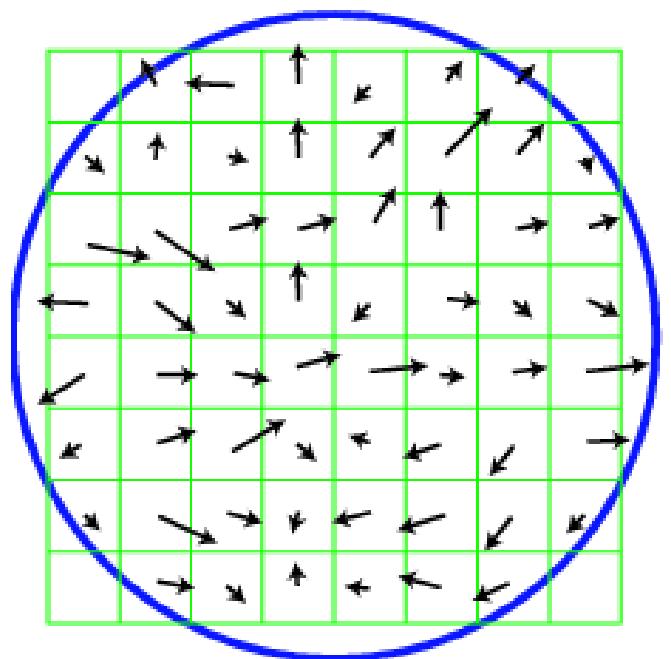
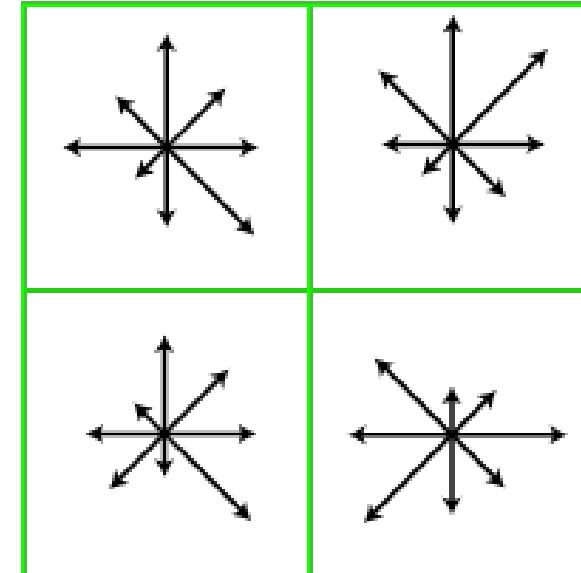
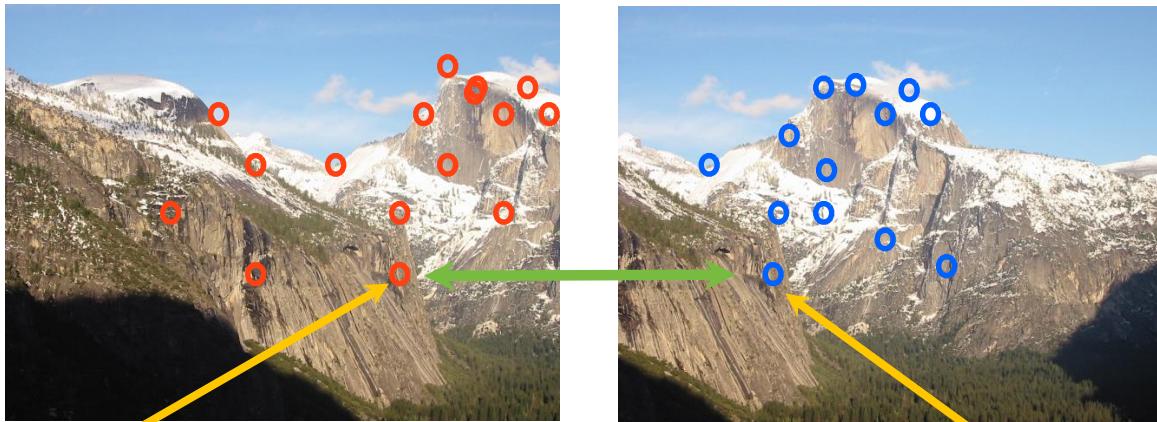


Image gradients



Keypoint descriptor

Общий порядок действий



$(u_1, u_2, \dots, u_{128})$

$(v_1, v_2, \dots, v_{128})$

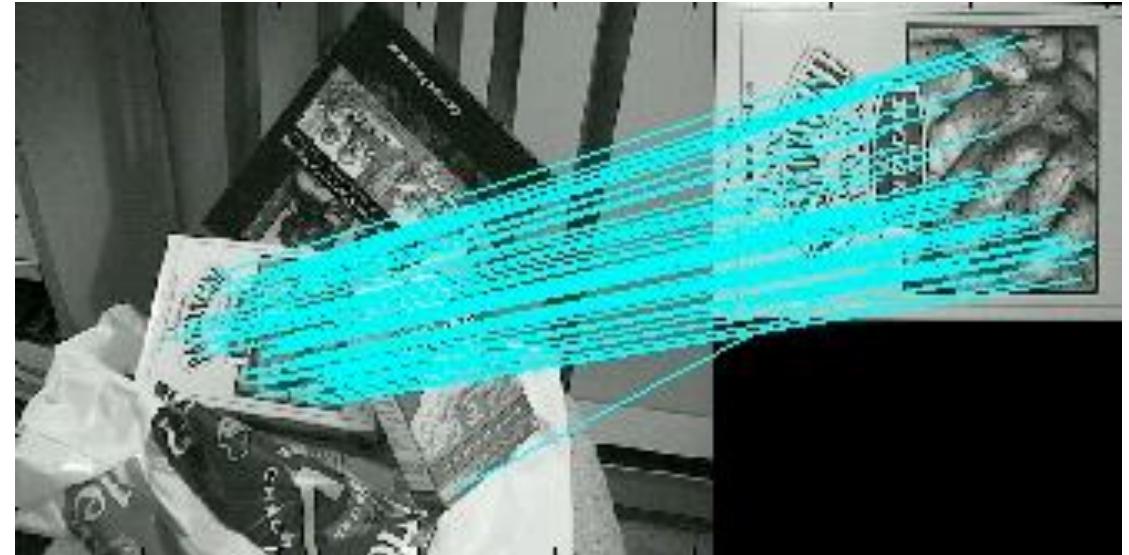
- Найти особые точки
- Построить дескрипторы SIFT
- Сопоставить SIFT фичи

Match SIFT Descriptors

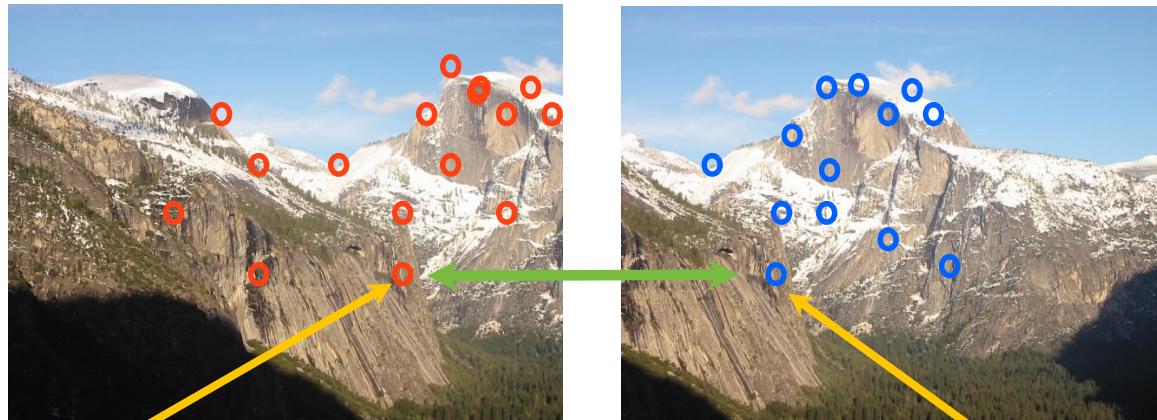
- Расстояние между парами

Псевдокод:

- Соответствие дескрипторов SIFT (6 строк кода)
- Вход: D1, D2, порог (по умолчанию 0.7)
- Выход: соответствие [индекс D1, индекс D2].



Общий порядок действий



$(u_1, u_2, \dots, u_{128})$

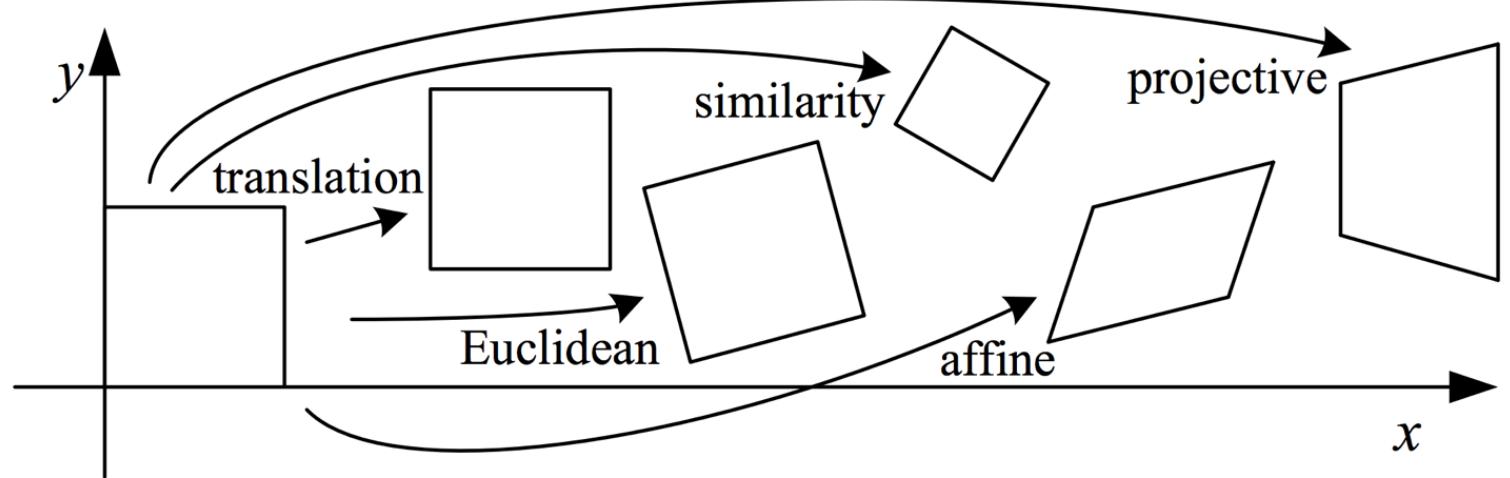
$(v_1, v_2, \dots, v_{128})$

- Найти особые точки
- Построить декрипторы SIFT
- Сопоставить SIFT фичи
- Построить преобразование

$$T = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & t_{13} \\ t_{21} & t_{22} & t_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Построить преобразование

- 2D transformations

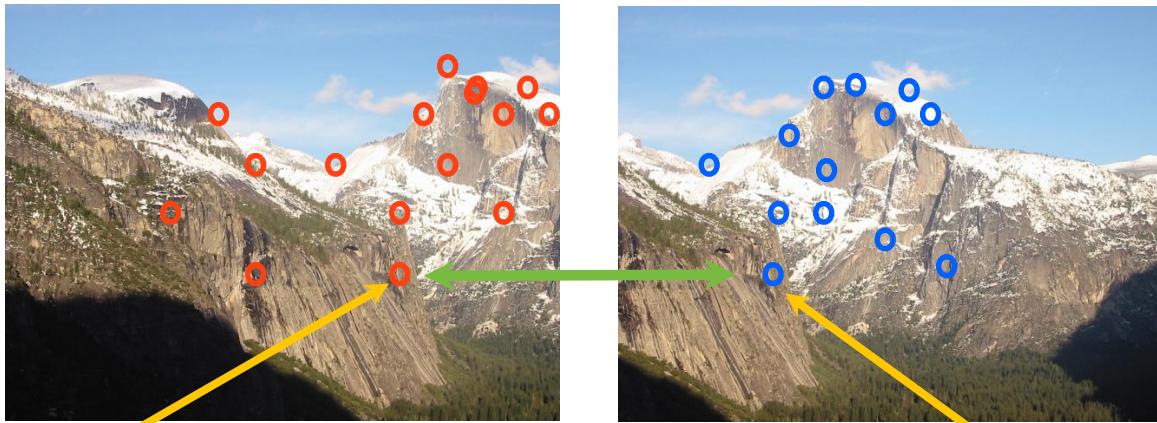


Псевдокод:

- Построить матрицу формирования
- Шесть переменных
 - каждая точка дает два уравнения
 - как минимум три пункта
- Наименьшая площадь

$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Общий порядок действий



$(u_1, u_2, \dots, u_{128})$

$(v_1, v_2, \dots, v_{128})$

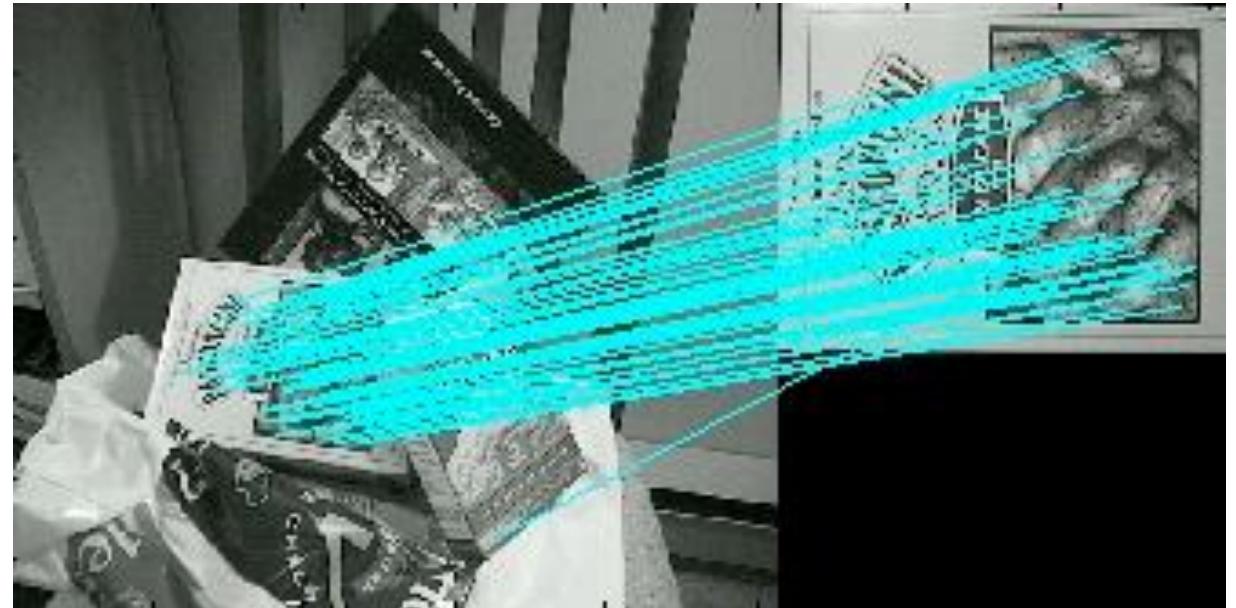
- Найти особые точки
- Построить дескрипторы SIFT
- Сопоставить SIFT фичи
- Построить преобразование
- RANSAC

RANSAC

Дальнейшая доработка матчей

RANSAC – расчет ошибки:

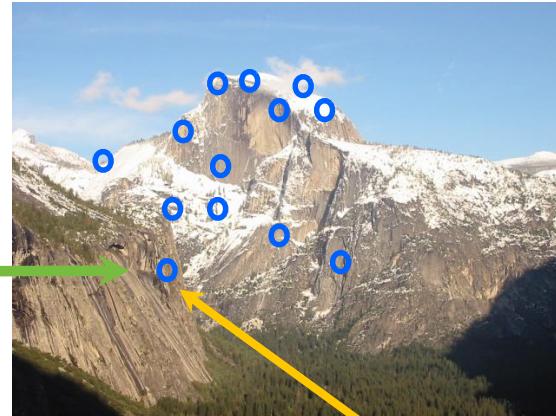
$$\left\| \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix} - H \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} \right\|_2$$



Общий порядок действий



$(u_1, u_2, \dots, u_{128})$

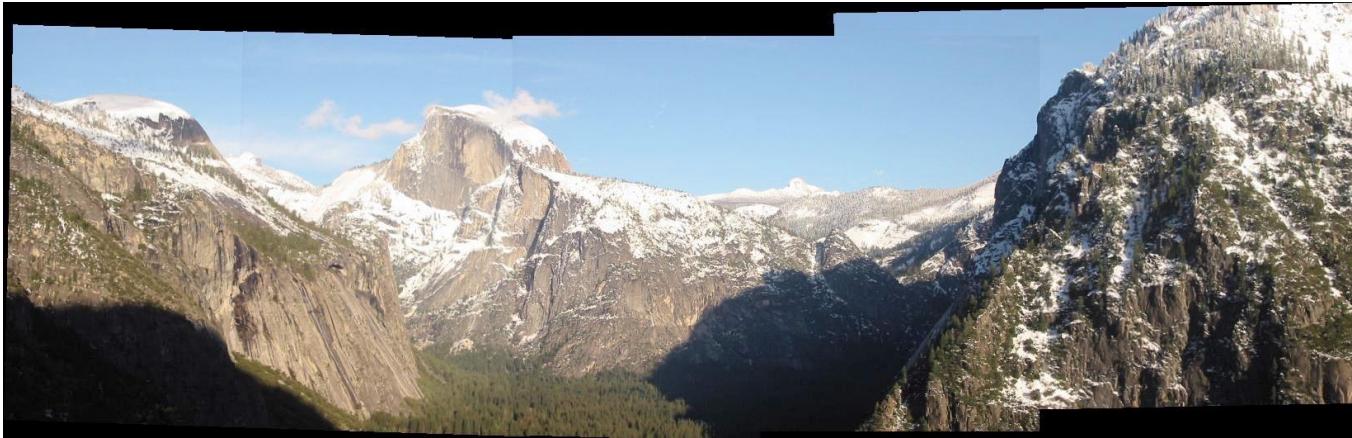


$(v_1, v_2, \dots, v_{128})$

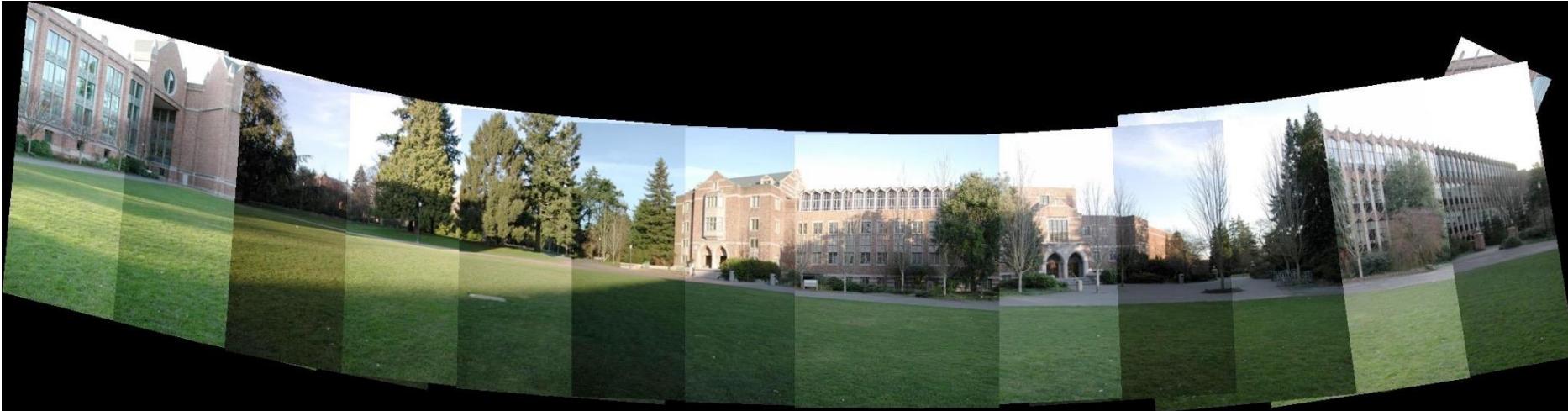
- Найти особые точки
- Построить дескрипторы SIFT
- Сопоставить SIFT фичи
- Построить преобразование
- RANSAC



Результаты



Результаты



Заключение

- Построение параметрических моделей – RANSAC
- SIFT: дескриптор особых точек
- HOG: дескриптор изображений
- Задача сшивки изображений – Image Stitching