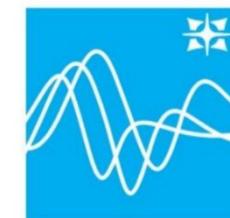


Компьютерное Зрение
Лекция №7, осень 2022

Параметрические модели



Кафедра
технологий
проектирования
сложных
технических
систем

Что мы сегодня проходим?

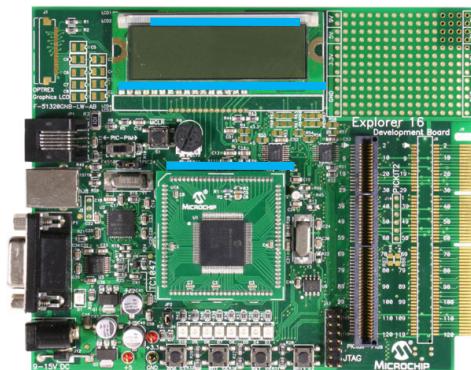
- Построение параметрических моделей – RANSAC
- SIFT: дескриптор особых точек
- HOG: дескриптор изображений
- Задача сшивки изображений – Image Stitching

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

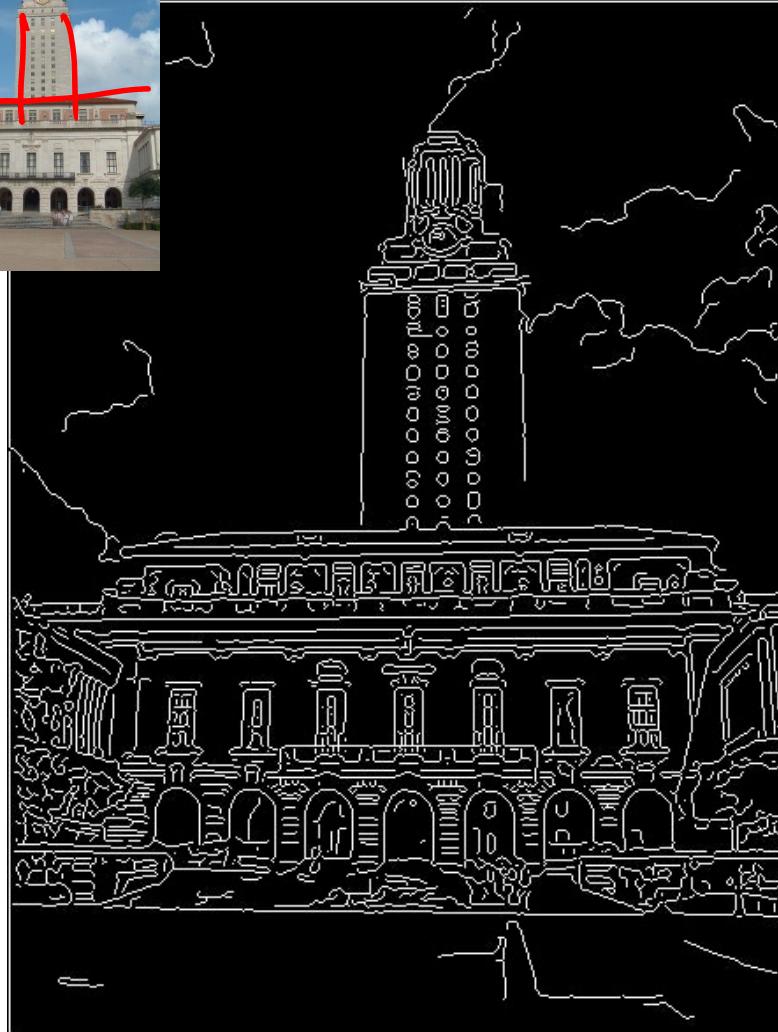
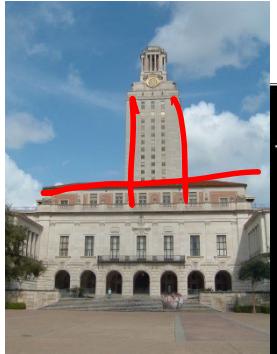
Пример: Line Fitting

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



- Почему бы нам просто не воспользоваться обнаружением краёв?

Сложности с Line Fitting



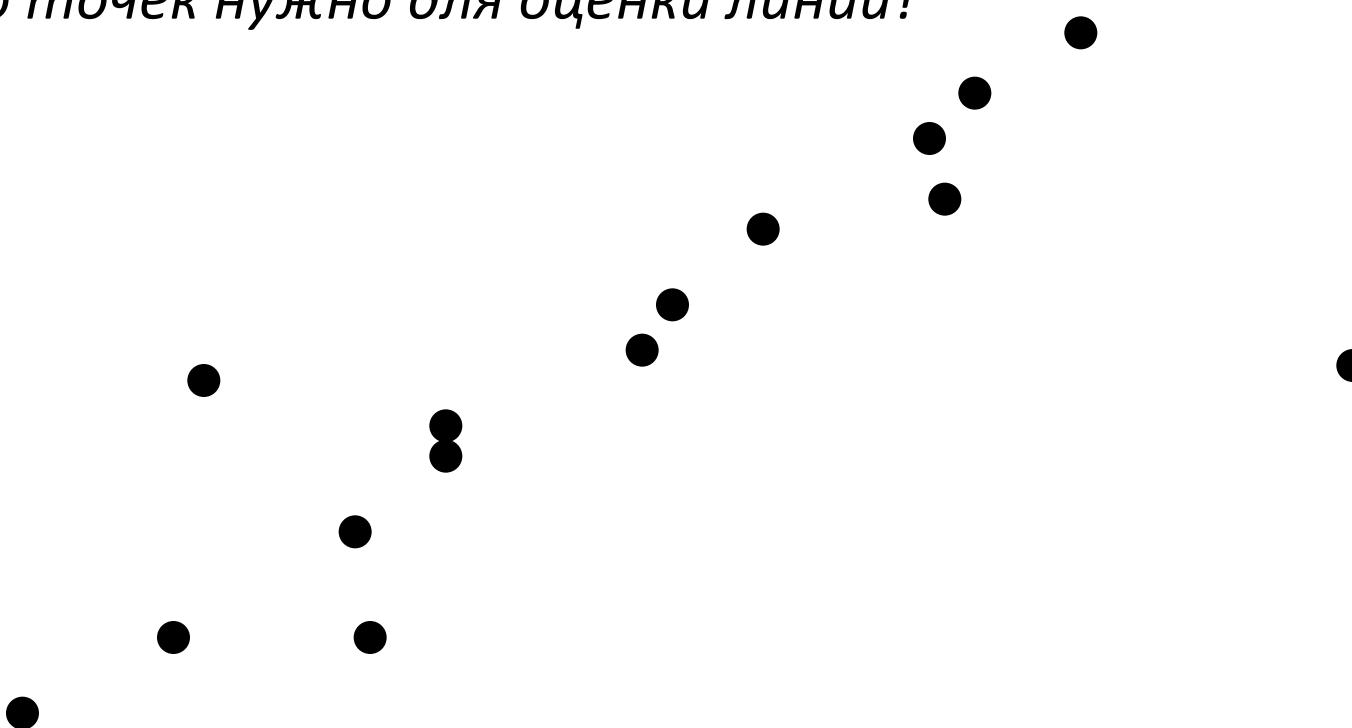
- Как учитывать несколько линий?
- Как выделить линию, если отсутствуют ее части или они скрыты?
- Что делать с шумами?

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.

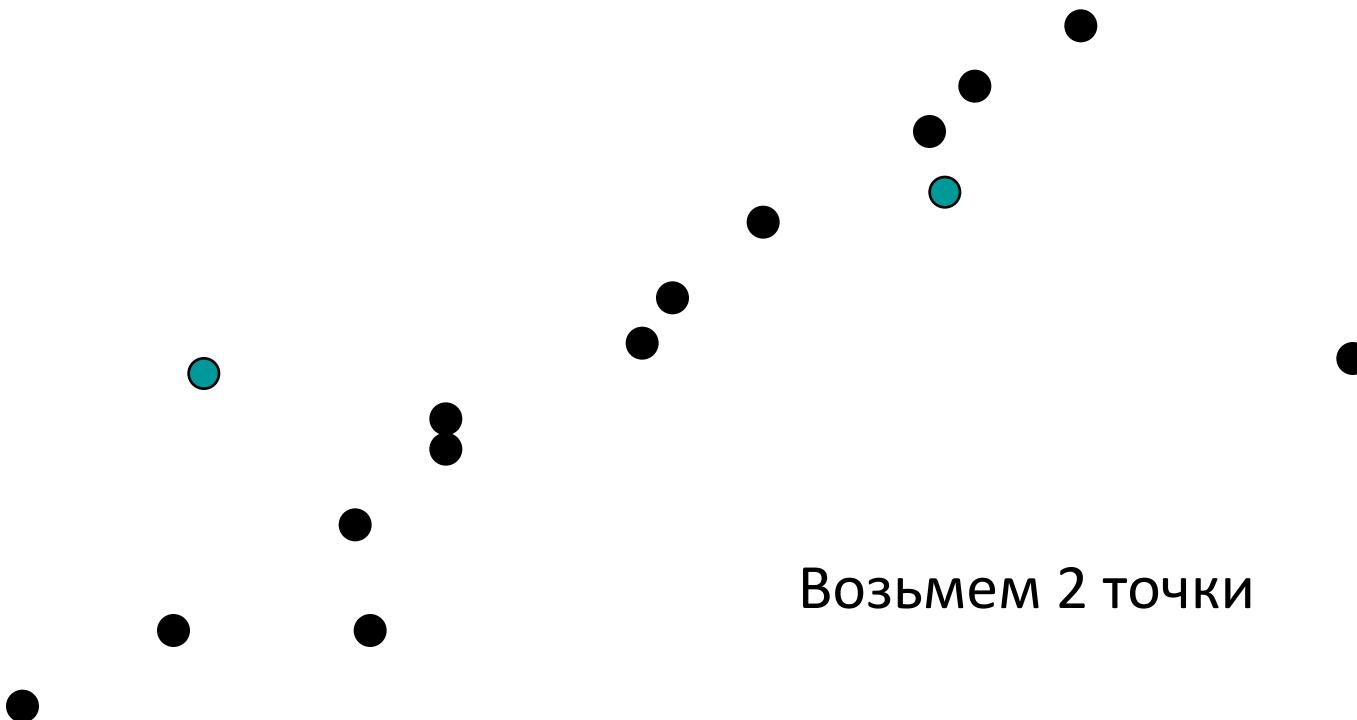
RANSAC Line Fitting Example

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



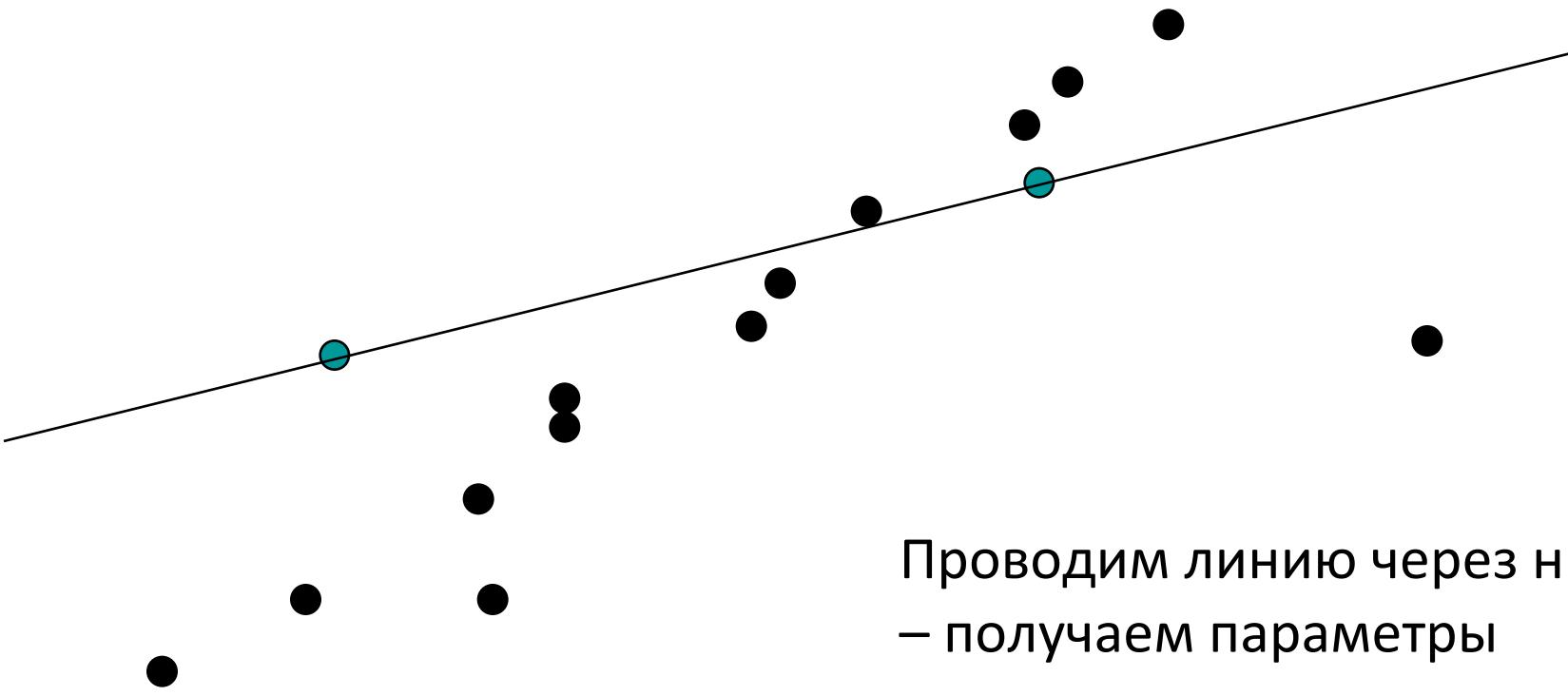
RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию



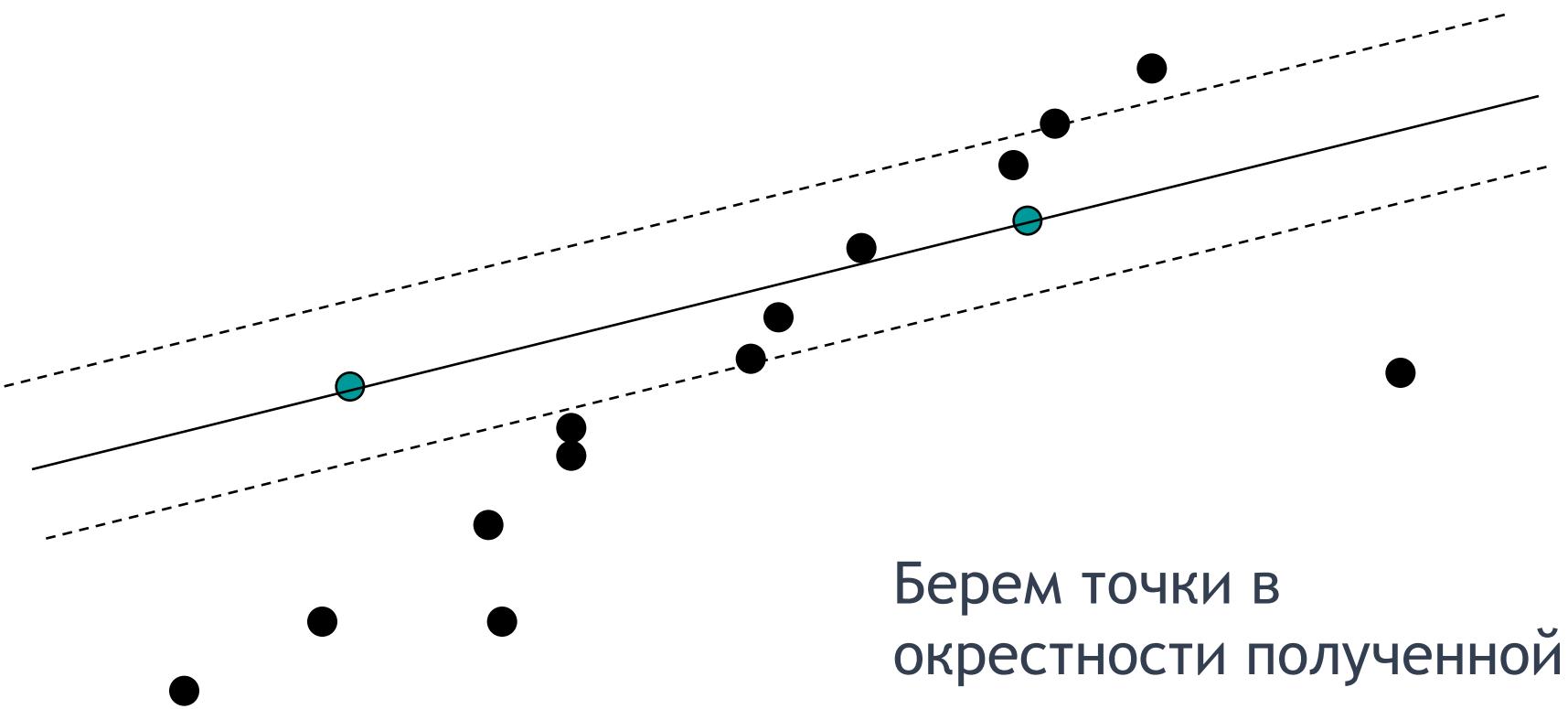
RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию



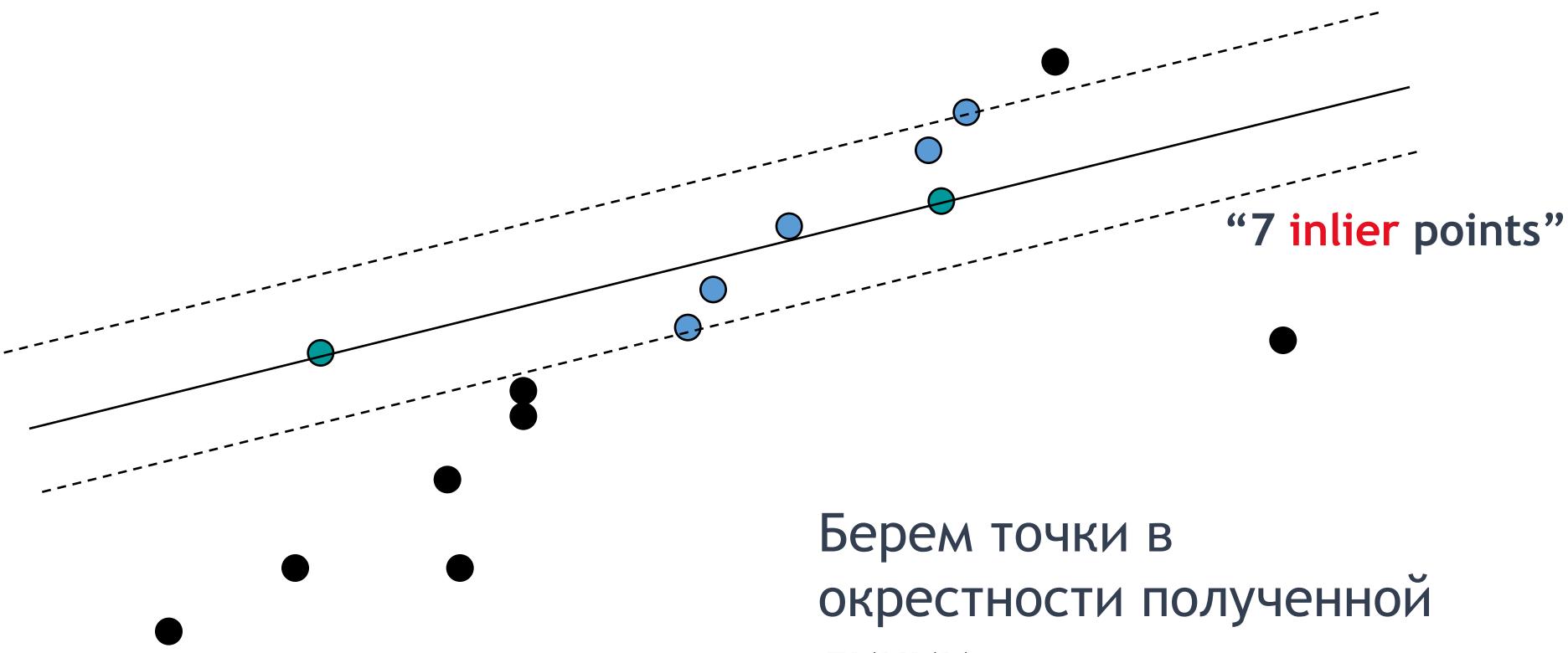
RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию



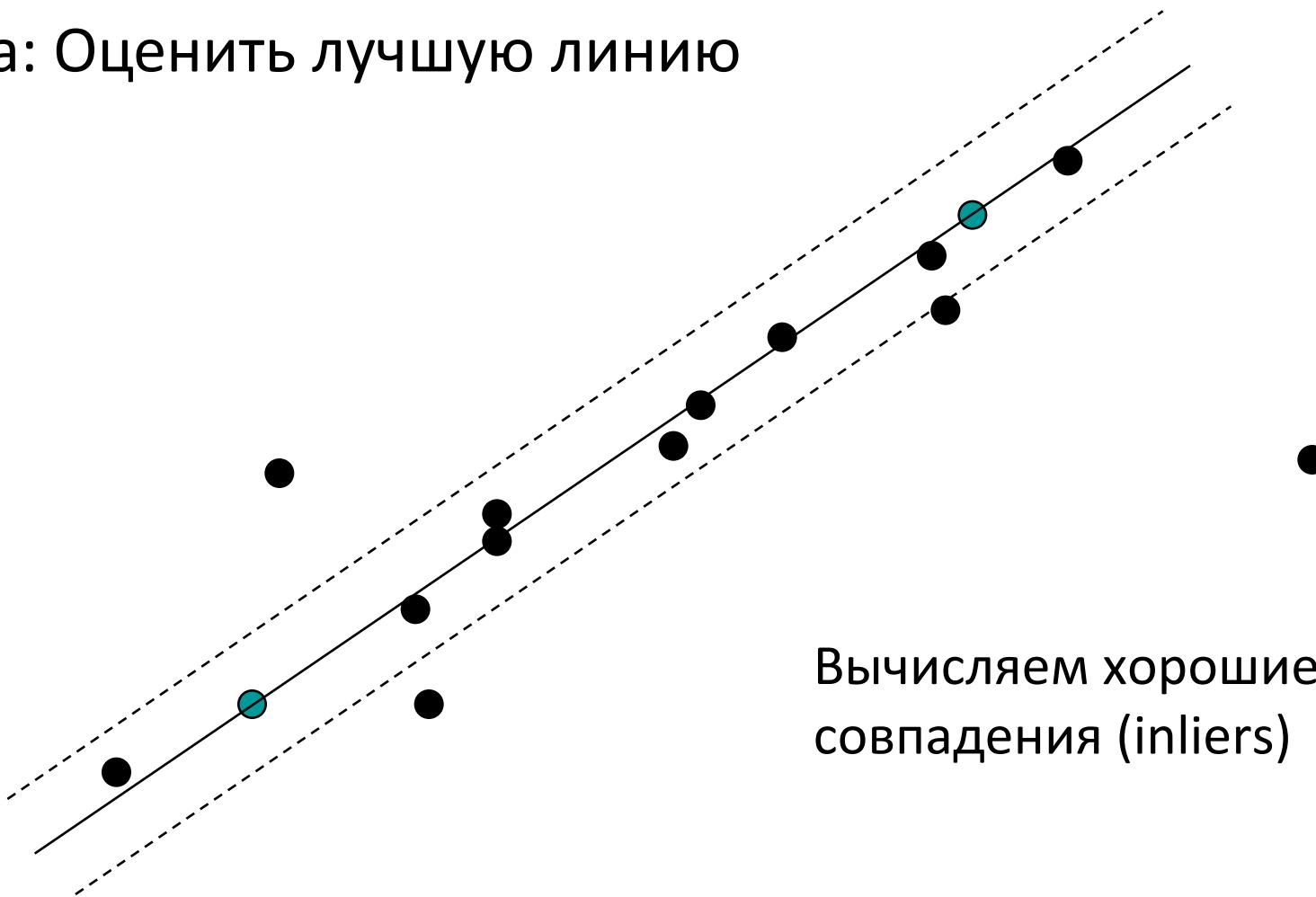
RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию



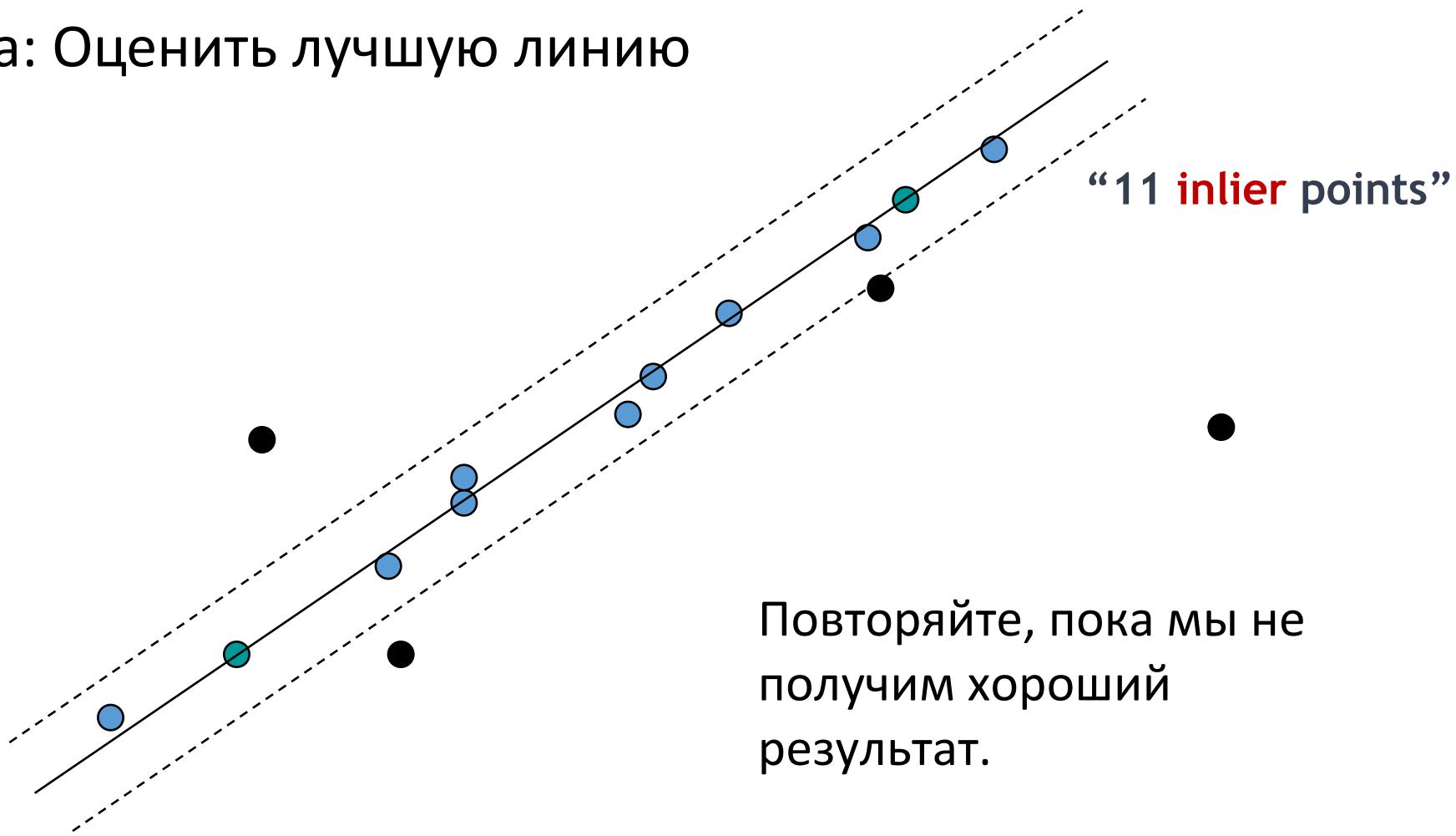
RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию

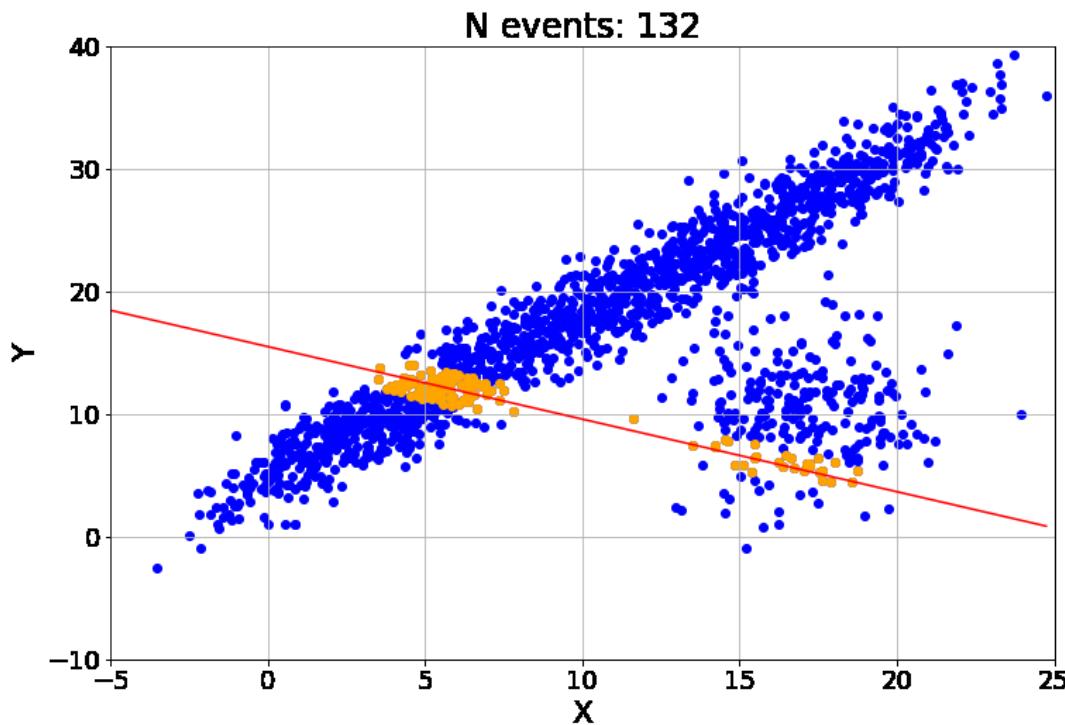


RANSAC Line Fitting Example

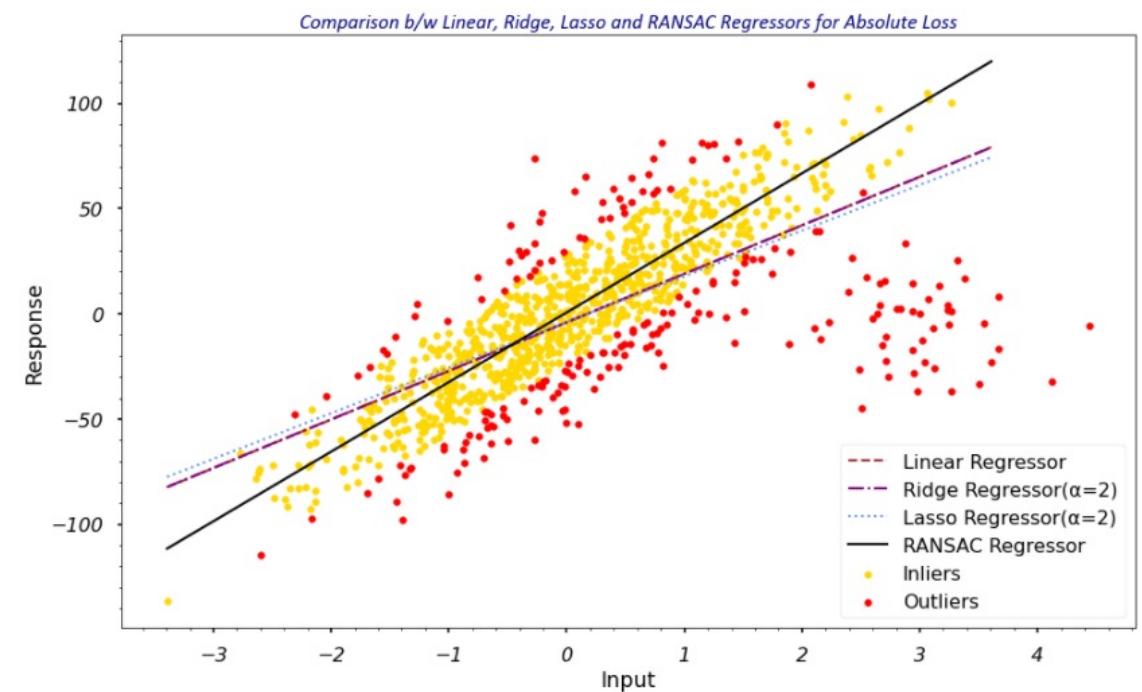
- Задача: Оценить лучшую линию



RANSAC Line Fitting Example



Итеративный поиск



Сравнение моделей
машинного обучения

RANSAC [Fischler & Bolles 1981]

RANDom SAmple Consensus

RANSAC loop:

1. Случайный выбор опорных точек, на которых будет сделана оценка модели
2. Вычислить модель для группы точек
3. Найти inliers (хорошие совпадения) для этой модели
4. Если количество inliers достаточно велико, пересчитайте оценку преобразования по наименьшим квадратам на всех inliers
5. Сохранить модель с наибольшим количеством inliers

RANSAC: How many samples?

- Сколько нужно образцов?
 - Предположим, что w - это доля inliers (точек от прямой).
 - n точек, необходимо для определения гипотезы (2 для линий)
 - k количество выбранных точек
- Вероятность, что одна точка из n : w^n
- Вероятность, что все k точек outliers: $(1-w^n)^k$

⇒ Выберем высокое k , чтобы получить низкую вероятность, что все точки в выборке outliers

RANSAC: Computed k (p=0.99)

Параметров модели (n)	Доля outliers в выборке						
	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

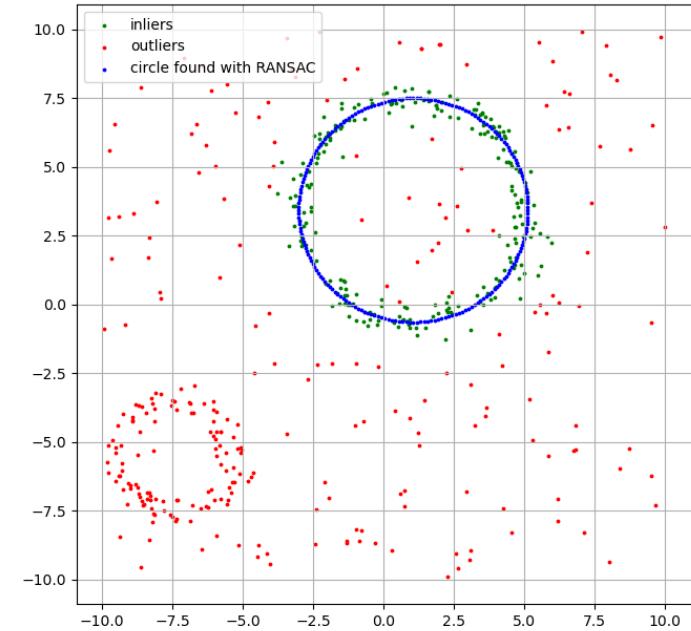
RANSAC: Плюсы и минусы

- Плюсы:

- Метод обучения классов моделей
- Легко внедряется и легко вычисляет частоту отказов
- Интерпретируемый

- Минусы:

- Справляется только с умеренным количеством шума outliers
- Многие проблемы имеют высокий уровень outliers
(но иногда выборочный выбор случайных подмножеств может помочь)



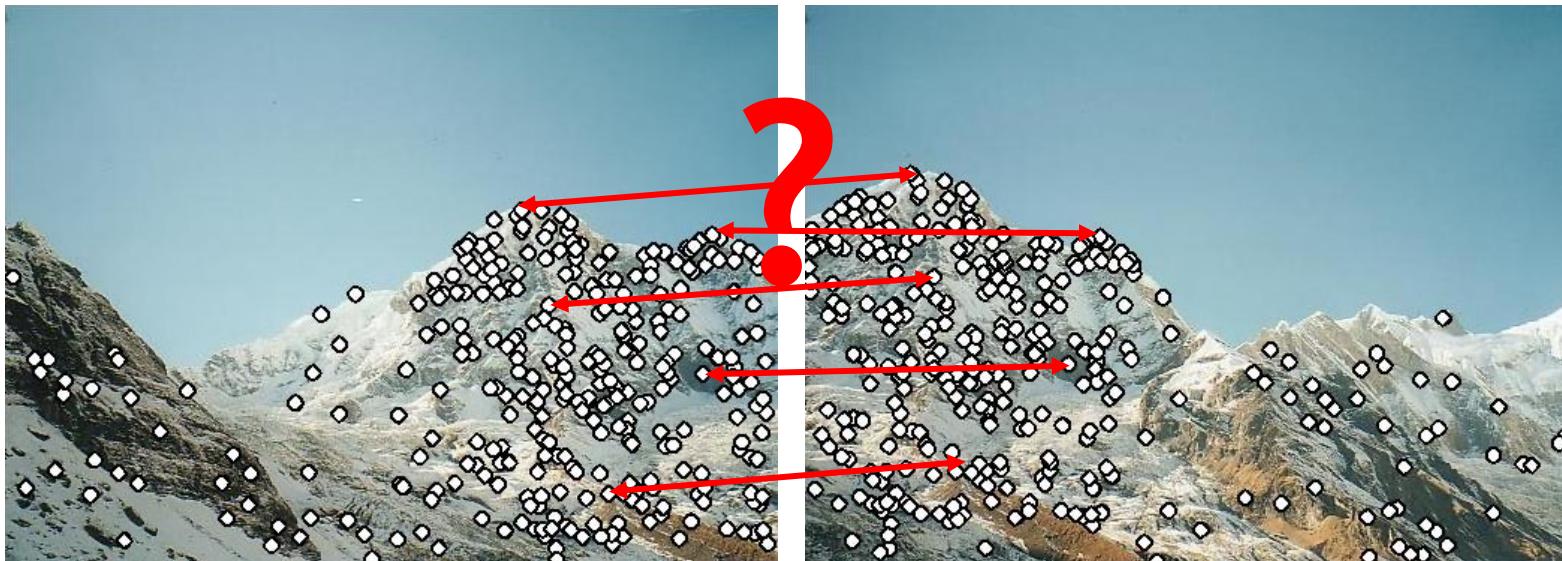
Что мы сегодня проходим?

- 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?

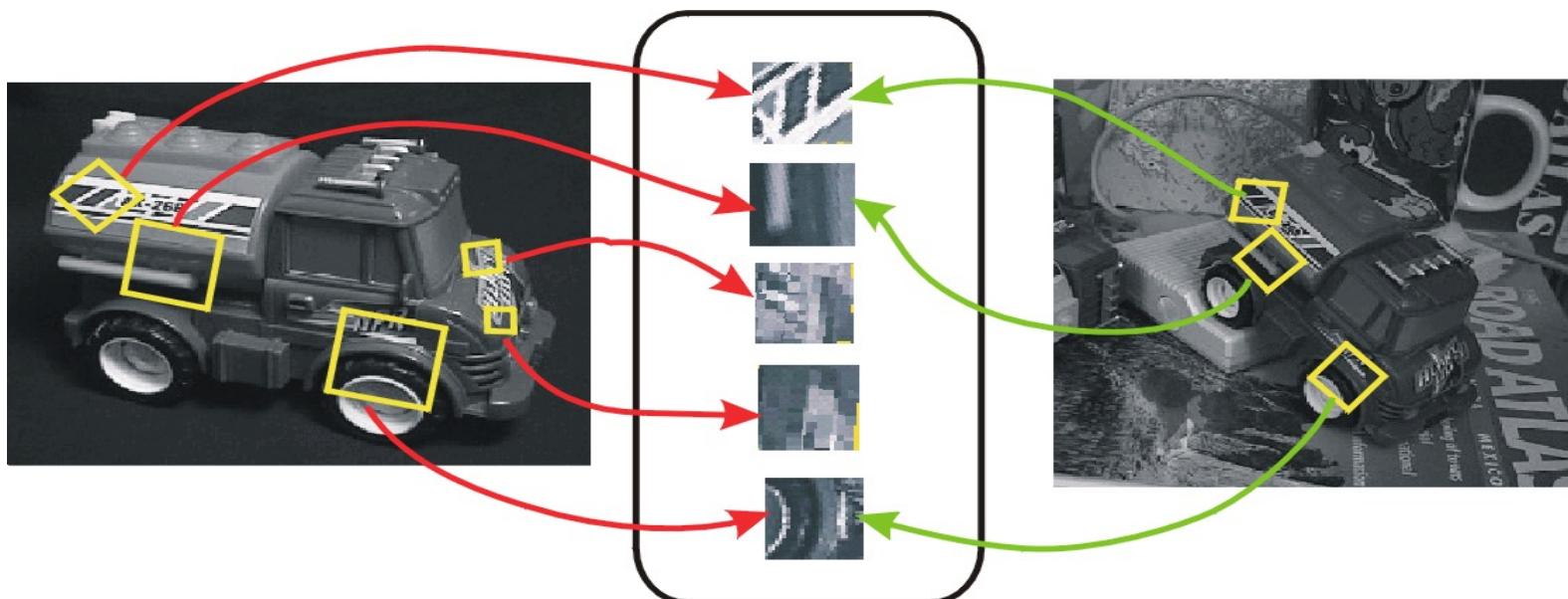


Дескриптор точки должен быть:

1. Инвариантен
2. Уникальным

Инвариантность локальных описаний

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

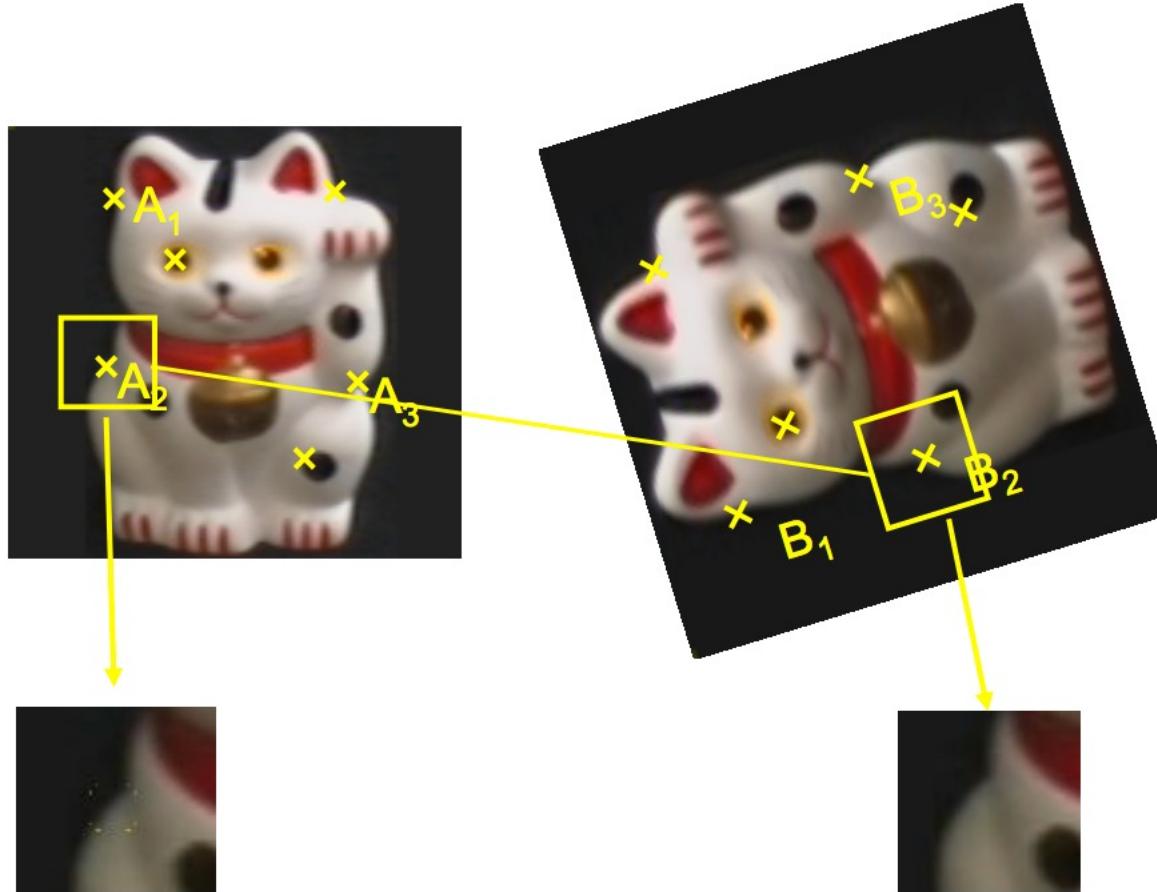


CVPR 2003 Tutorial on Recognition and Matching Based on Local Invariant Features David Lowe

Преимущества инвариантных местных особенностей

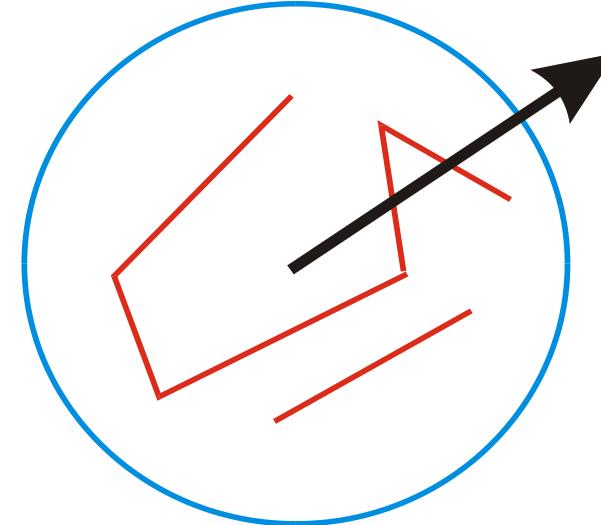
- **Местность:** особенности локальны, настолько устойчивы к окклюзии и шумам (без предварительной сегментации).
- **Отличительная черта:** индивидуальные особенности могут быть сопоставлены с большой базой данных объектов
- **Количество:** многие функции могут быть сгенерированы даже для небольших объектов.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

Переходя к инварианту вращения

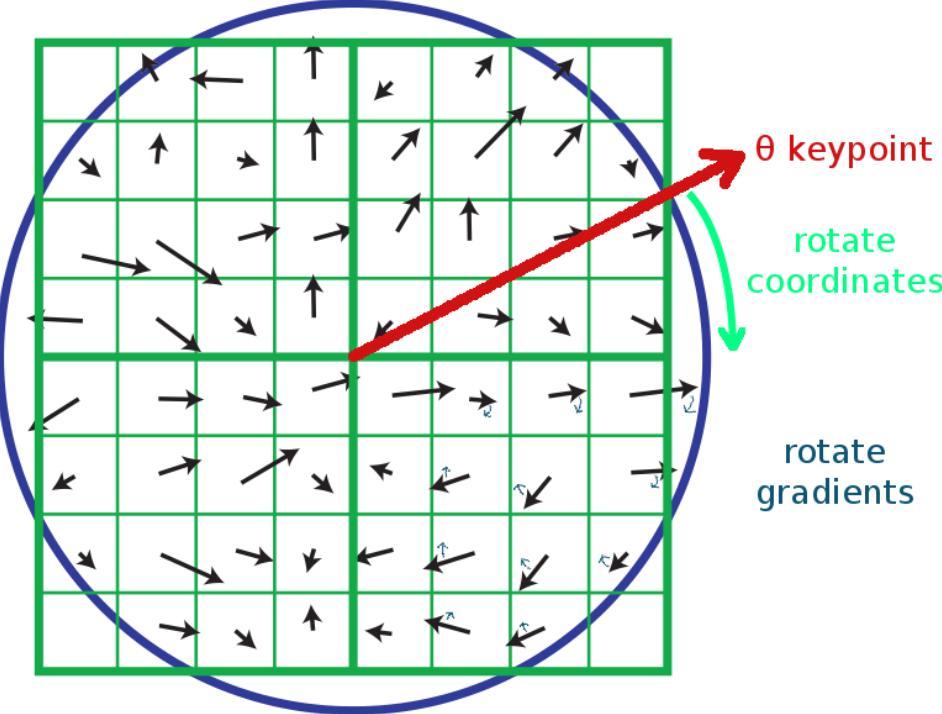


Инвариант вращения

- Нам дана ключевая точка и ее масштаб от DoG
- Выберем характерную ориентацию для ключевой точки
- Опишем особенности, связанные с этой ориентацией
- Причины быть инвариантном вращения:
 - Если на другом изображении эта точка окажется повернутой, то характеристики будут теми же

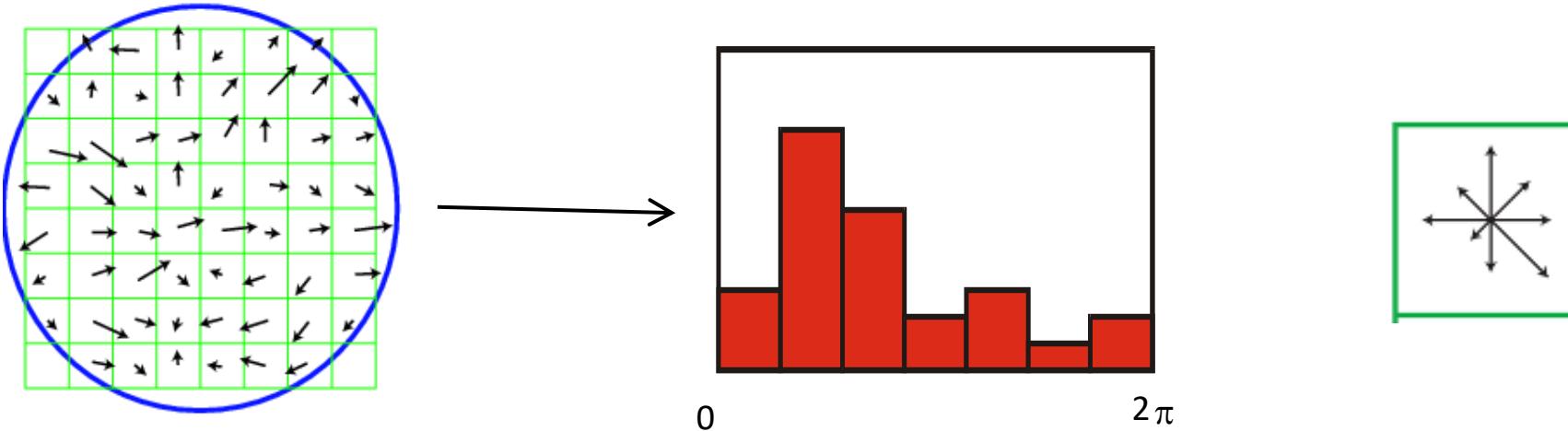


SIFT дескриптор. Описание



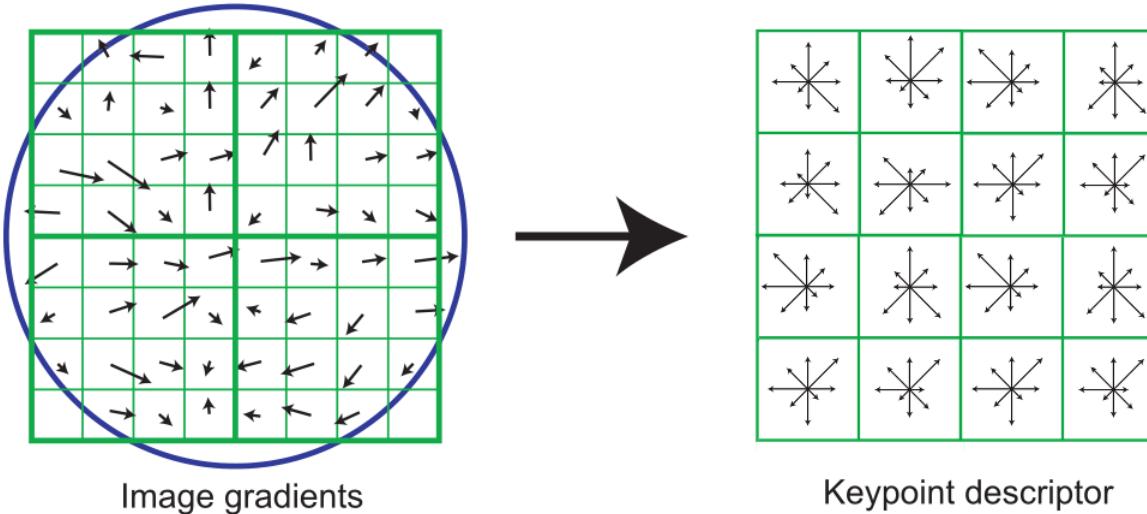
- Используем размытое изображение, связанное со уровнем особой точки в DoG
- Возьмем градиенты изображения над ключевыми точками района
- Для инвариантности к вращению, повернем направление и расположение градиента на ориентацию по ключевым точкам
 - Теперь мы отменили вращение и имеем градиенты, выраженные в местах относительно ориентации на ключевые точки θ .

SIFT дескриптор. Описание



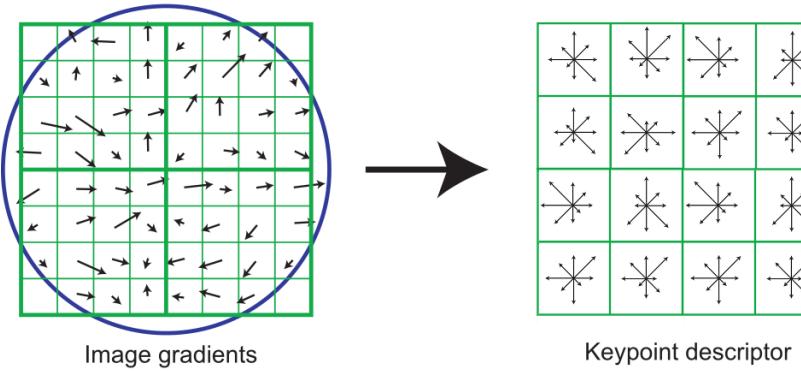
- Градиенты чувствительны к шумам. Мы хотели бы допустить некоторую регуляризацию в дескрипторе
- Создадим массив гистограмм ориентаций (показан массив 4x4).
- Заполним вращающиеся градиенты в их гистограммы локальной ориентации.
 - Вклад градиента делится на близлежащие гистограммы в зависимости от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

SIFT дескриптор. Описание



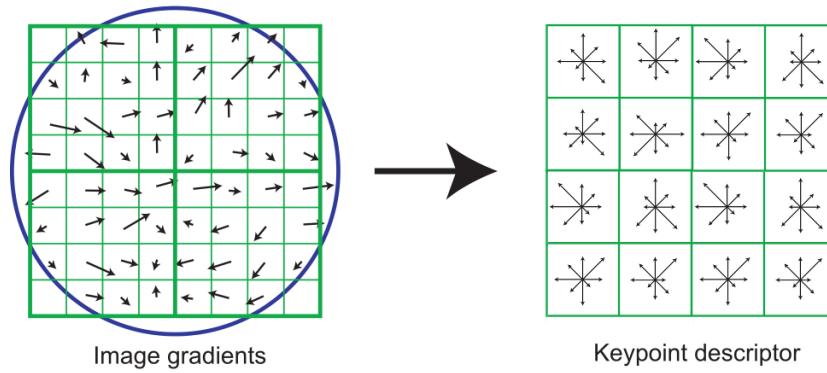
- Такое построение гистограмм градиентов производится для каждой ячейки области особой точки
- Авторы SIFT обнаружили, что лучшие результаты были с 8 ориентационными бинами на гистограмме и массивом гистограмм 4×4 .

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

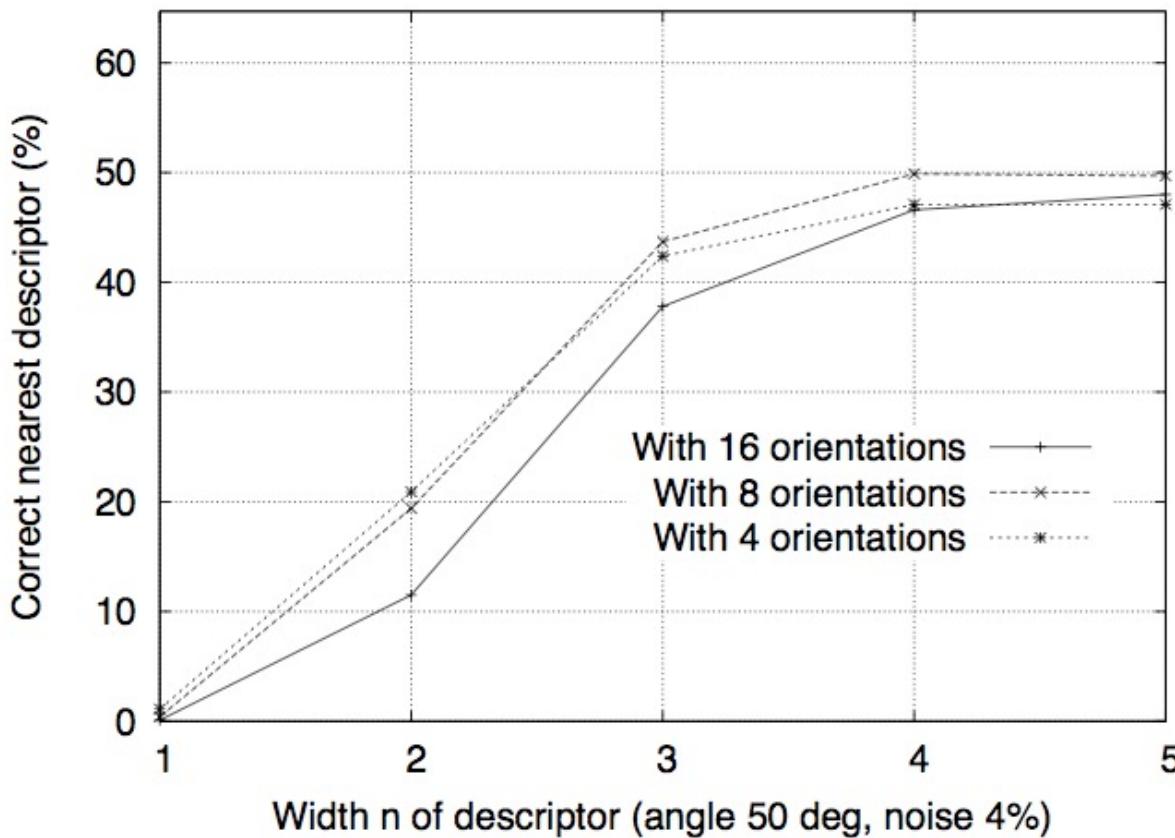
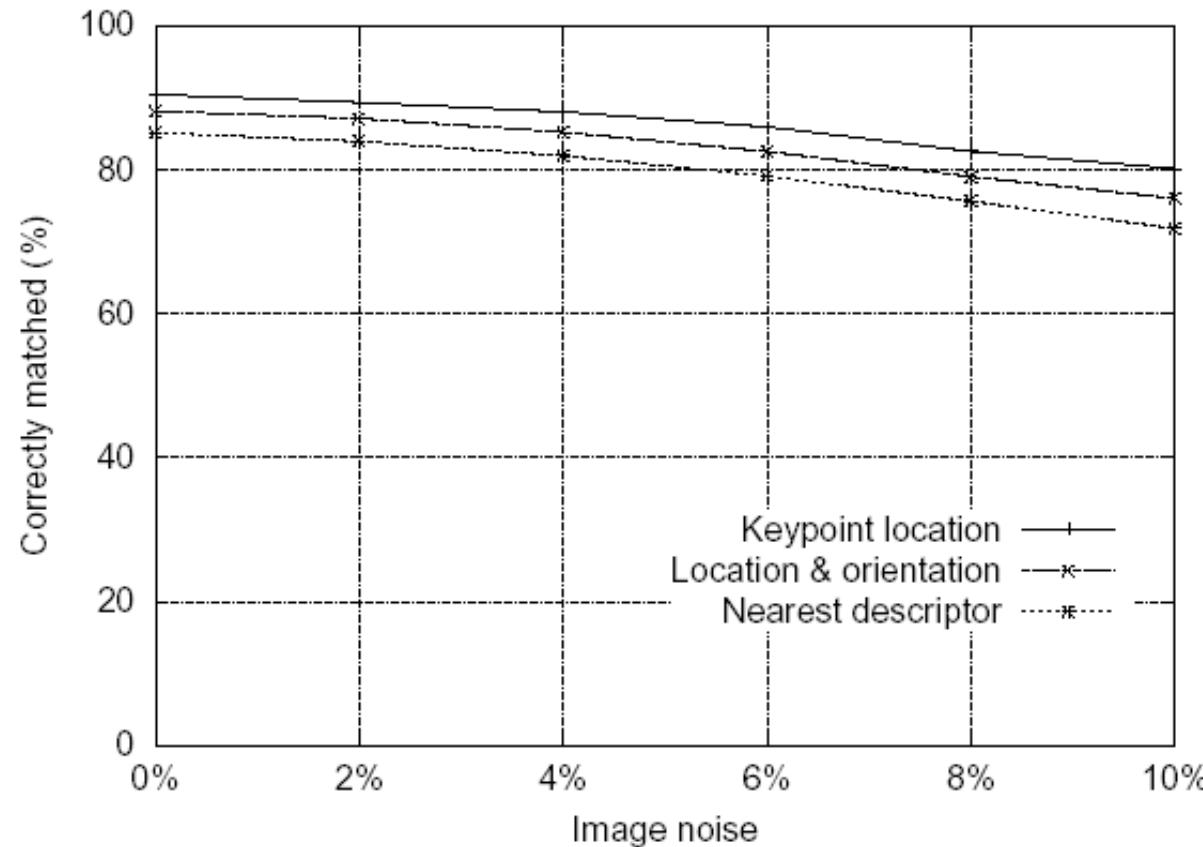


Figure 8: This graph shows the percent of keypoints giving the correct match to a database of 40,000 keypoints as a function of width of the $n \times n$ keypoint descriptor and the number of orientations in each histogram. The graph is computed for images with affine viewpoint change of 50 degrees and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

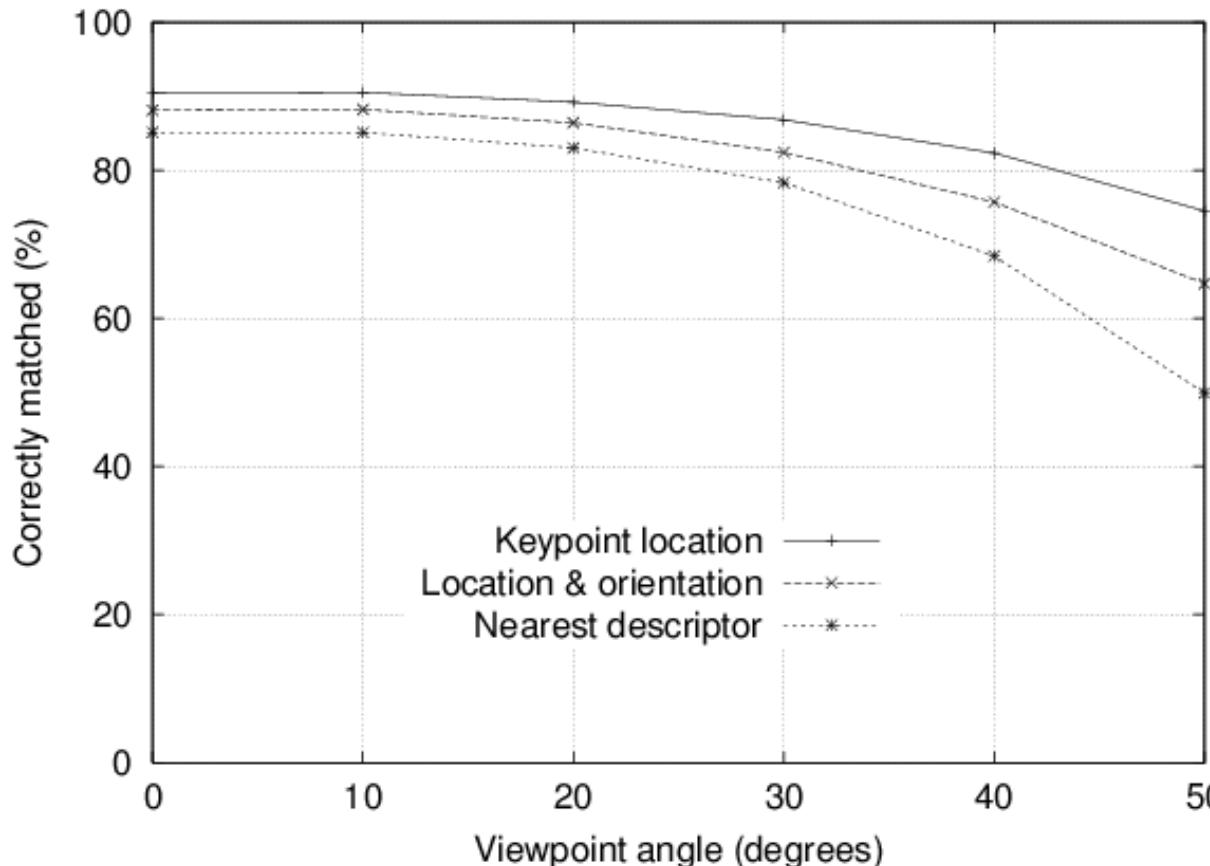
Устойчивость к шуму

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



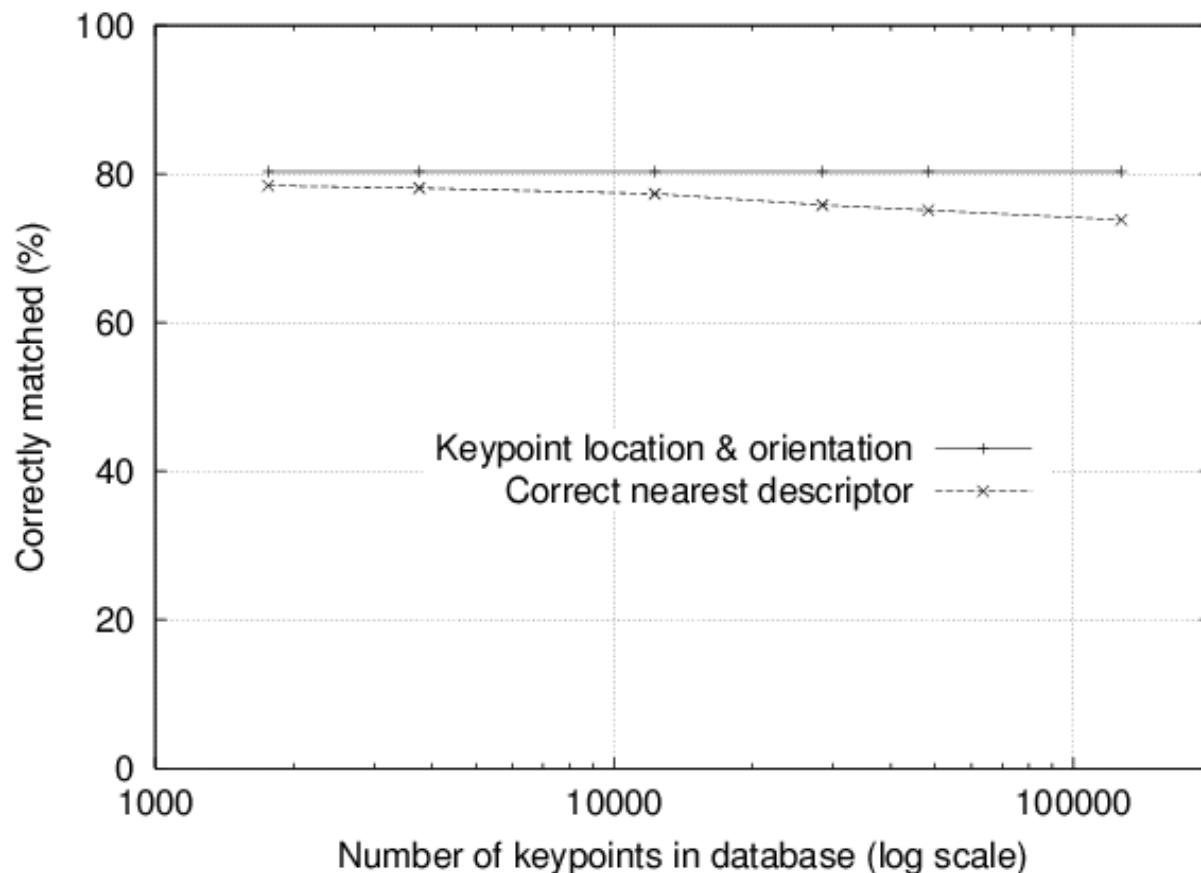
Стабильность характеристик для аффинного изменения

- 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

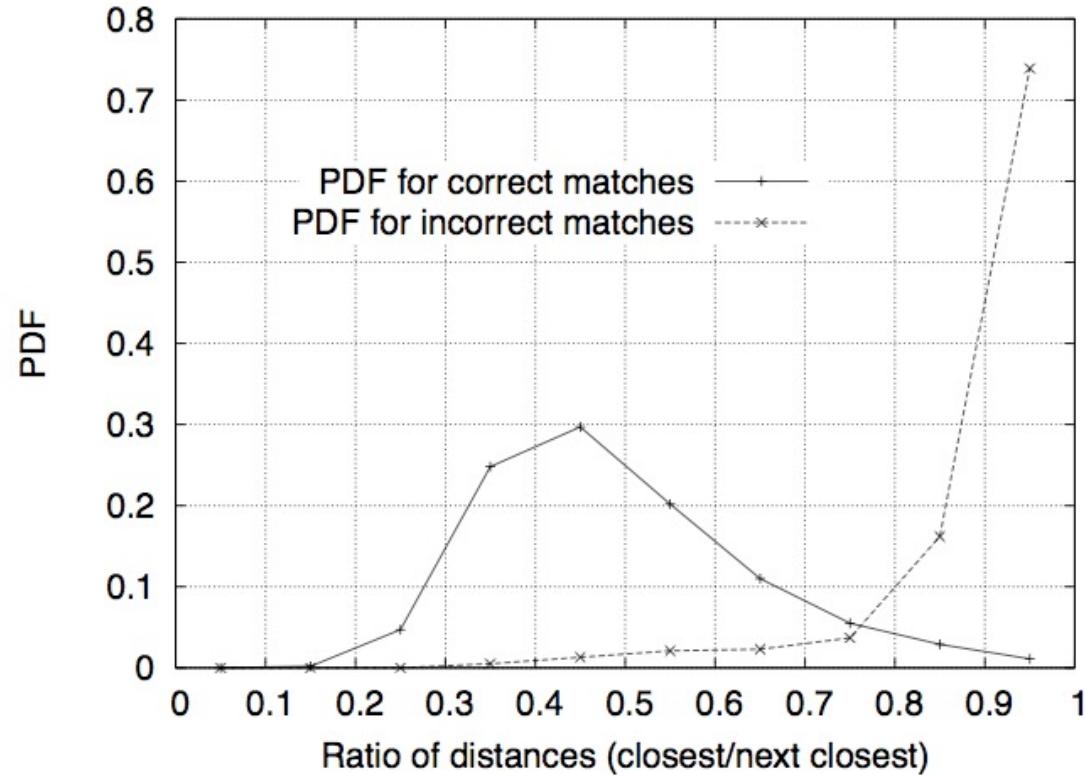
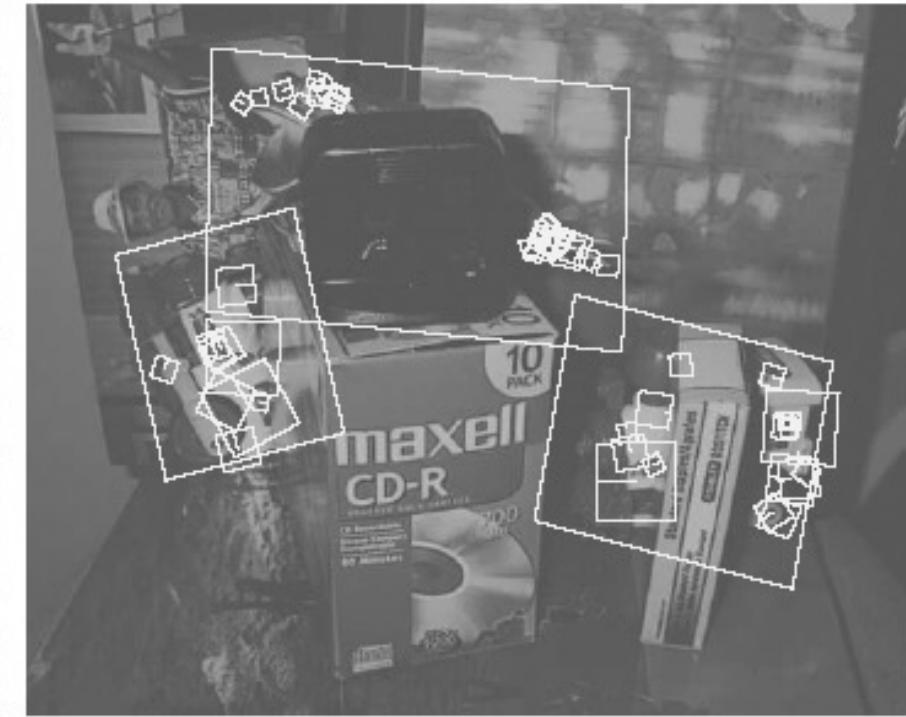
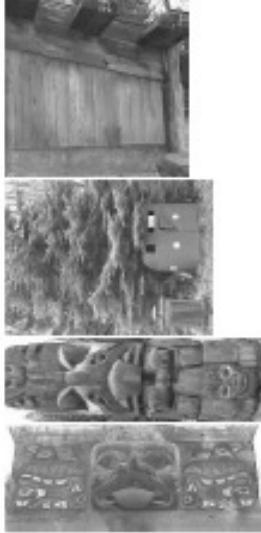


Figure 11: The probability that a match is correct can be determined by taking the ratio of distance from the closest neighbor to the distance of the second closest. Using a database of 40,000 keypoints, the solid line shows the PDF of this ratio for correct matches, while the dotted line is for matches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

Примеры поиска SIFT



Примеры поиска SIFT



Что мы сегодня проходим?

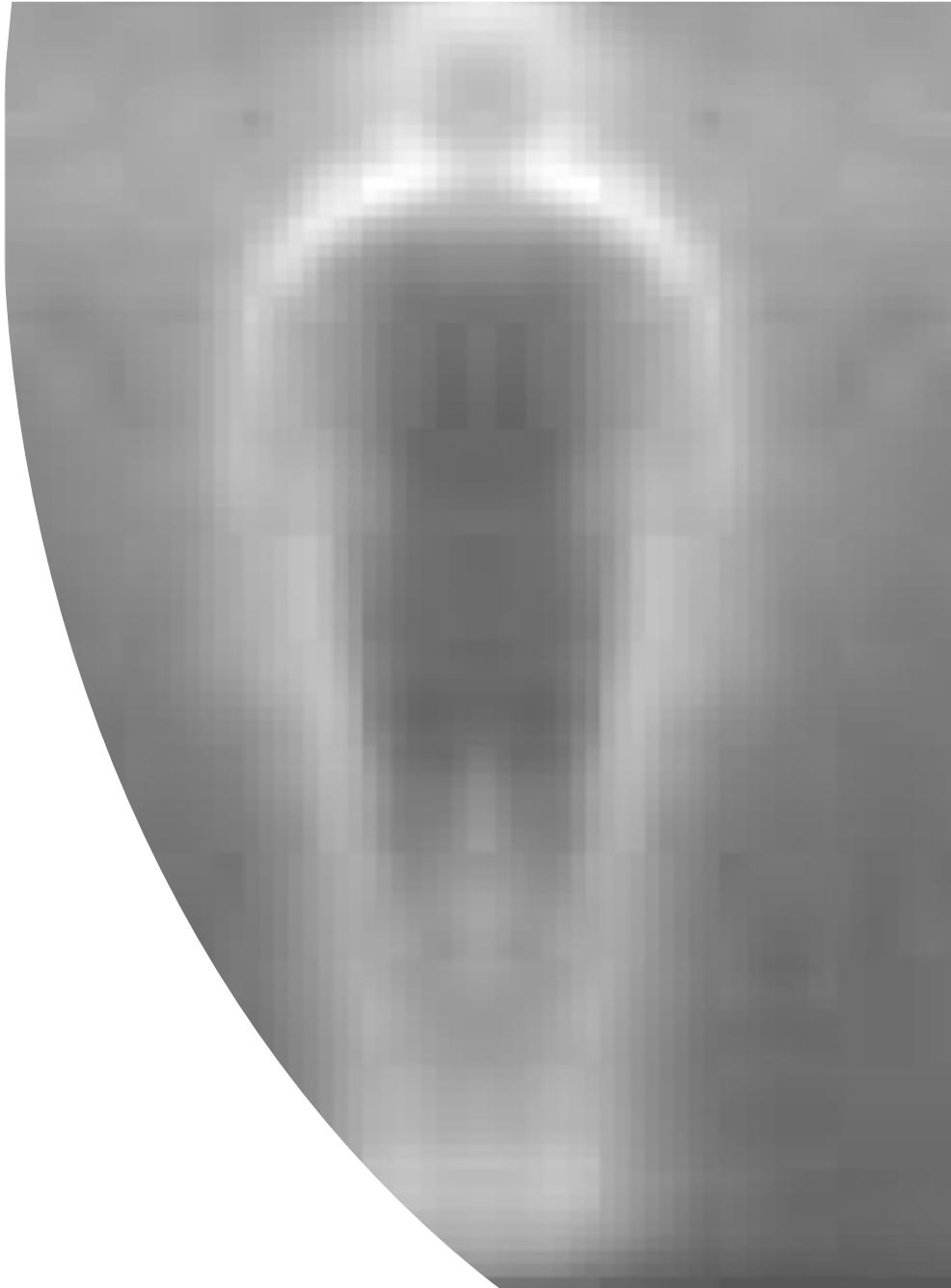
- Построение параметрических моделей – RANSAC
- SIFT: дескриптор особых точек
- HOG: дескриптор изображений
- Image Stitching

Histogram of Oriented Gradients

- Найдем набор характеристик, позволяющих дискриминировать формы объектов
- Задачи
 - Широкий диапазон поз и большие различия во внешнем виде
 - Шумный фон при различном освещении
 - Алгоритмическая эффективность
- 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

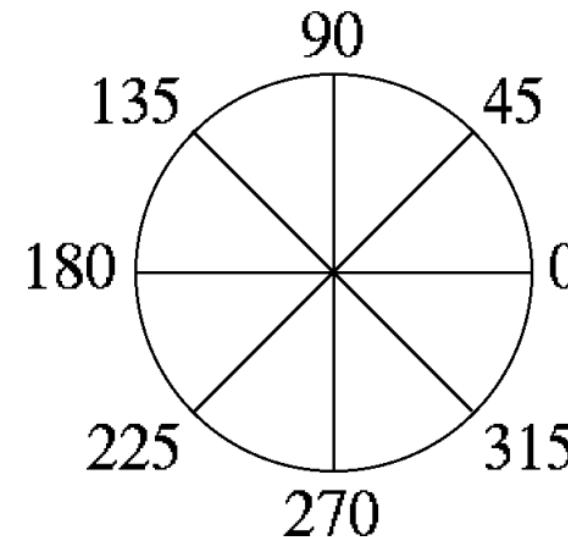
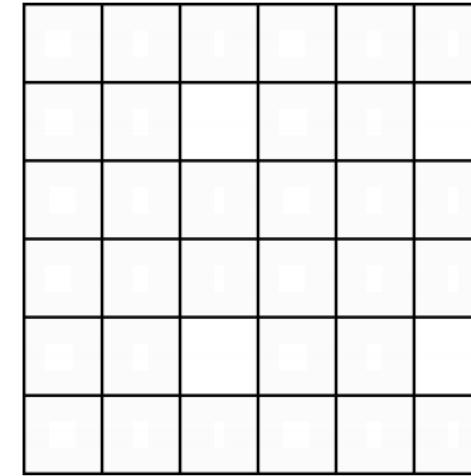
Histogram of Oriented Gradients

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

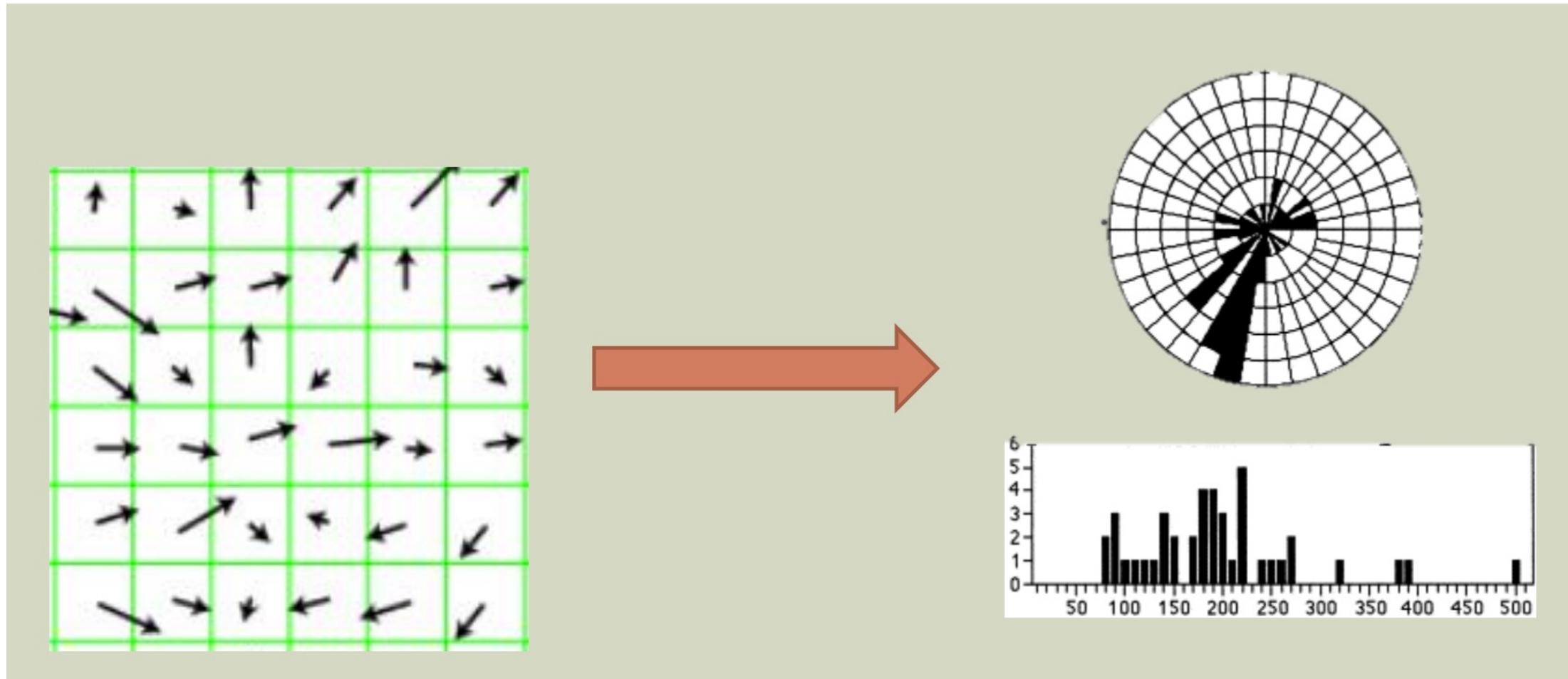


Histogram of Oriented Gradients

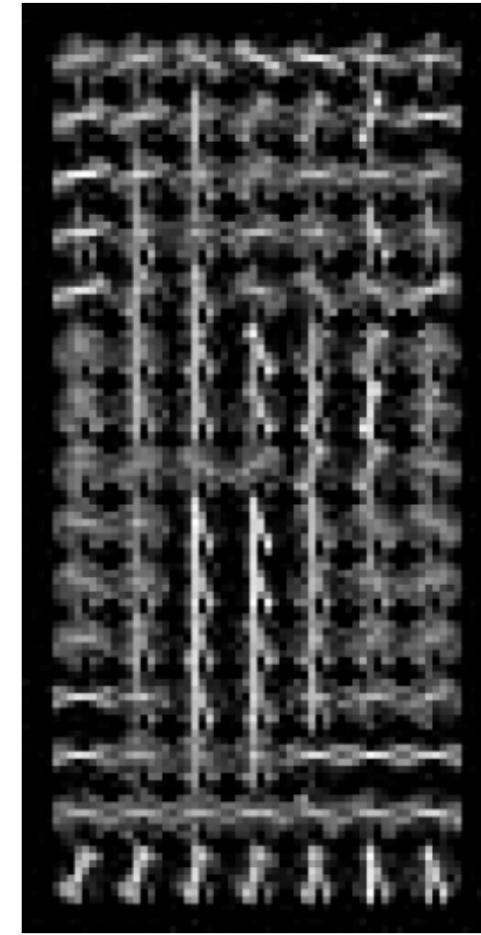
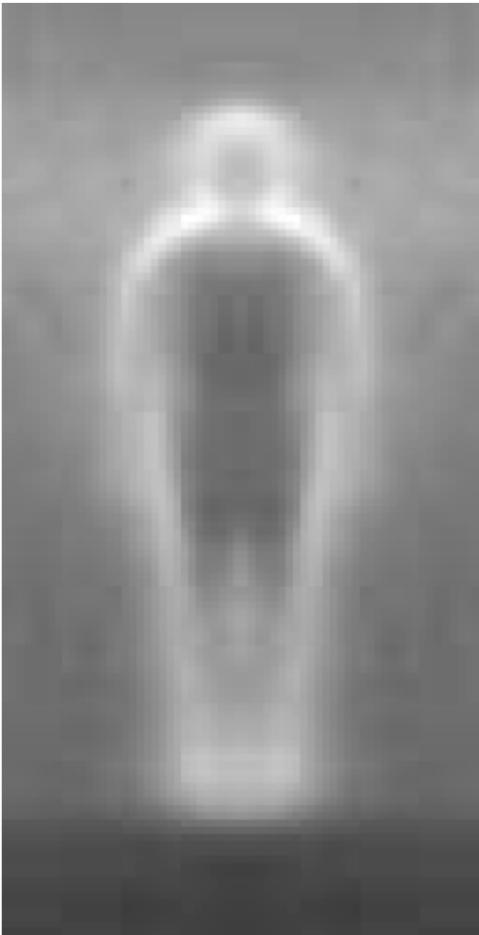
- Разделение окна изображения на небольшие пространственные области (ячейки)
- Ячейки могут быть прямоугольными или радиальными.
- Каждая ячейка накапливает взвешенную локальную 1-D гистограмму направлений градиента над пикселями ячейки.



Histogram of Oriented Gradients

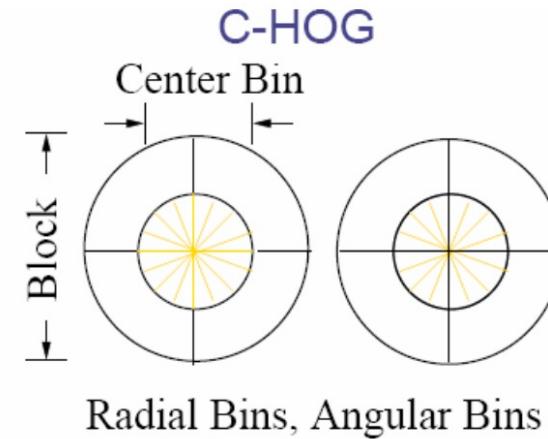
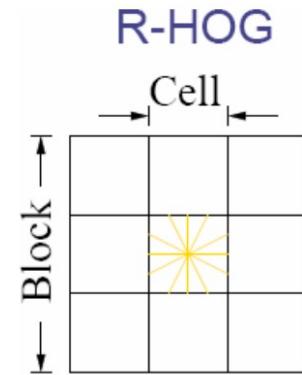


Histogram of Oriented Gradients

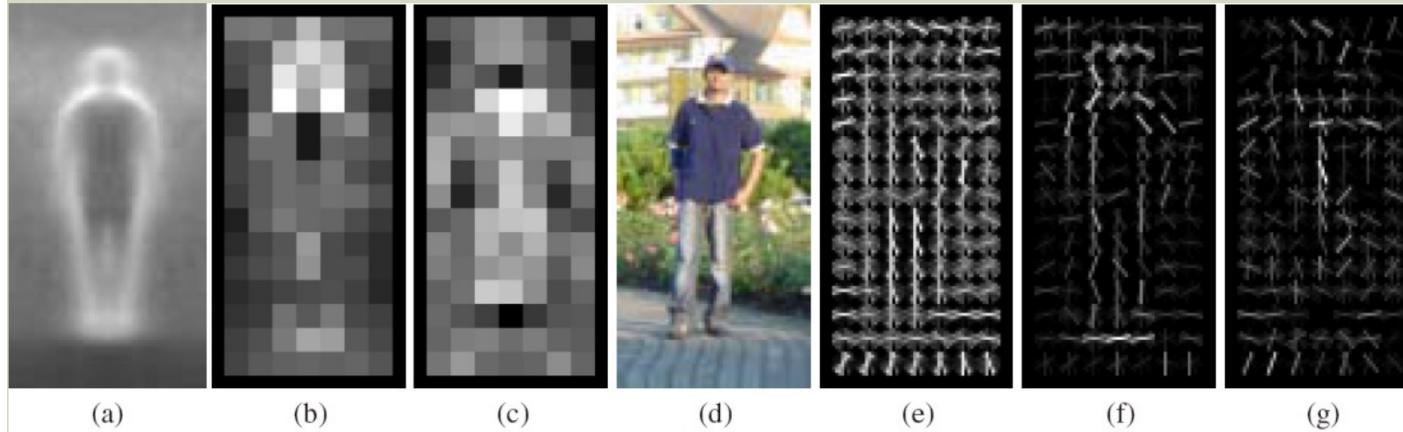


Нормализация

- 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.

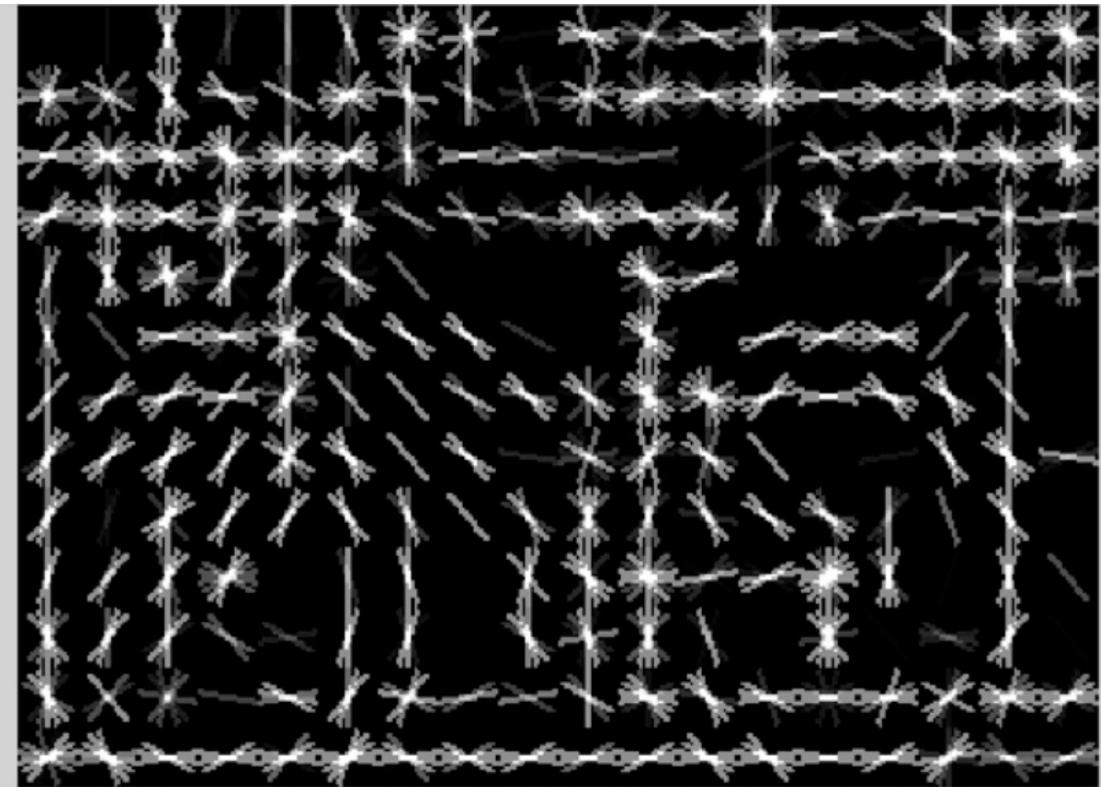


Визуализация HoG



- 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.

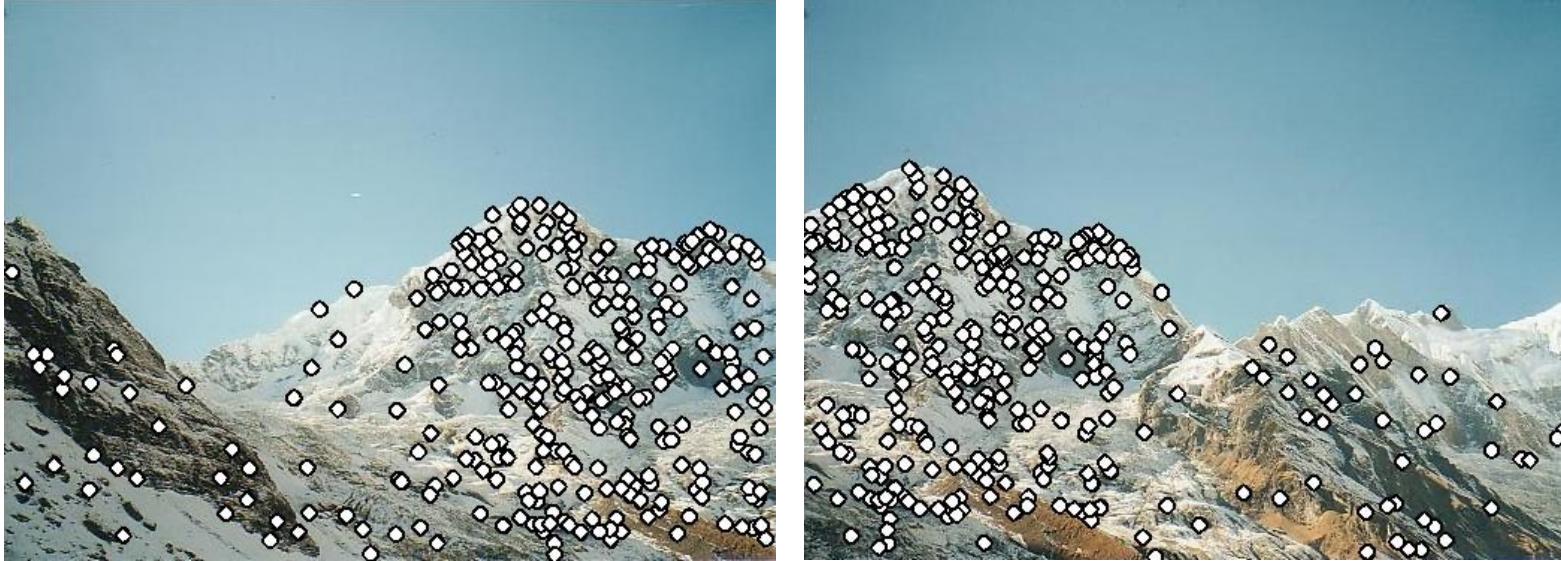
Что мы сегодня проходим?

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

При менение: Image Stitching



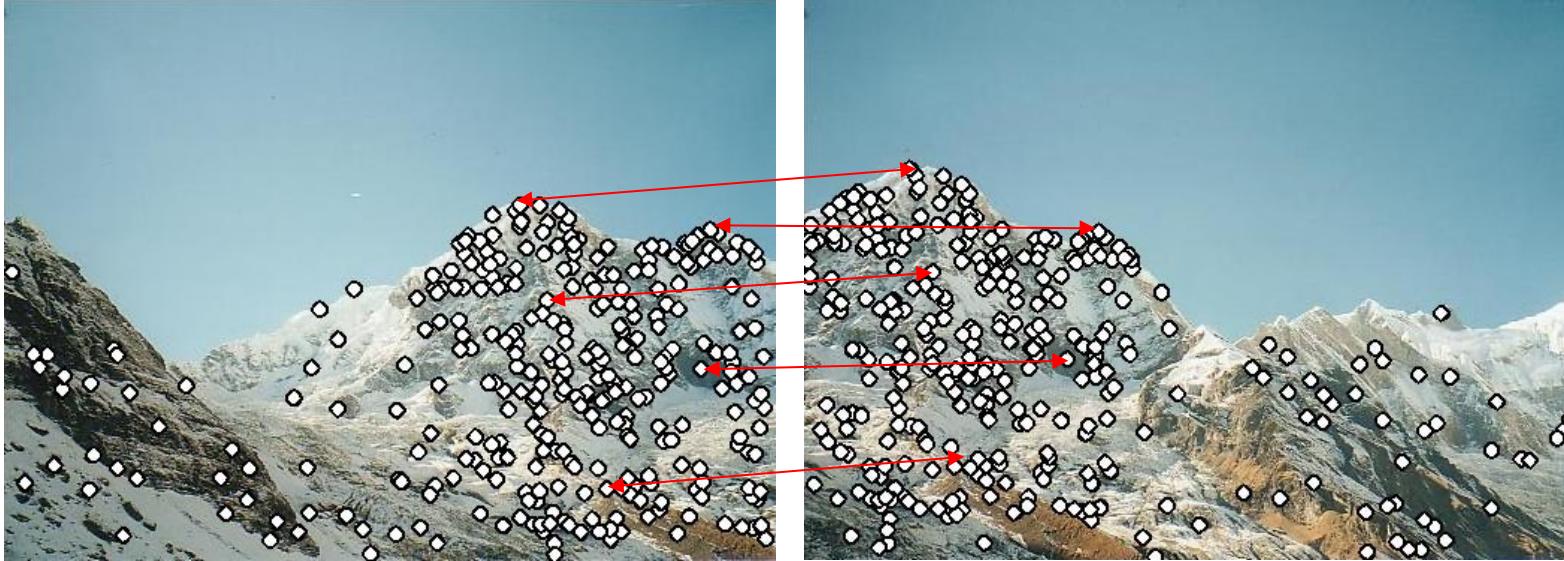
Применение: Image Stitching



Процедуры:

- Обнаружение характерных точек на обоих изображениях

Применение: Image Stitching



Процедура:

- Обнаружение характерных точек на обоих изображениях
- Поиск соответствующие пары

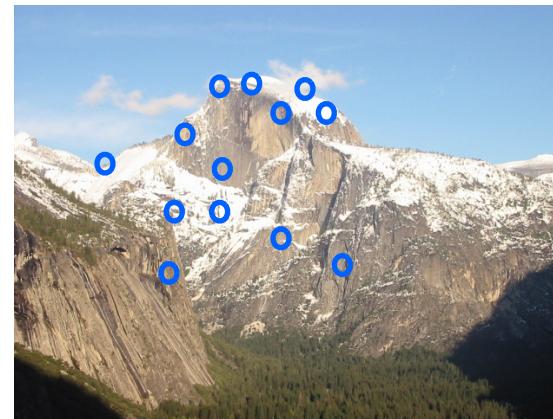
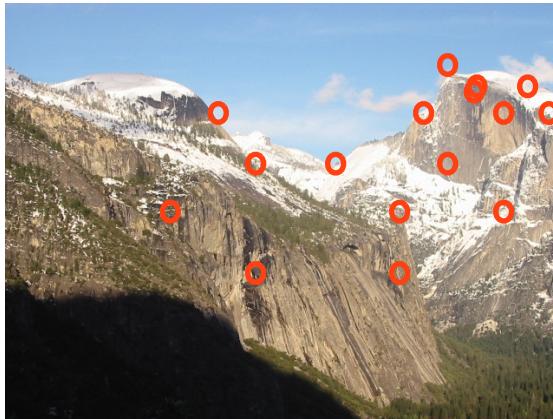
Применение: Image Stitching



Процедура:

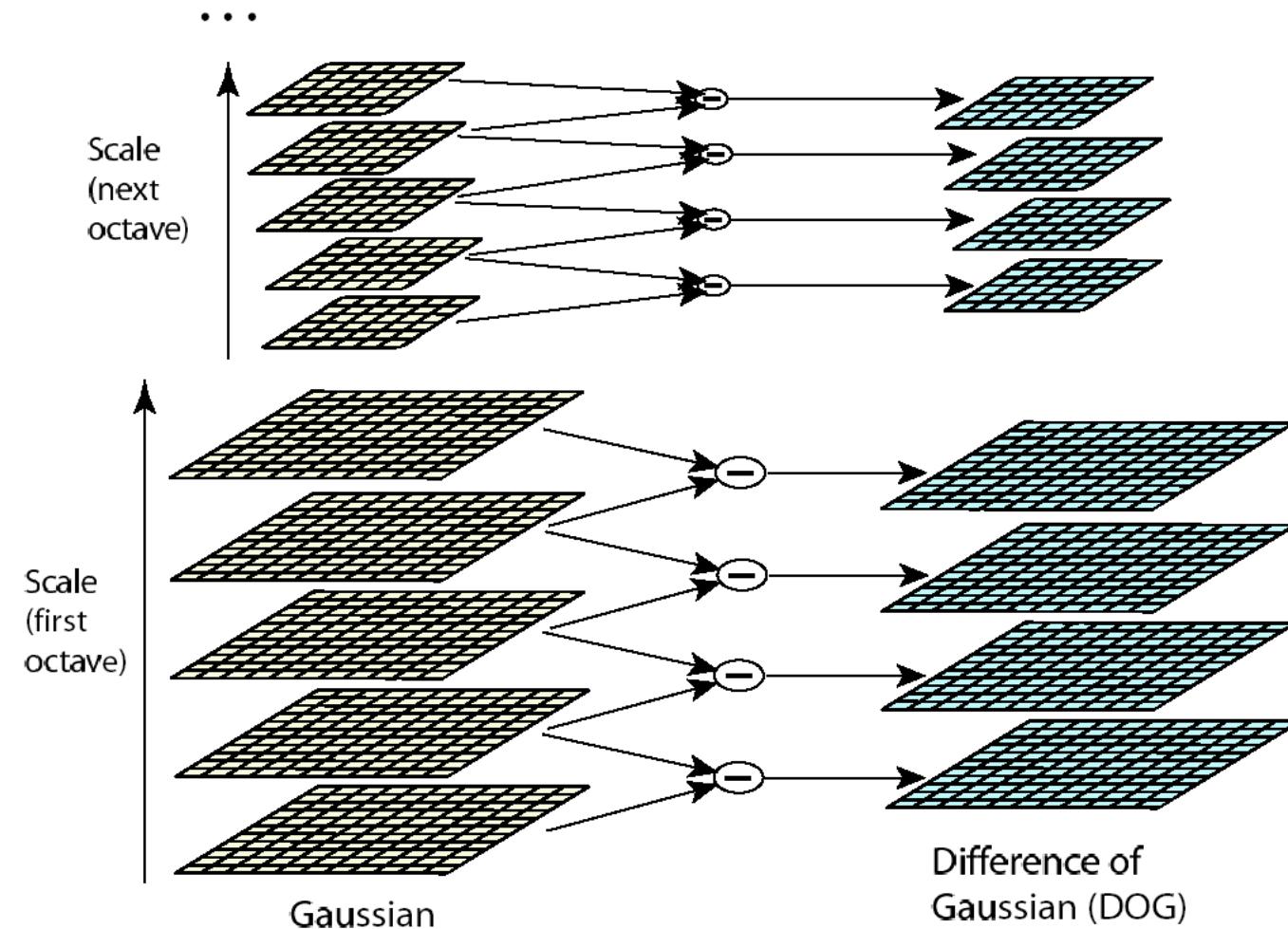
- Обнаружение характерных точек на обоих изображениях
- Поиск соответствующие пары
- Применение пар для объединения и выравнивания изображений

Общий порядок действий

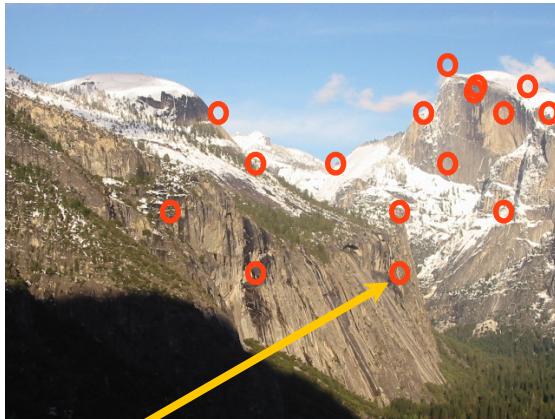
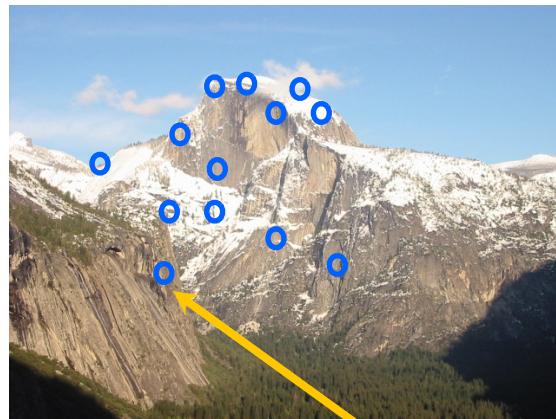


- Найти особые точки

Поиск особых точек

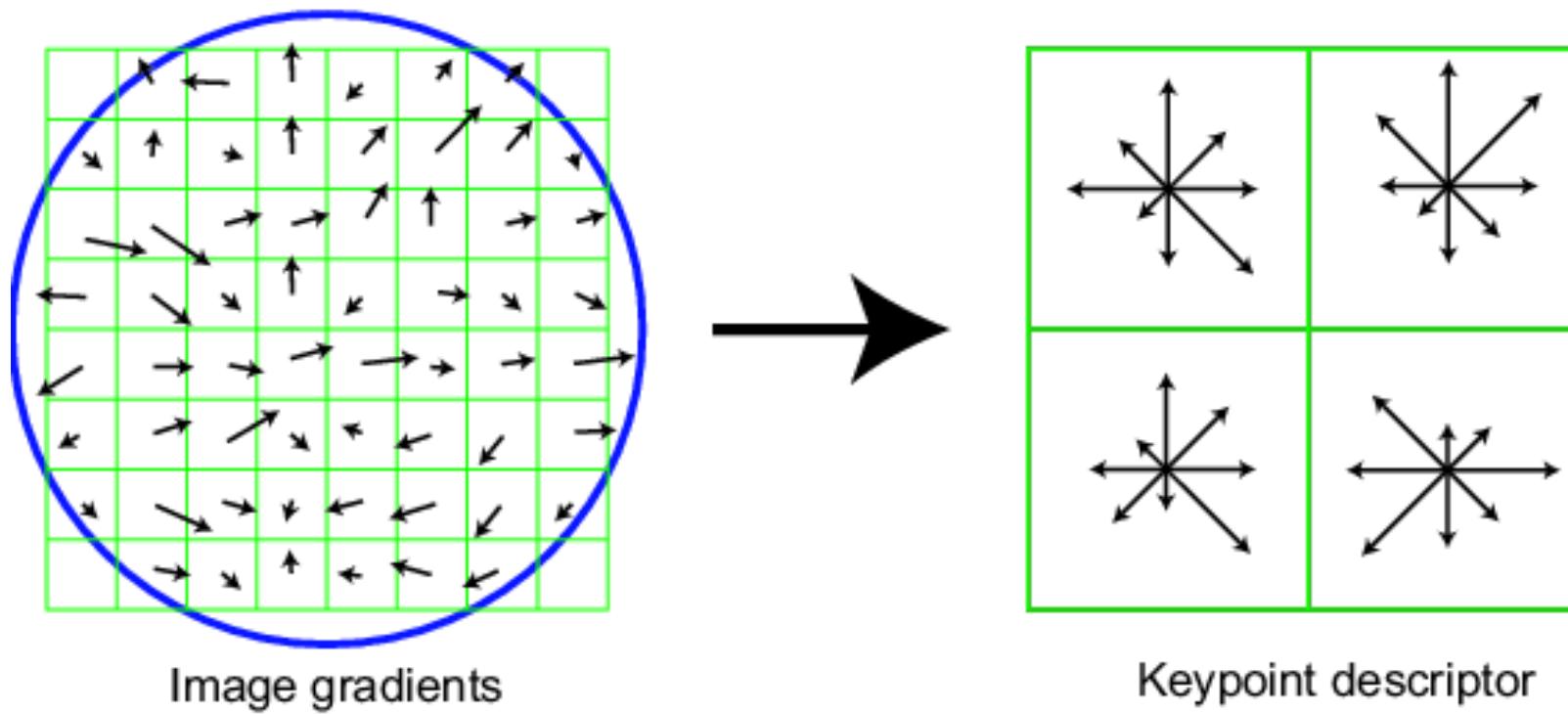


Общий порядок действий

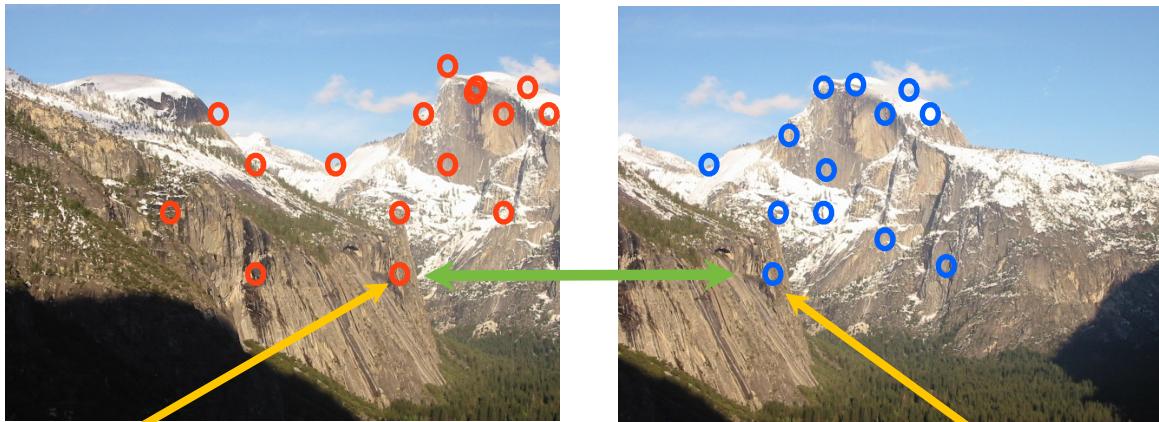

$$(u_1, u_2, \dots, u_{128})$$

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

- Найти особые точки
- Построить дексрипторы SIFT

Построение SIFT Descriptors



Общий порядок действий



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

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

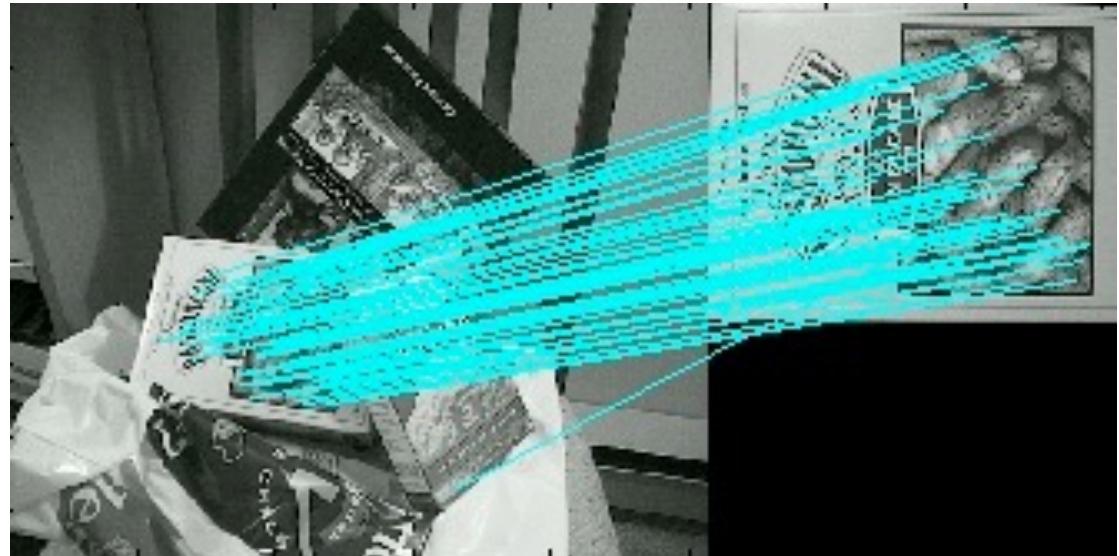
- Найти особые точки
- Построить декрипторы SIFT
- Сопоставить декрипторы SIFT

Match SIFT Descriptors

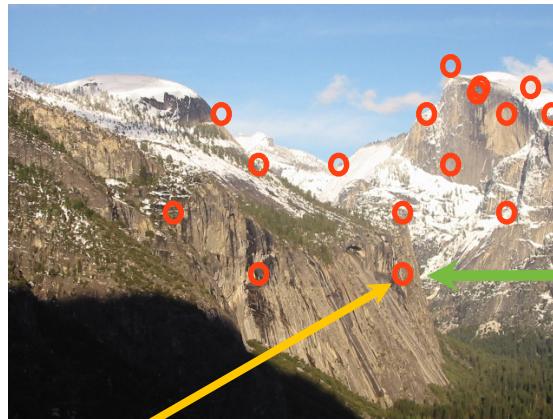
- Расстояние между парами

Алгоритм:

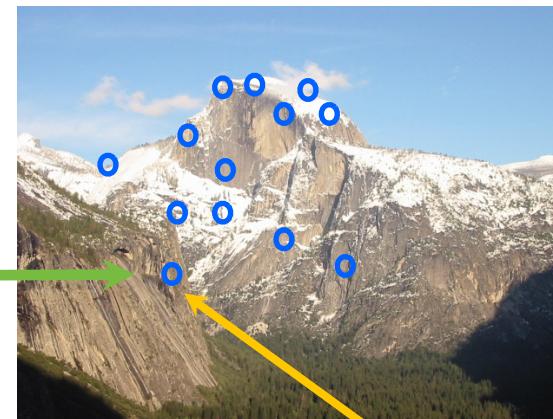
- Соответствие дескрипторов SIFT (6 строк кода)
- Вход: D1, D2, порог (по умолчанию 0.7)
- Выход: соответствие [индекс D1, индекс D2].



Общий порядок действий



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



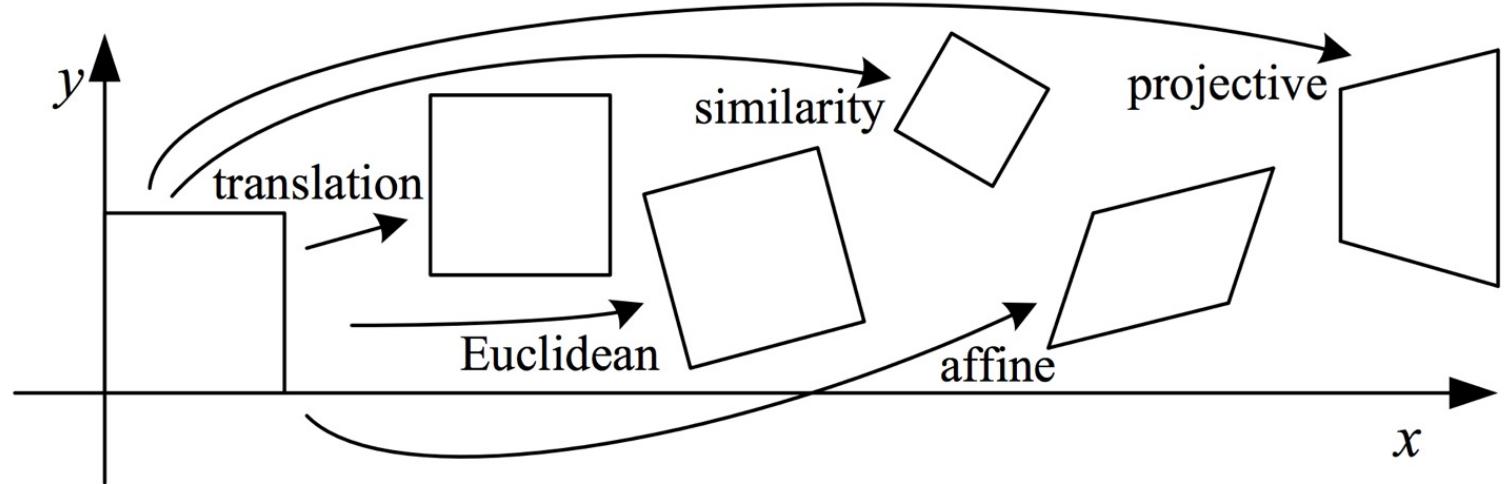
$(v_1, v_2, \dots, v_{128})$

- 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 преобразование

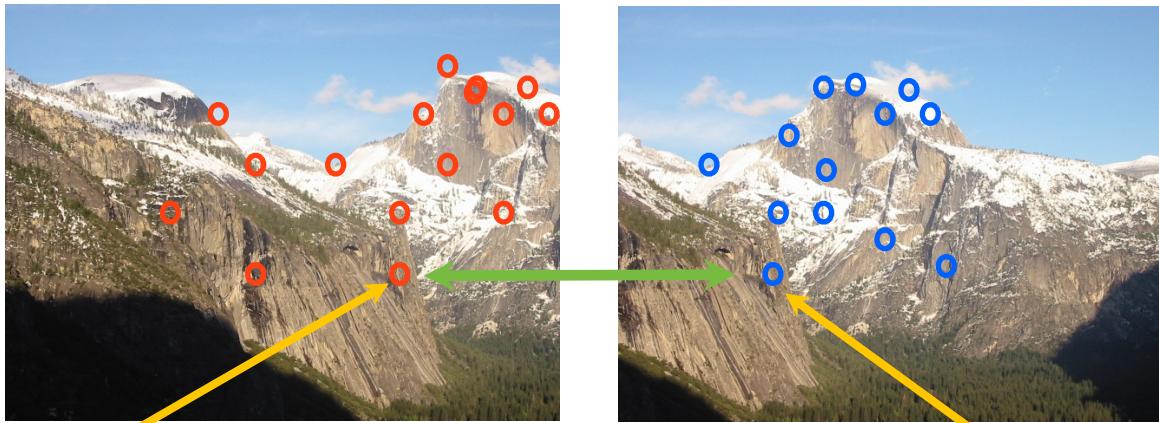


Псевдокод:

- 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 декрипторы SIFT
- Сопоставить SIFT фичи
- Построить преобразование
- RANSAC

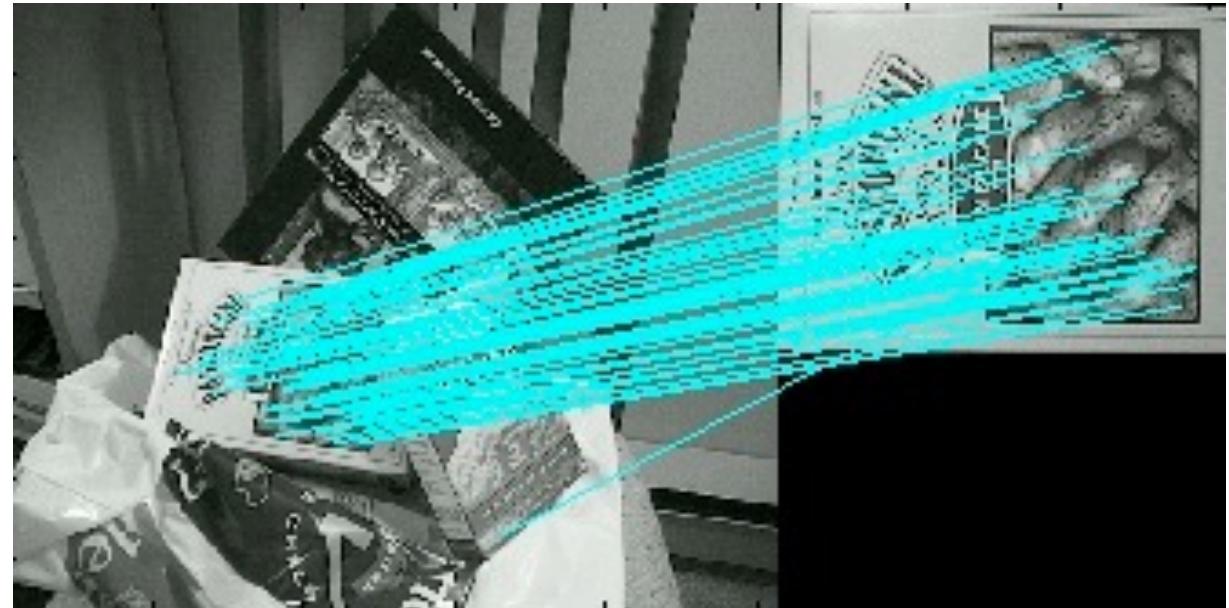
RANSAC

Построение преобразования

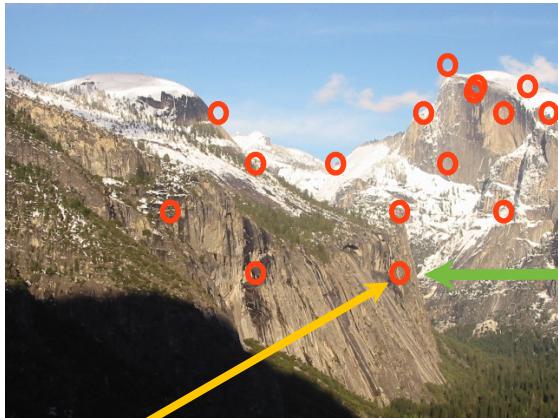
RANSAC – расчет ошибки ($n=3$):

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

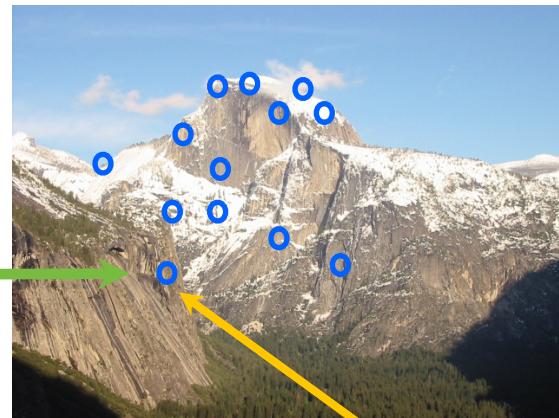
$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$



Общий порядок действий



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

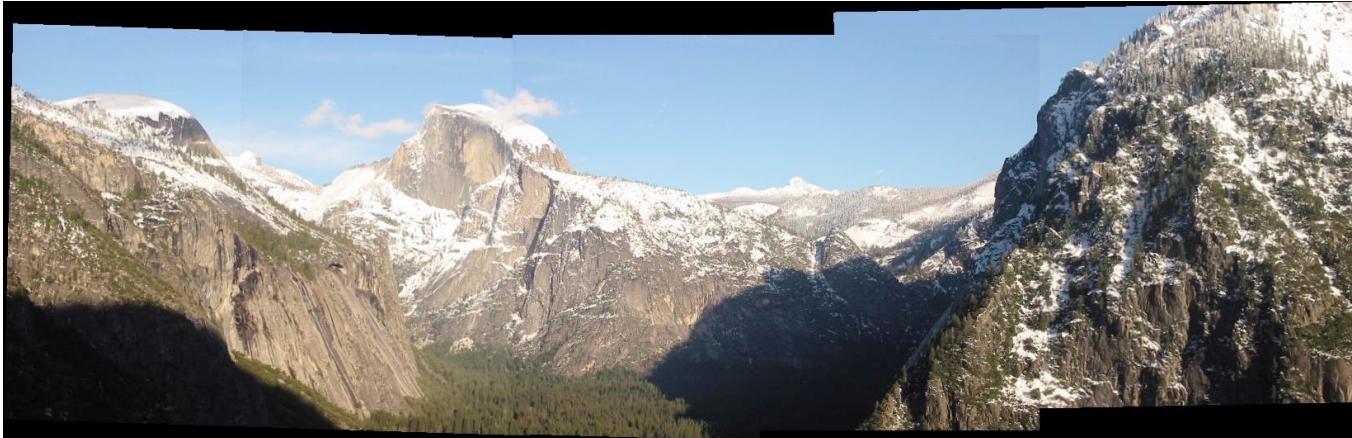


$(v_1, v_2, \dots, v_{128})$

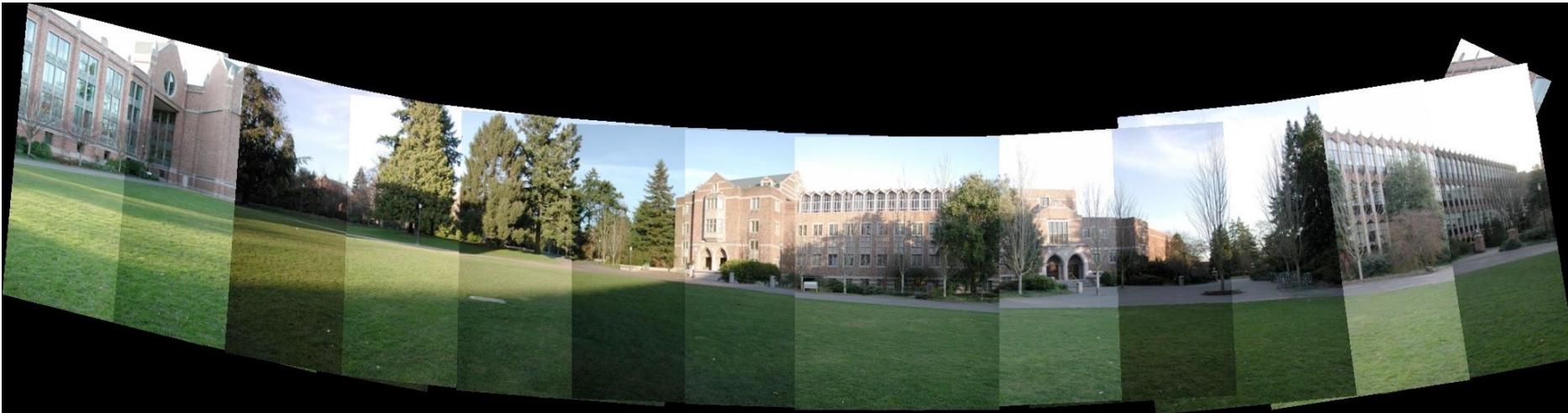
- Найти особые точки
- Построить дескрипторы SIFT
- Сопоставить SIFT фичи
- Построить преобразование
- RANSAC



Результаты



Результаты



Заключение

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