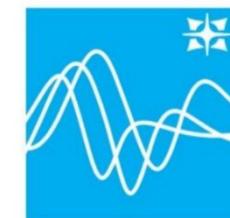


Компьютерное Зрение  
Лекция № 9, осень 2021

# Параметрические модели



Кафедра  
технологий  
проектирования  
сложных  
технических  
систем

# Что мы сегодня проходим?

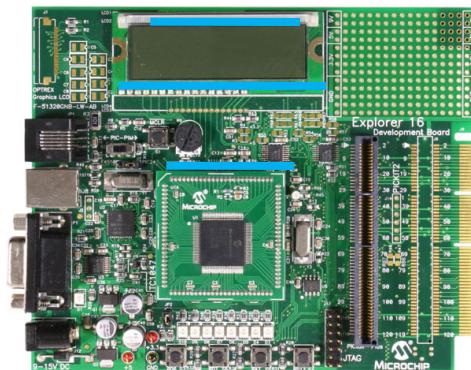
- Построение параметрических моделей – RANSAC
- SIFT: дескриптор особых точек
- HOG: дескриптор изображений
- Задача сшивки изображений – Image Stitching

# 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

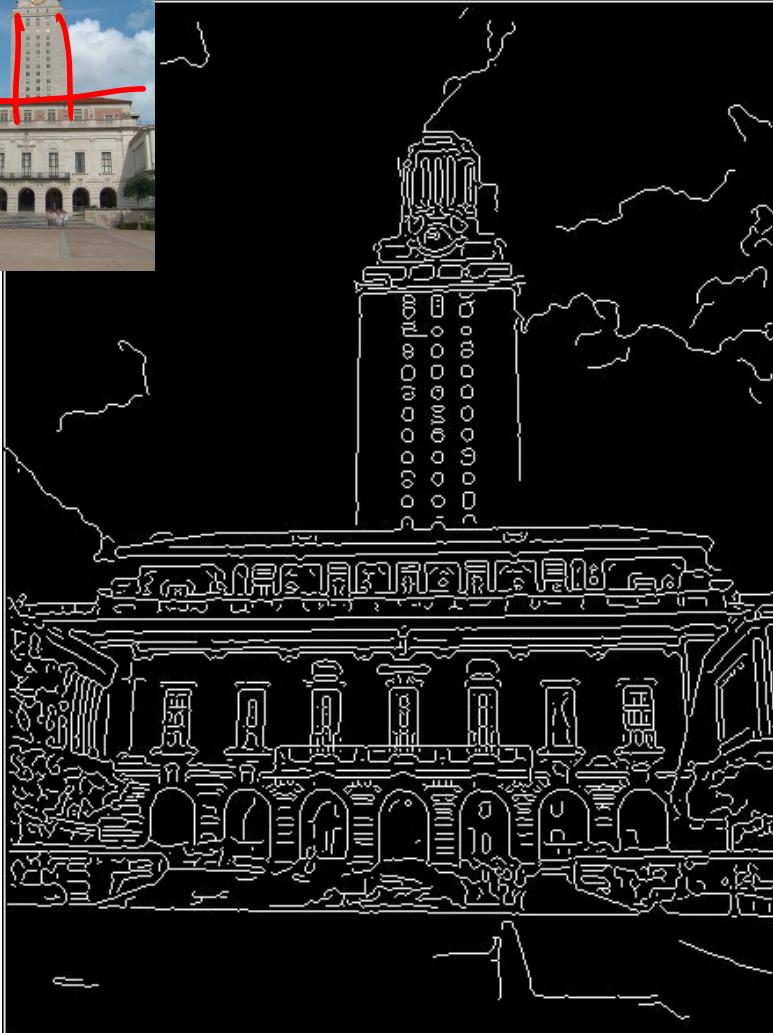
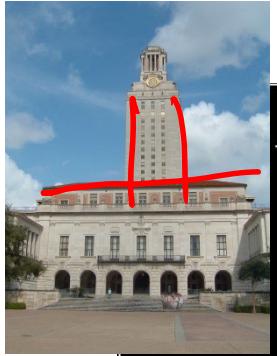
# Пример: Line Fitting

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



- Почему бы нам просто не воспользоваться обнаружением краёв?

# Сложности с Line Fitting



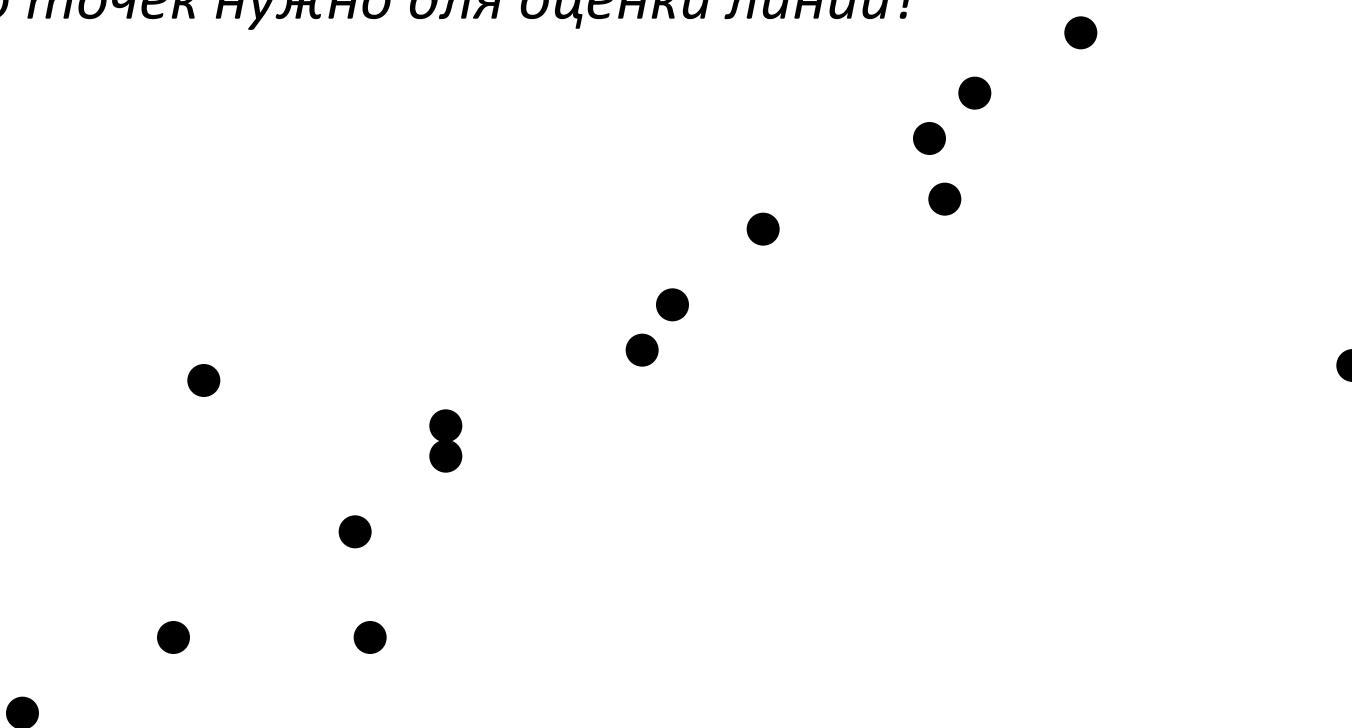
- Как учитывать несколько линий?
- Как выделить линию, если отсутствуют ее части или они скрыты?
- Что делать с шумами?

# 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.

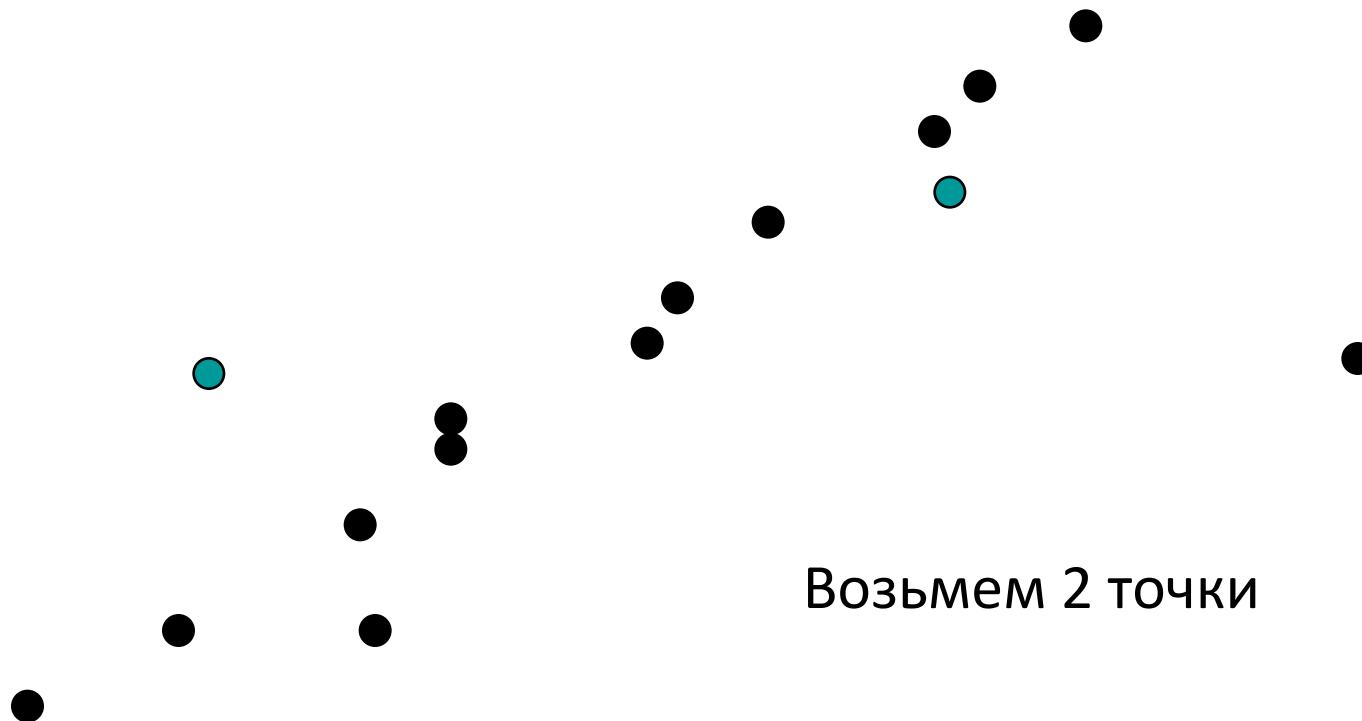
# RANSAC Line Fitting Example

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



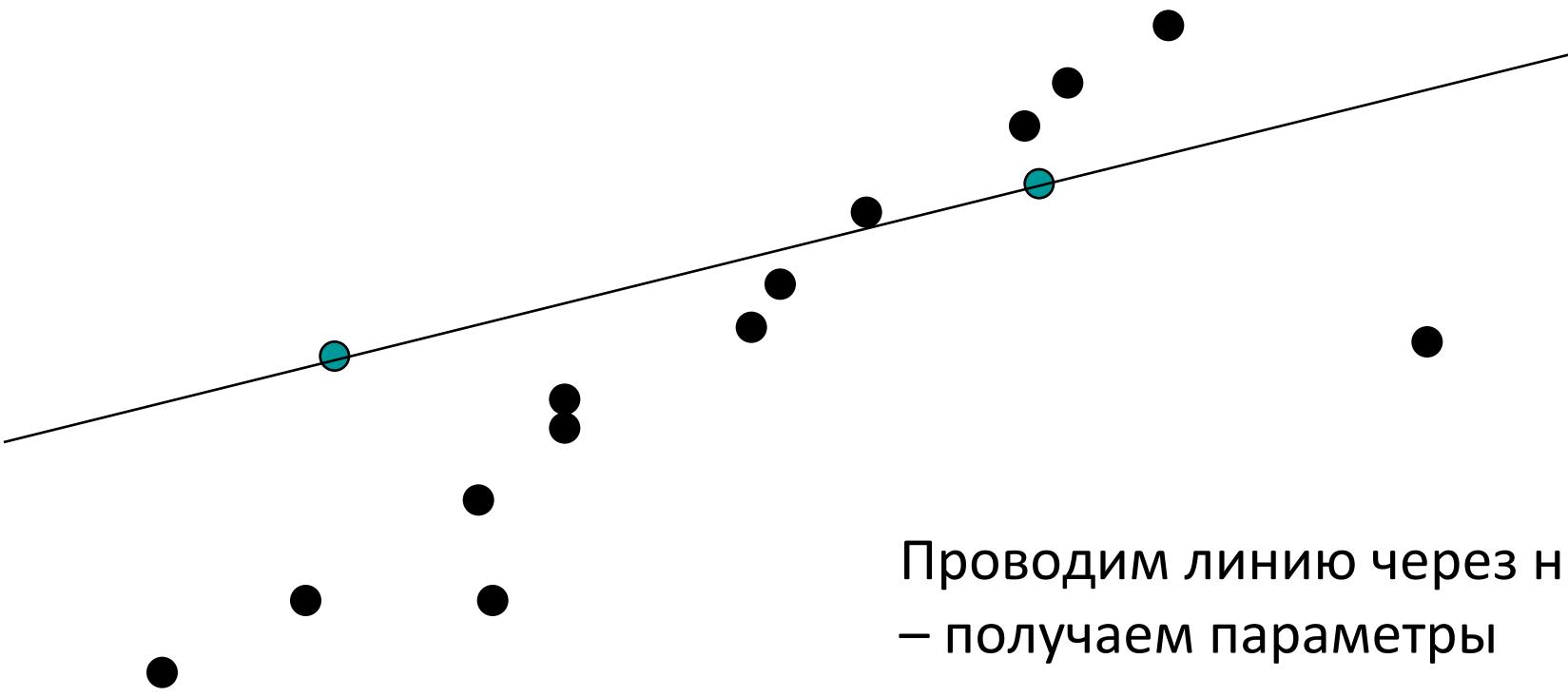
# RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию



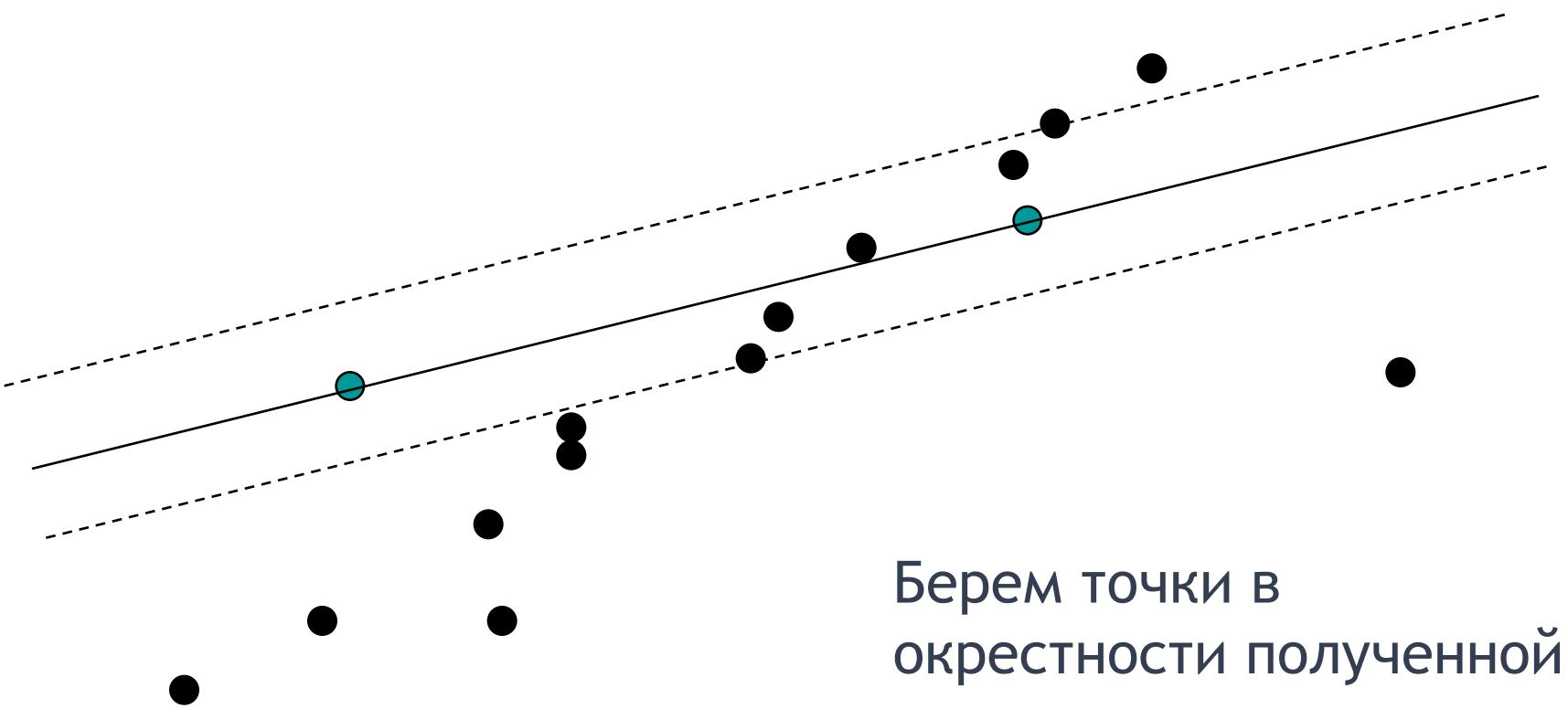
# RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию



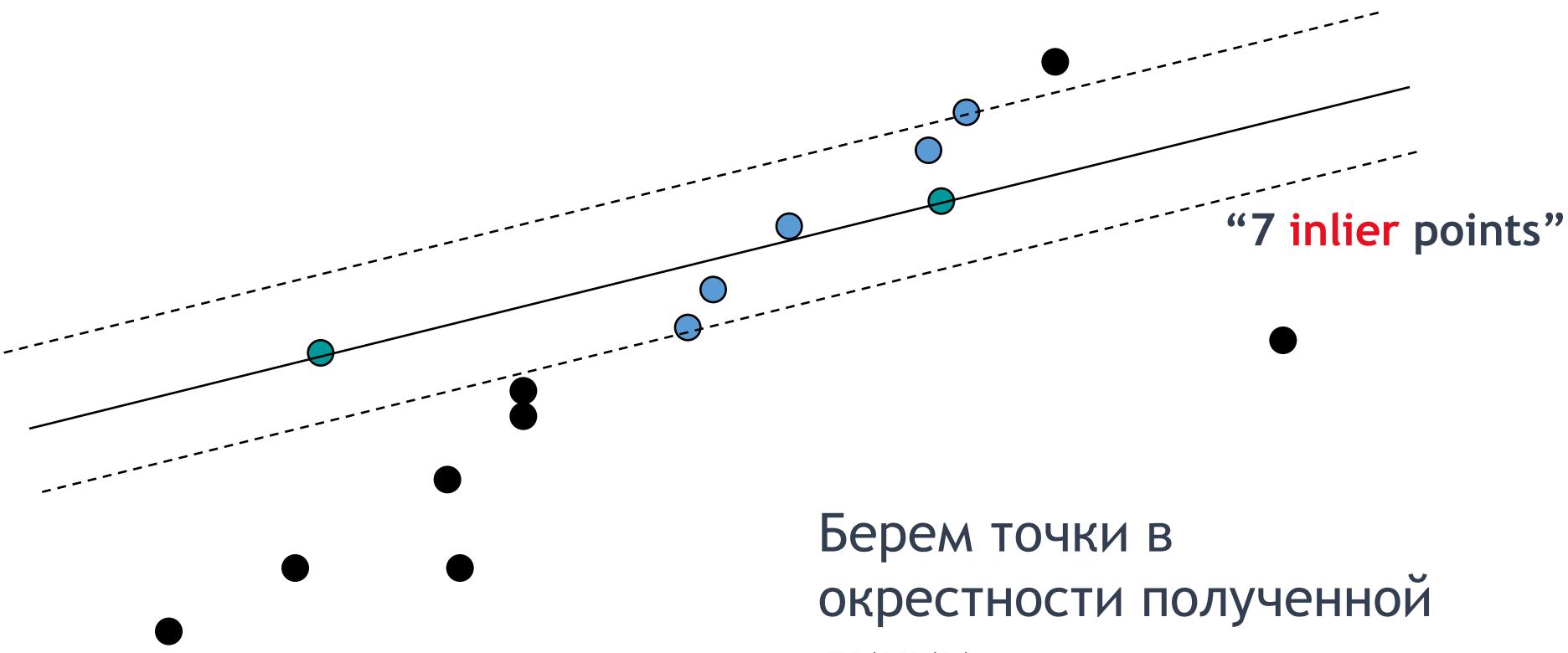
# RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию



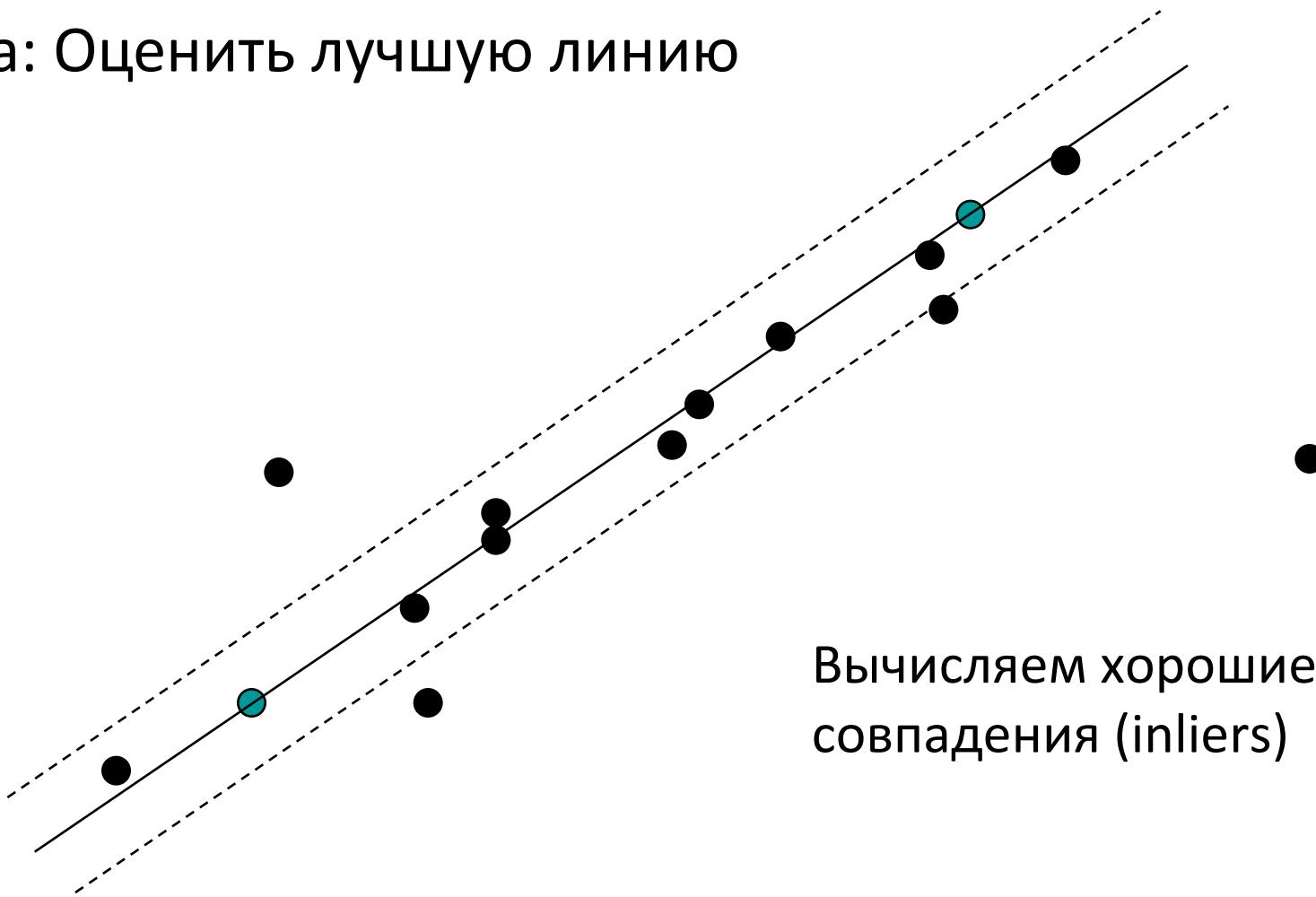
# RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию



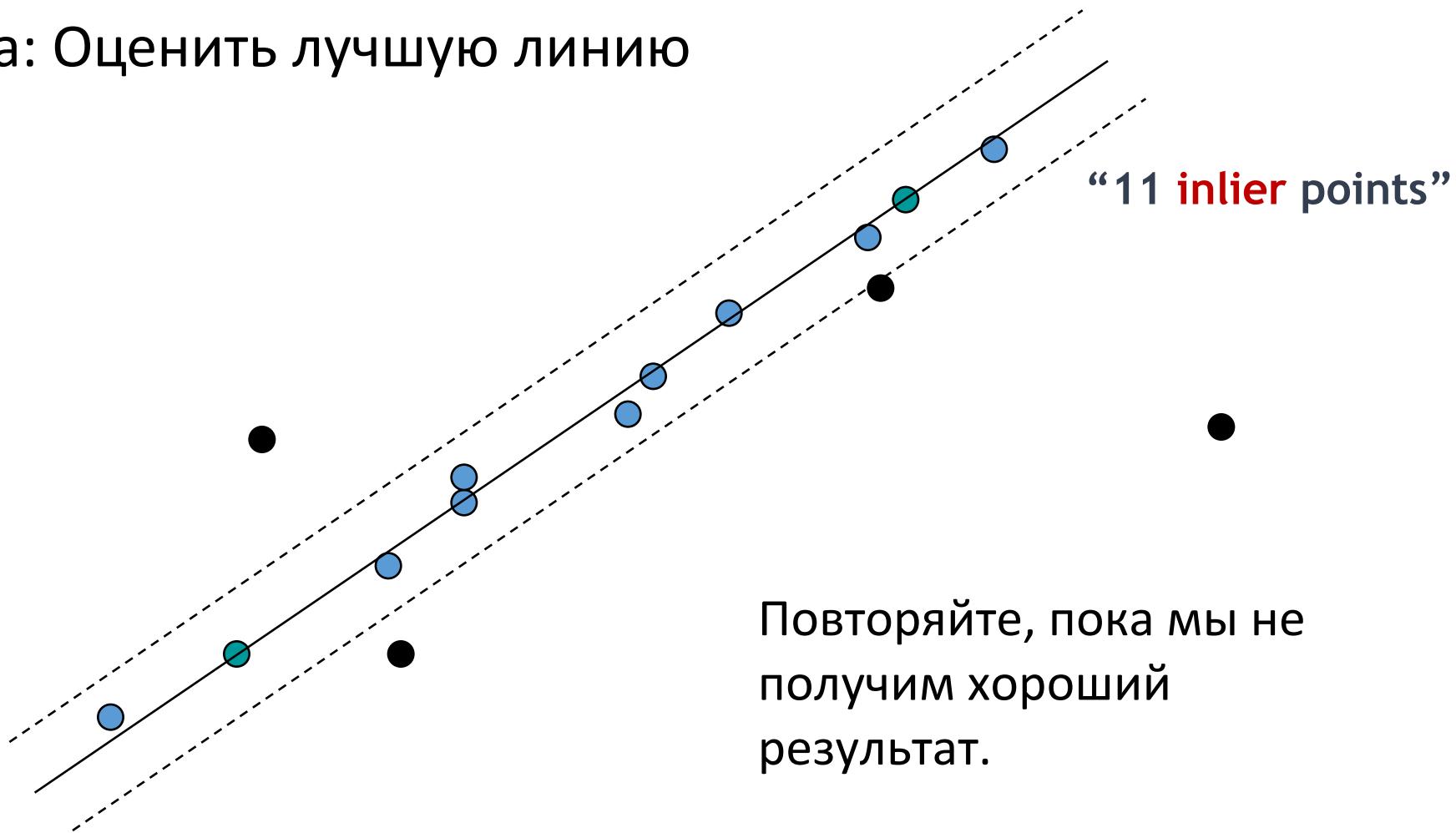
# RANSAC Line Fitting Example

- Задача: Оценить лучшую линию

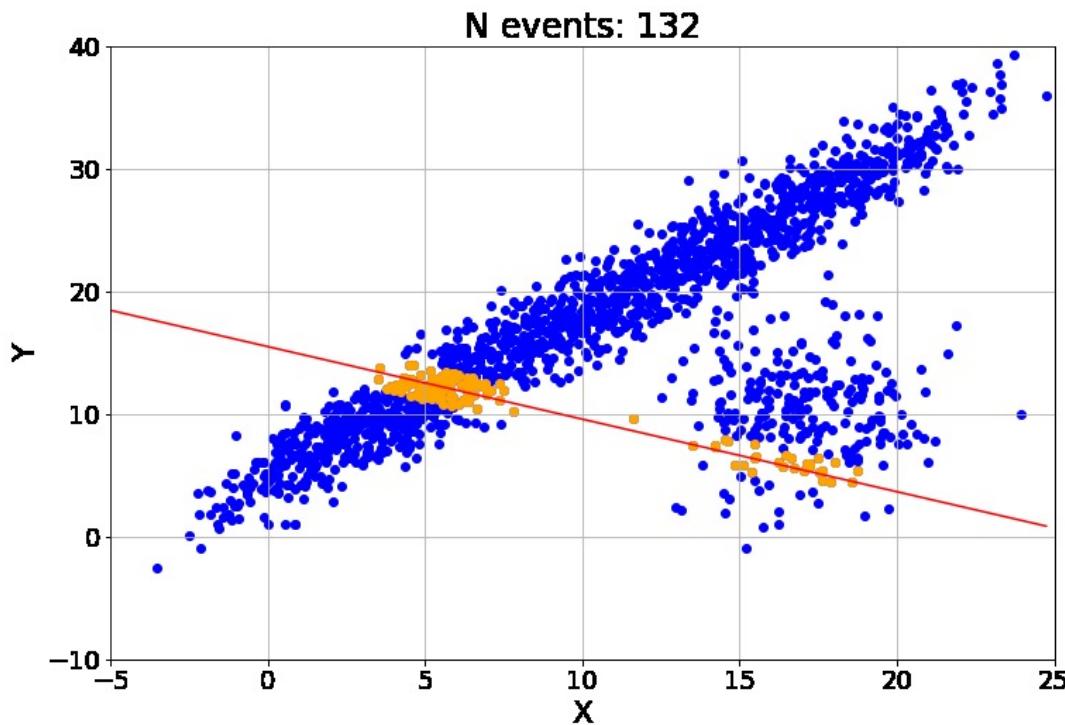


# RANSAC Line Fitting Example

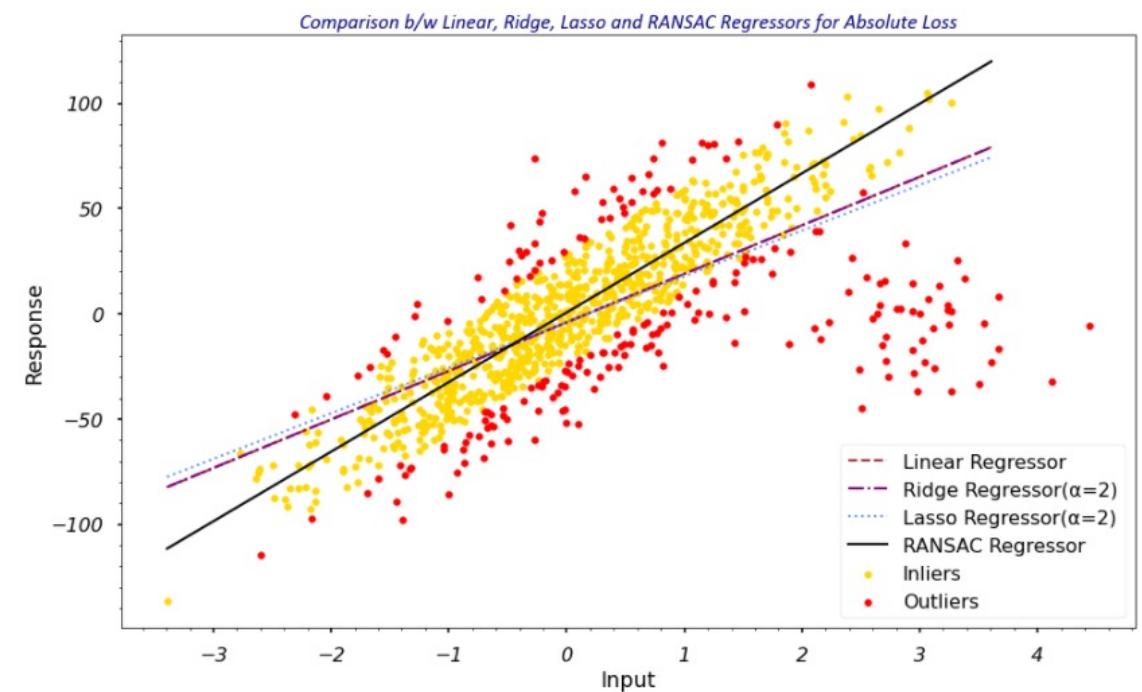
- Задача: Оценить лучшую линию



# 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:  $(1-w^n)^k$

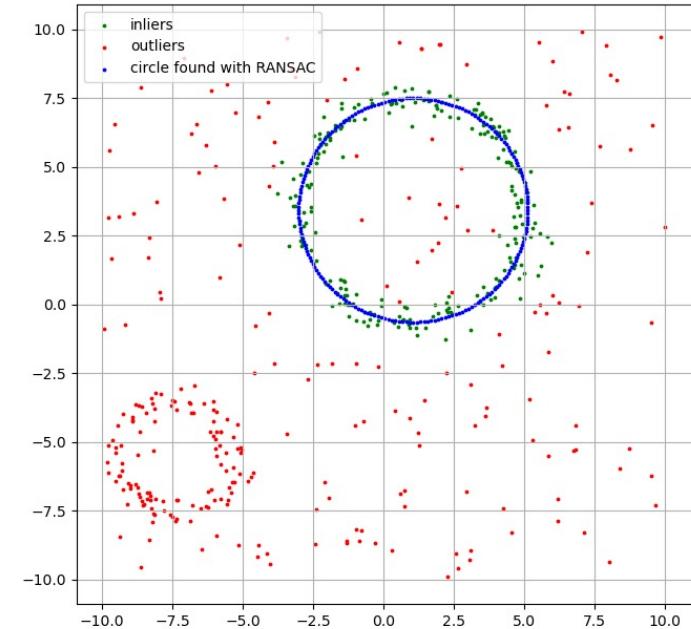
⇒ Выберем высокое  $k$ , чтобы получить низкую вероятность, что все точки в выборке outliers

# 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)



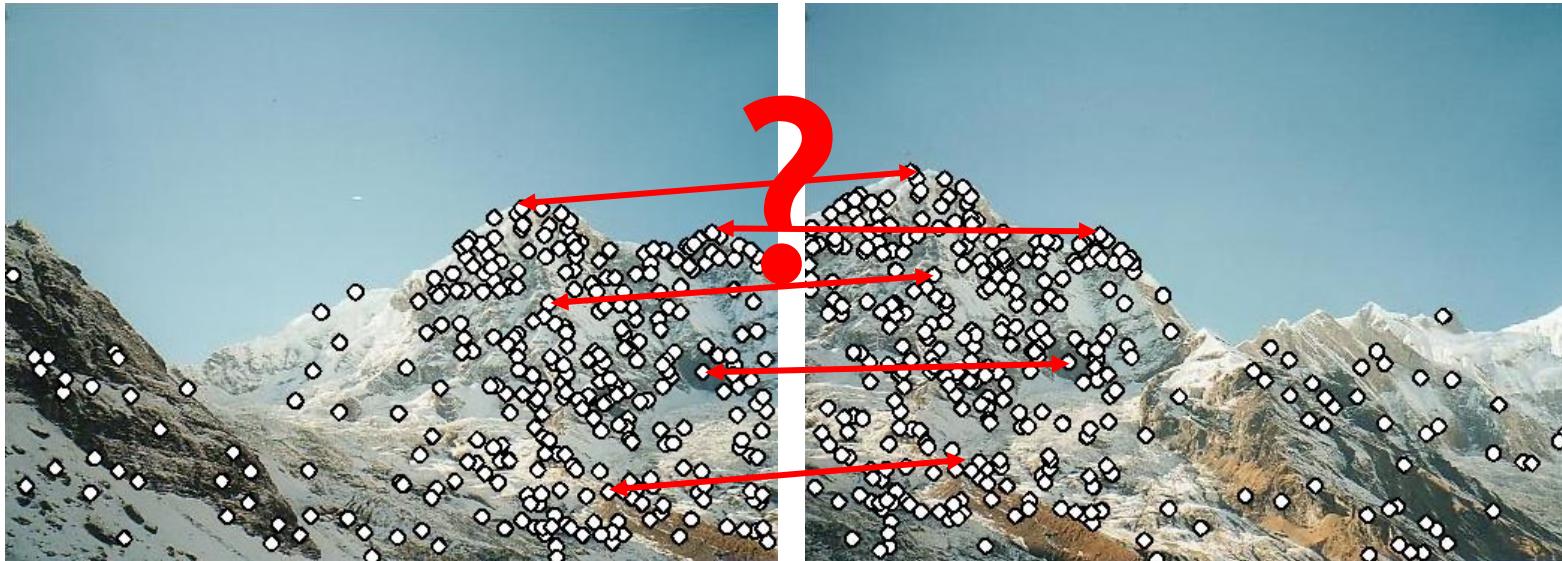
# Что мы сегодня проходим?

- 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?

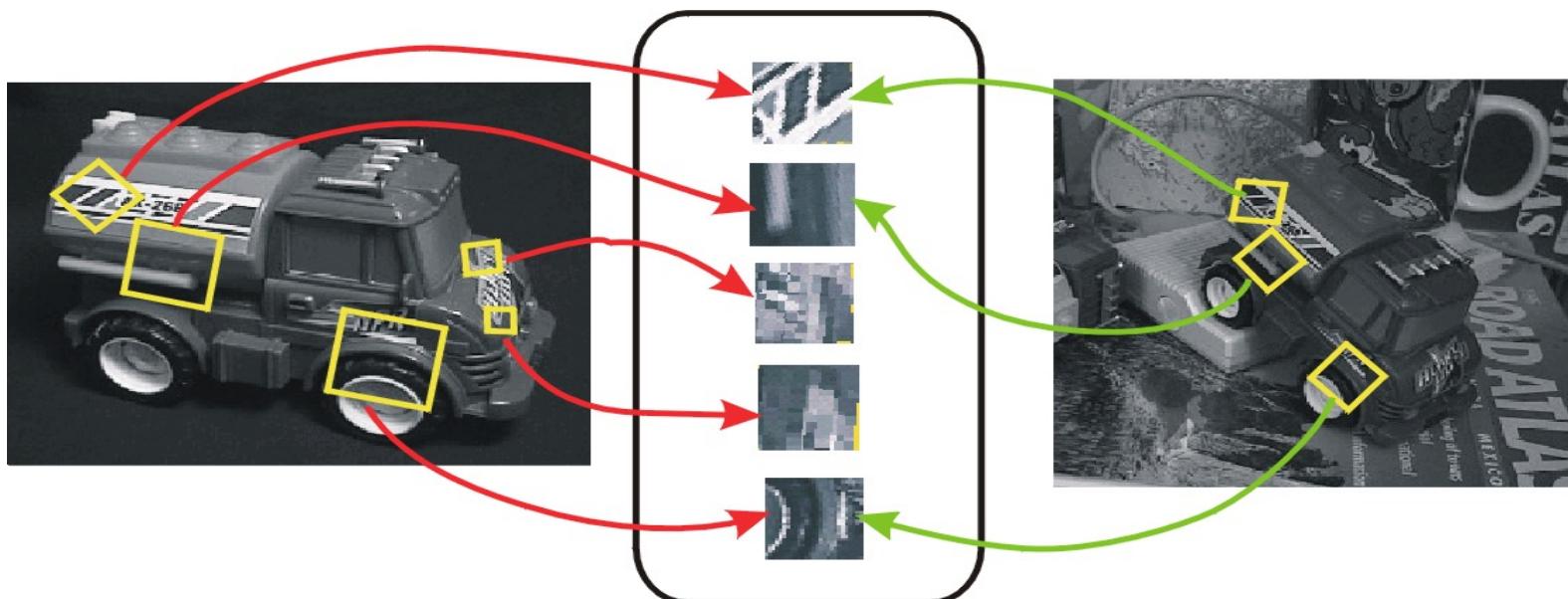


Дескриптор точки должен быть:

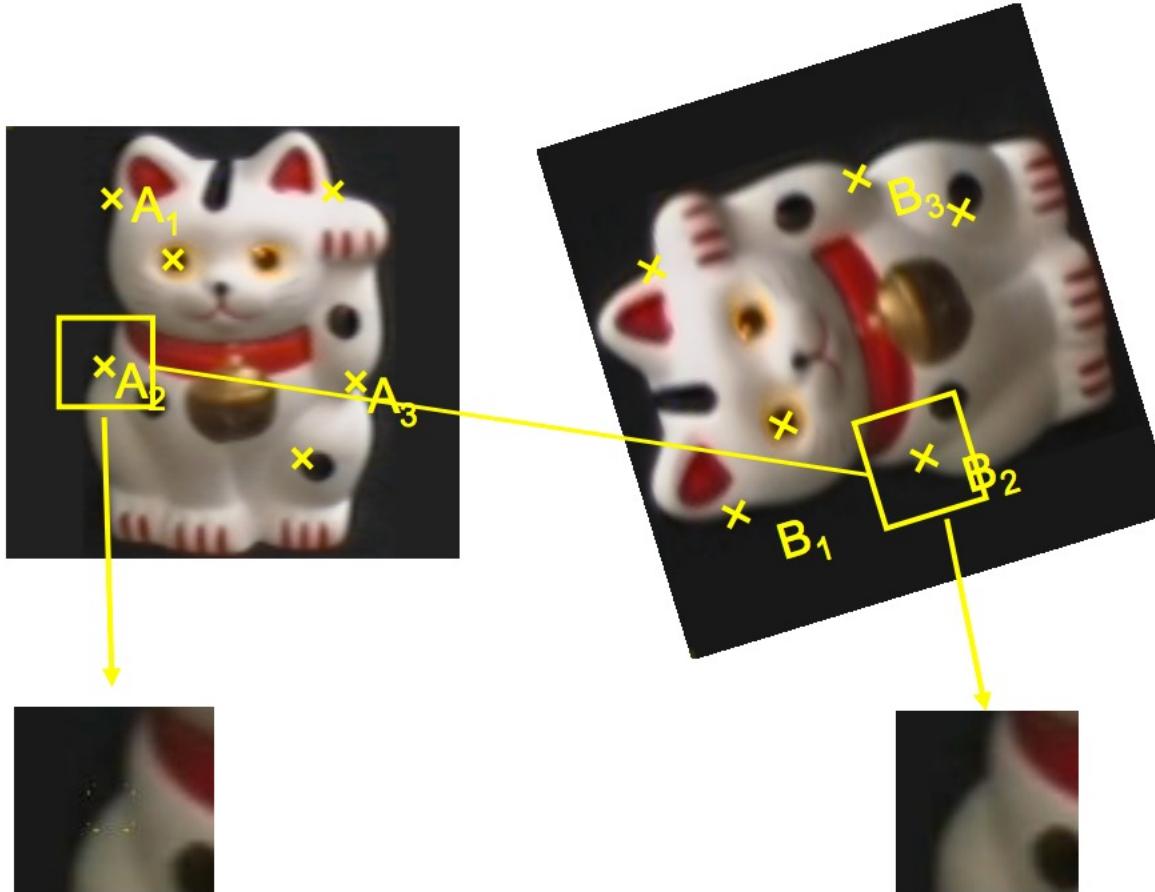
1. Инвариантен
2. Уникальным

# Инвариантность локальных описаний

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

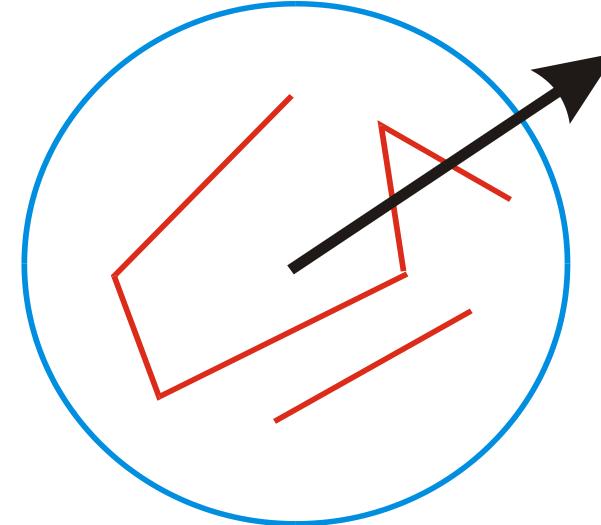


# Переходя к инварианту вращения

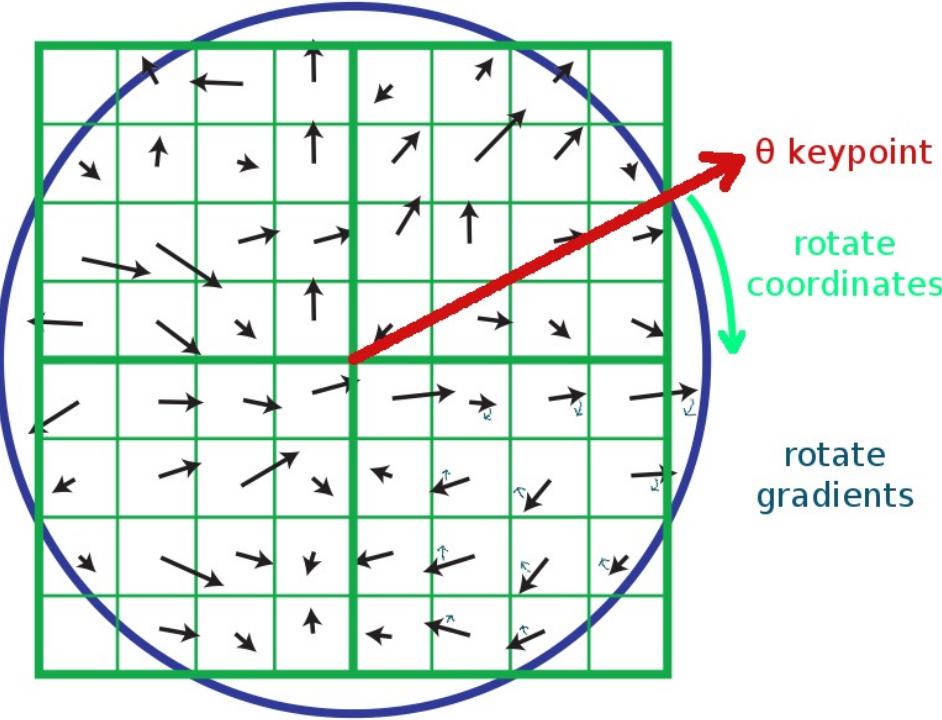


# Инвариант вращения

- 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

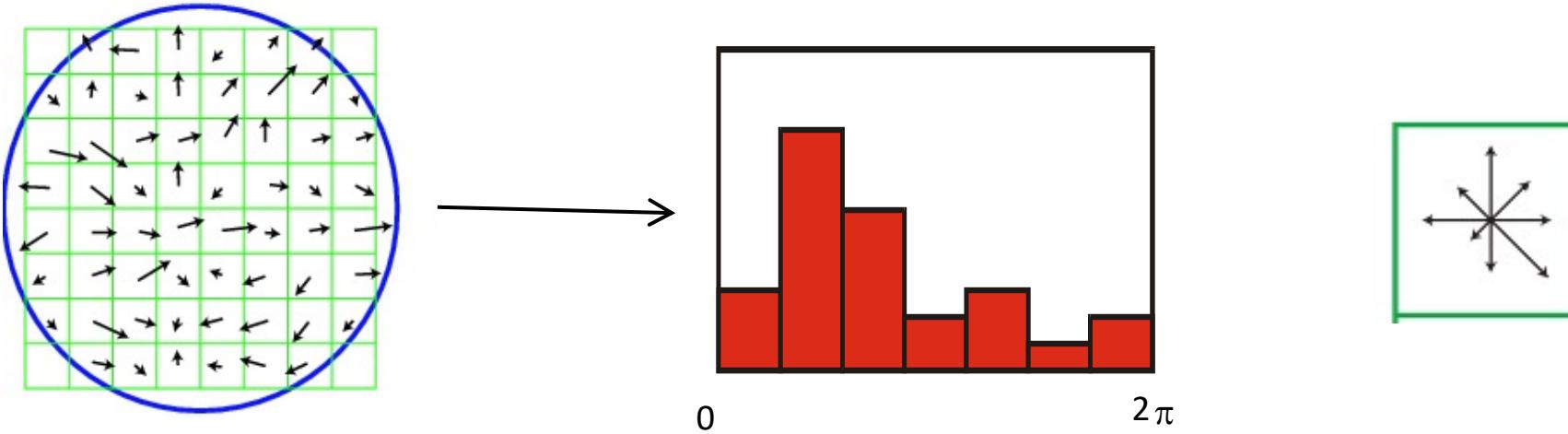


# SIFT дескриптор. Описание



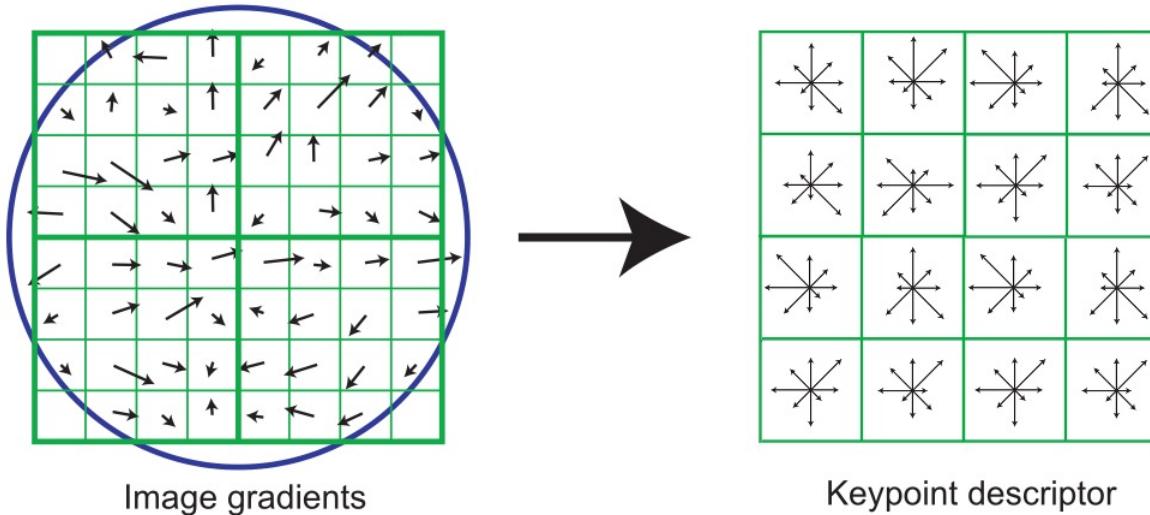
- Используем размытое изображение, связанное со уровнем особой точки в DoG
- Возьмем градиенты изображения над ключевыми точками района
- Для инвариантности к вращению, повернем направление и расположение градиента на ориентацию по ключевым точкам
  - Теперь мы отменили вращение и имеем градиенты, выраженные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

# SIFT дескриптор. Описание



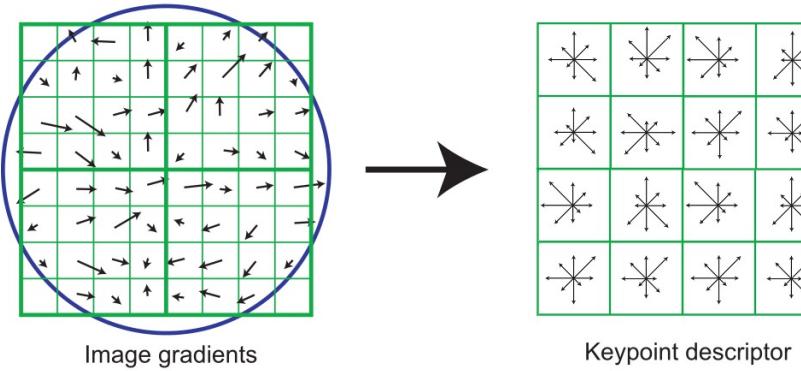
- Создадим массив гистограмм ориентаций (показан массив 4x4).
- Заполним вращающиеся градиенты в их гистограммы локальной ориентации.
  - Вклад градиента делится на близлежащие гистограммы в зависимости от расстояния. Если он находится на полпути между двумя точками гистограммы, то дает половину вклада 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  $4 \times 4$ .

# SIFT дескриптор. Описание



- 8 бинов ориентации на гистограмме и массив гистограмм  $4 \times 4$  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

## Чувствительность к количеству ориентаций гистограммы

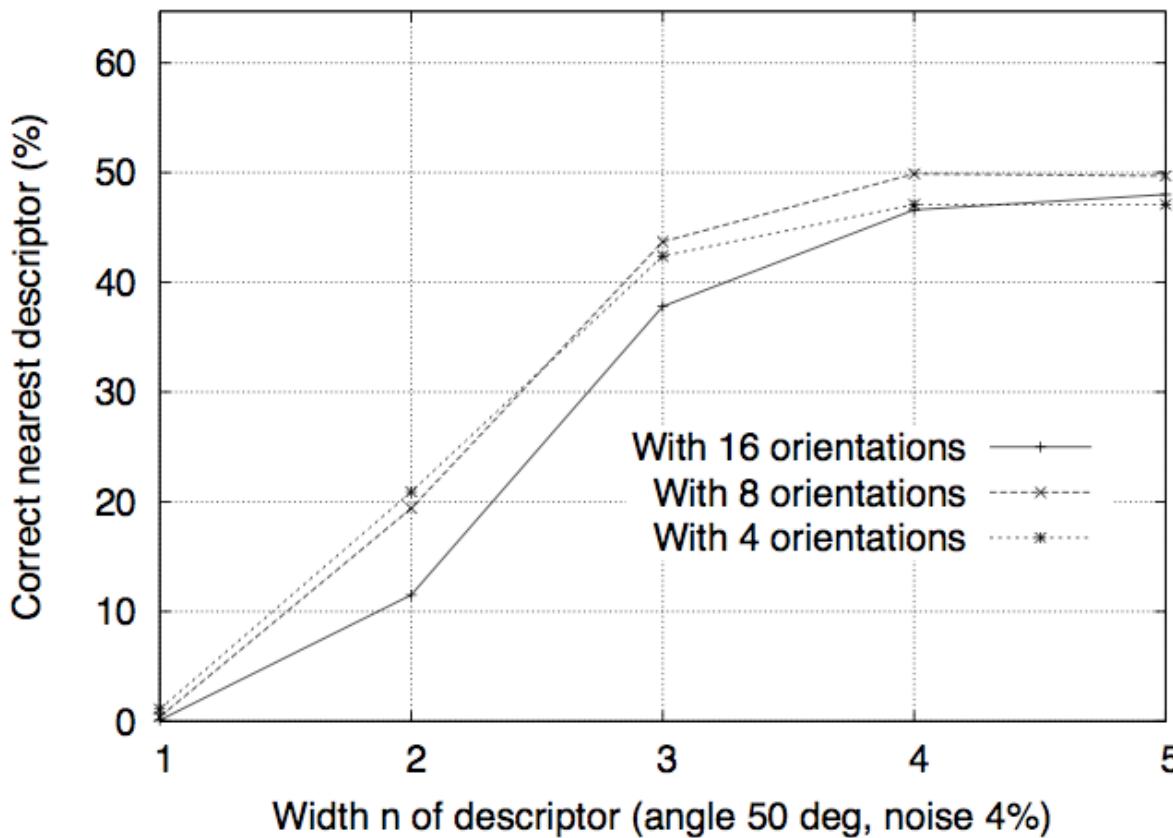
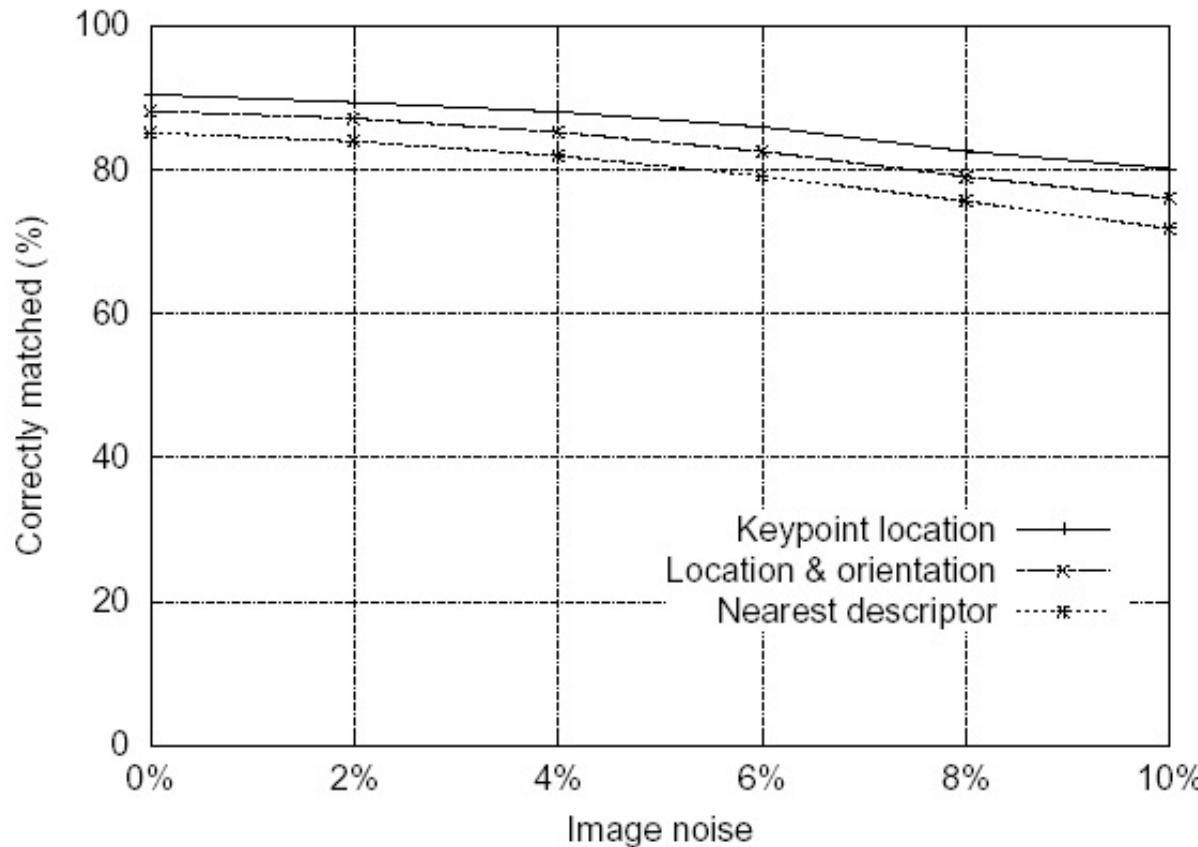


Figure 8: This graph shows the percent of keypoints giving the correct match to a database of 40,000 keypoints as a function of width of the  $n \times n$  keypoint descriptor and the number of orientations in each histogram. The graph is computed for images with affine viewpoint change of 50 degrees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

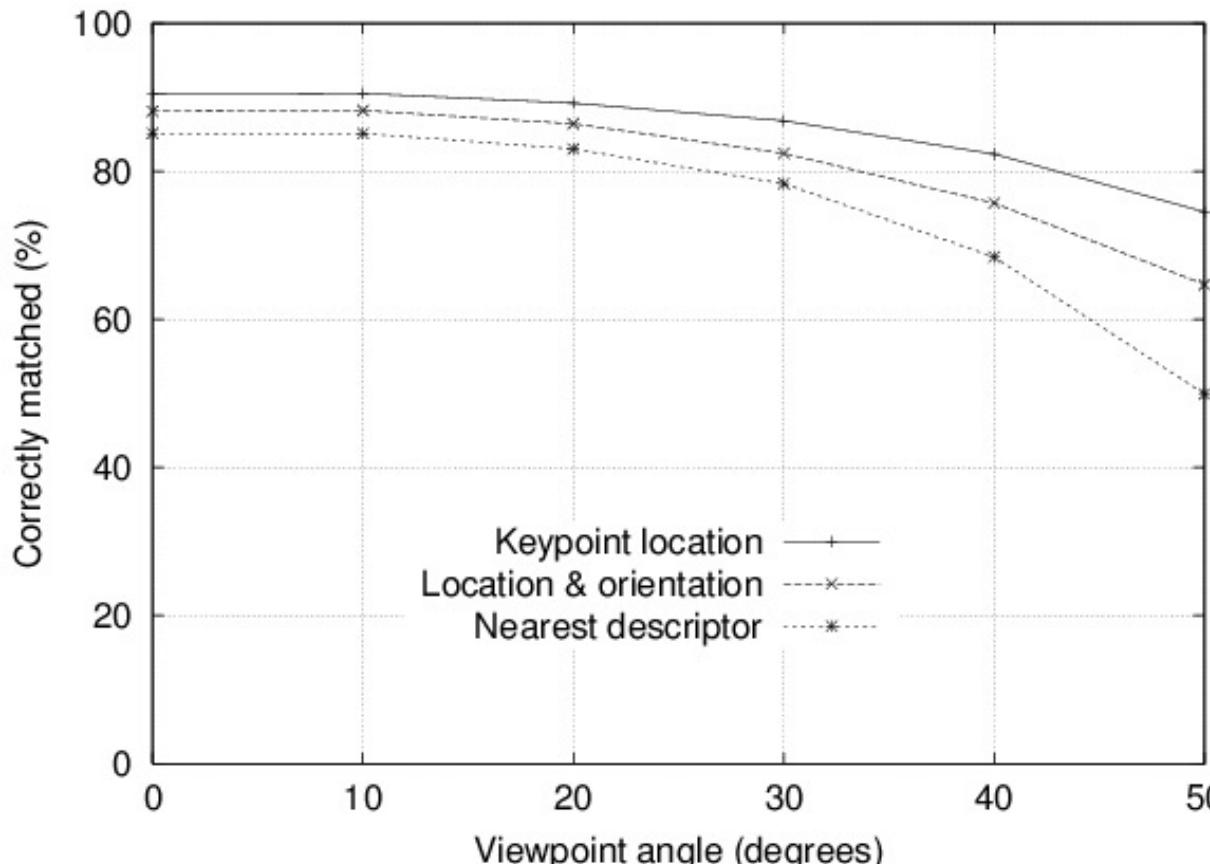
# Устойчивость к шуму

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



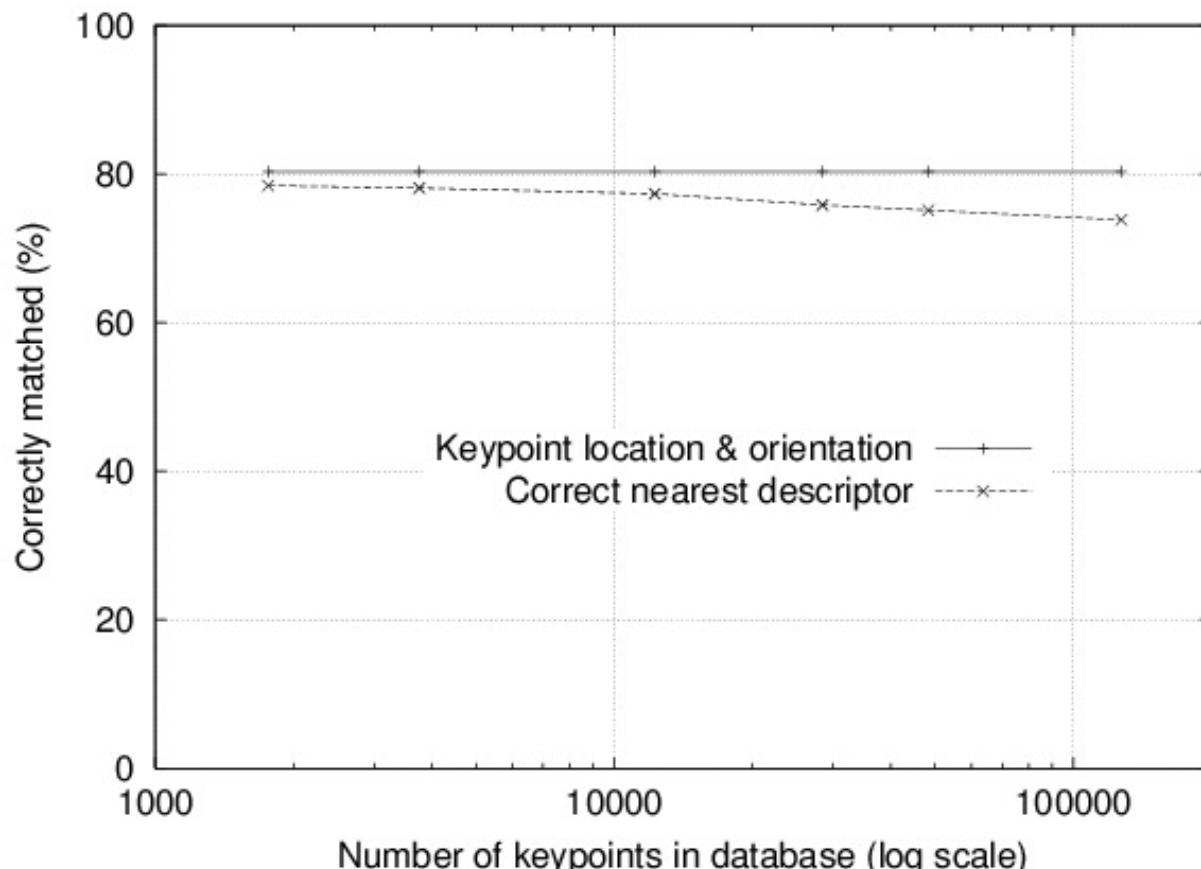
# Стабильность характеристик для аффинного изменения

- 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

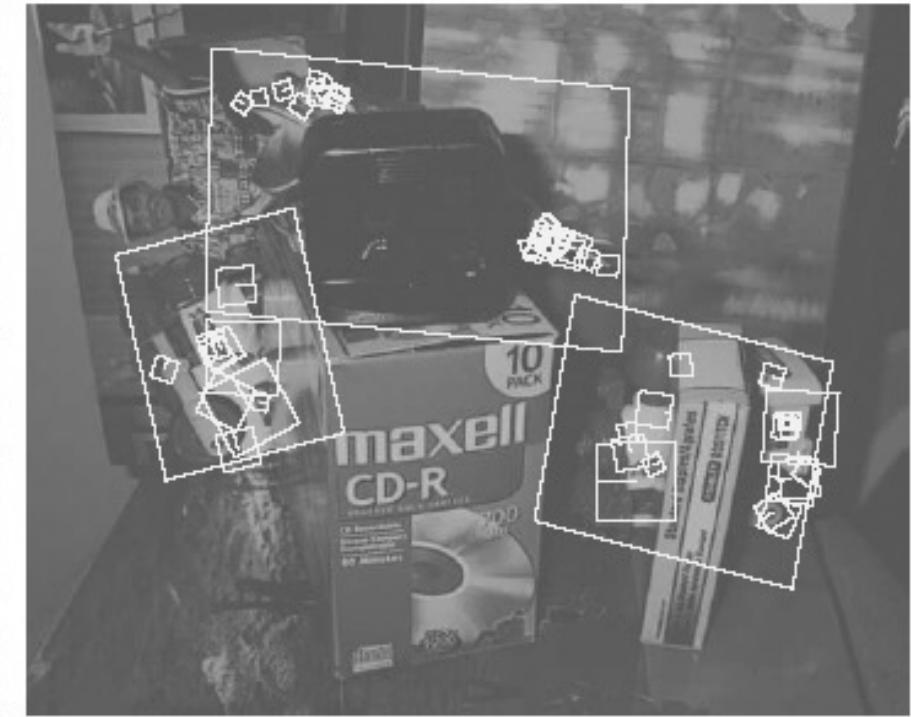


# Различия в фичах

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



# 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

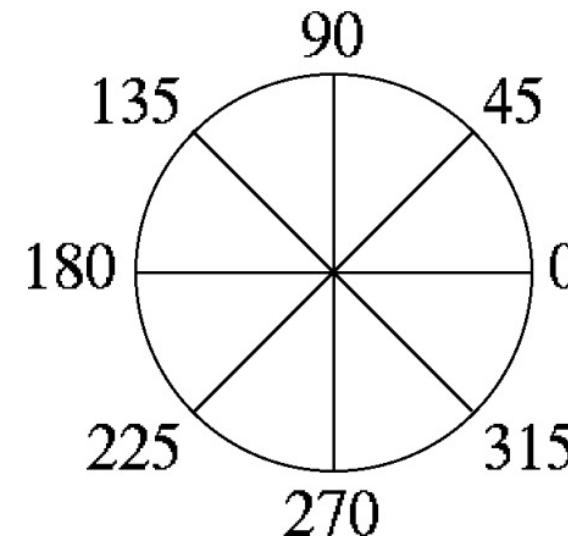
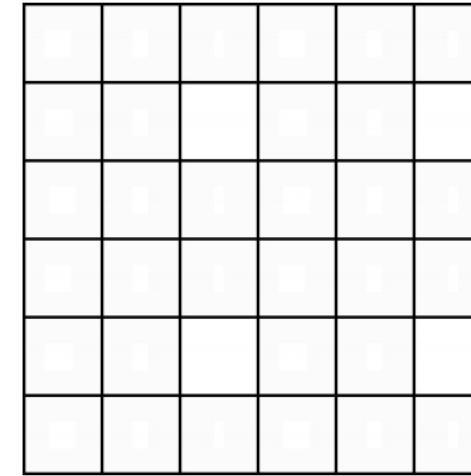
# Histogram of Oriented Gradients

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

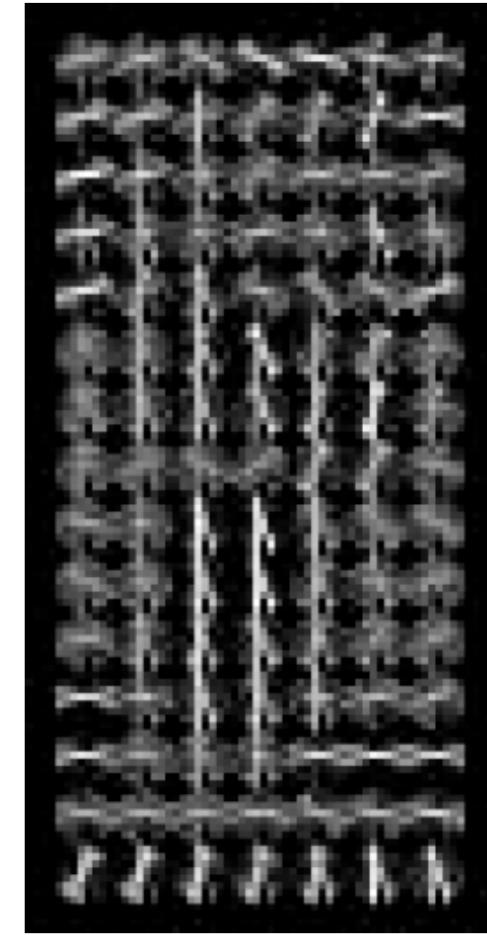
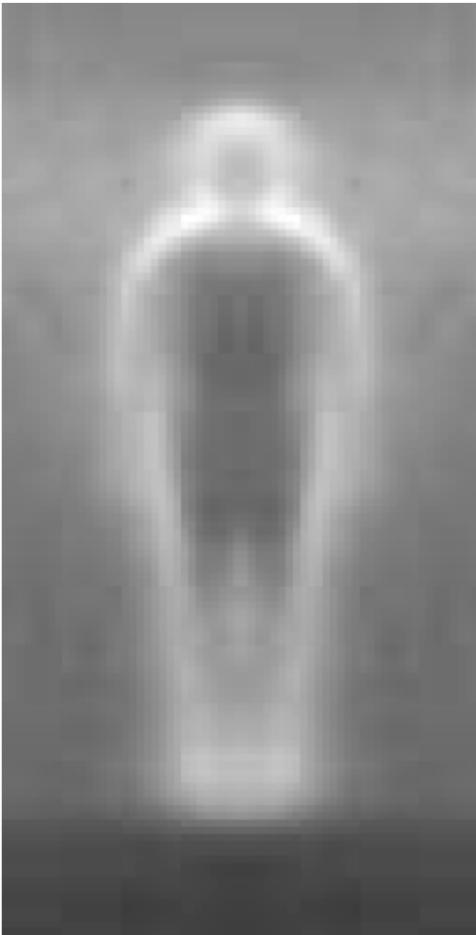


# Histogram of Oriented Gradients

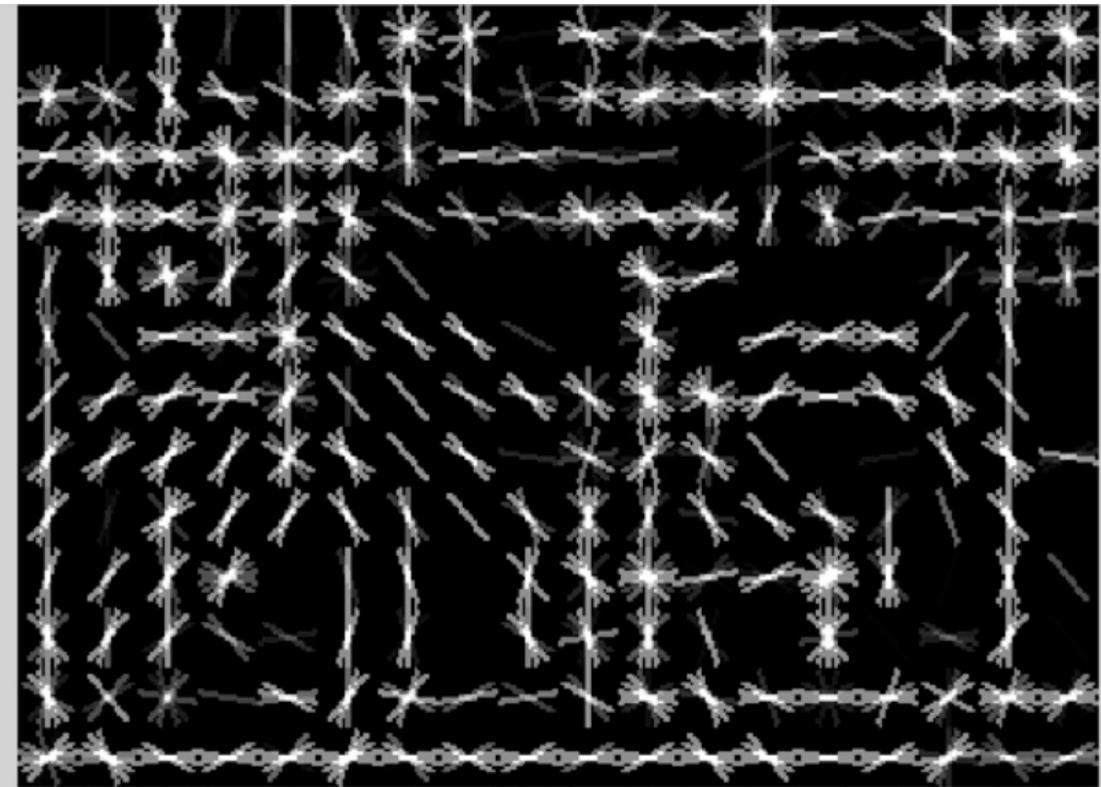
- Разделение окна изображения на небольшие пространственные области (ячейки)
- Ячейки могут быть прямоугольными или радиальными.
- Каждая ячейка накапливает взвешенную локальную 1-D гистограмму направлений градиента над пикселями ячейки.



# Histogram of Oriented Gradients



# 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.

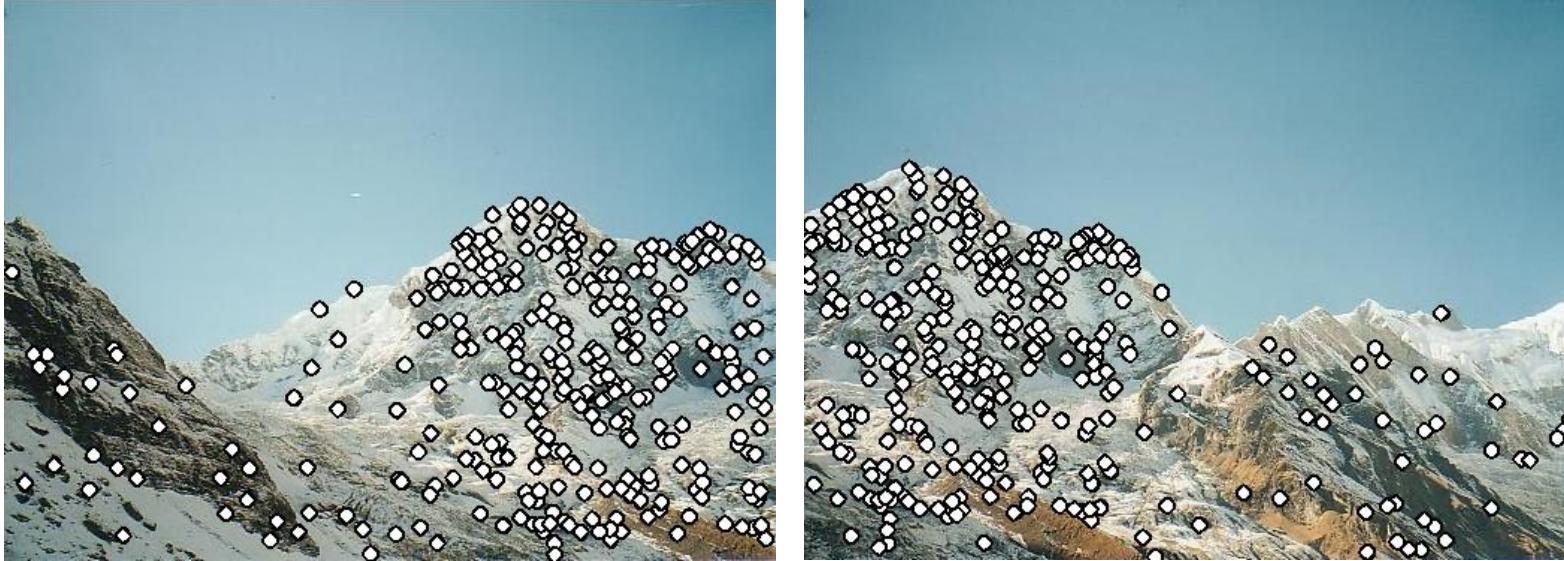
# Что мы сегодня проходим?

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

# При менение: Image Stitching



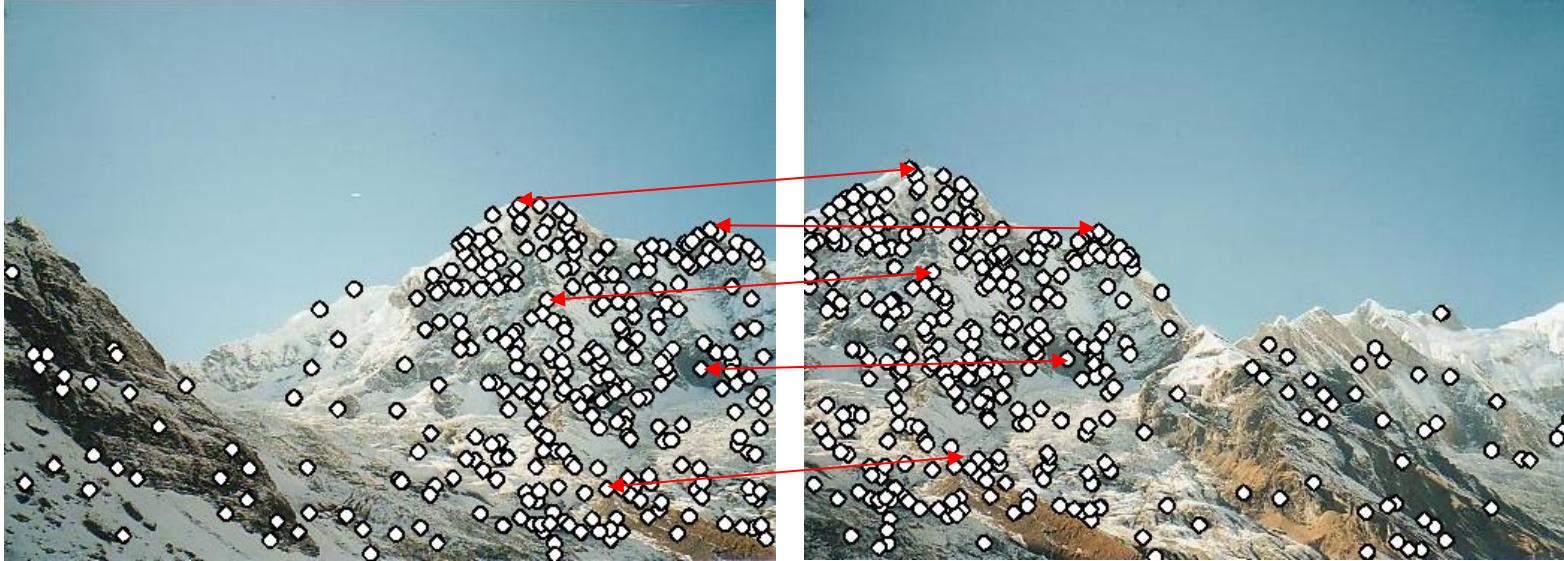
# Применение: Image Stitching



Процедуры:

- Обнаружение характерных точек на обоих изображениях

# Применение: Image Stitching



Процедура:

- Обнаружение характерных точек на обоих изображениях
- Поиск соответствующие пары

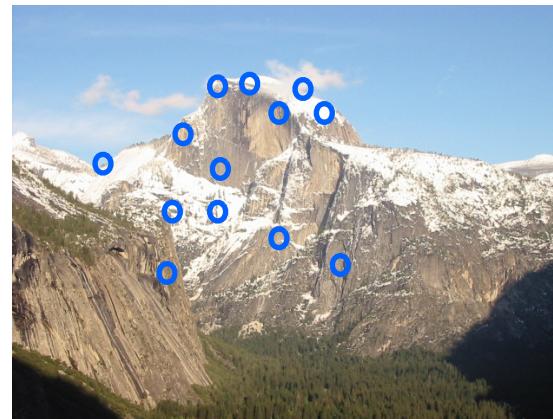
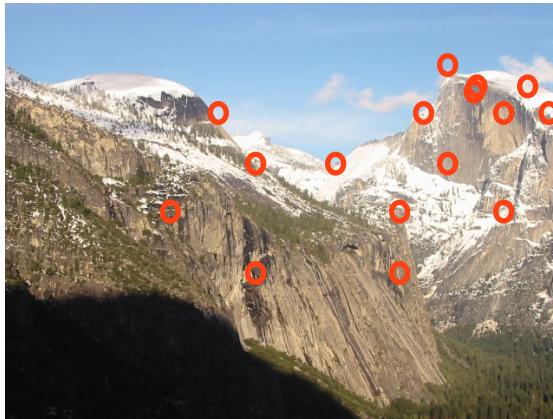
# Применение: Image Stitching



Процедура:

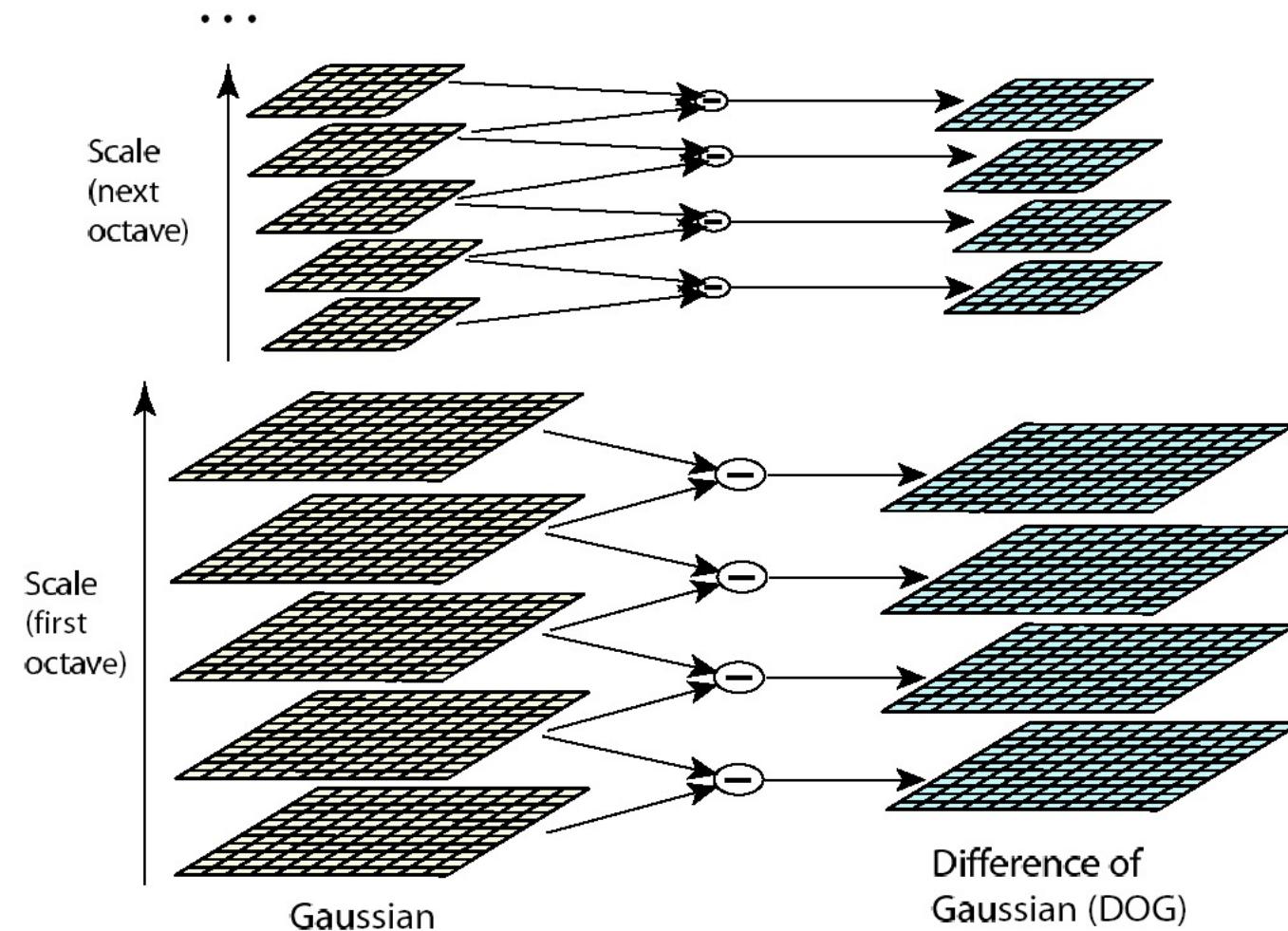
- Обнаружение характерных точек на обоих изображениях
- Поиск соответствующие пары
- Применение пар для объединения и выравнивания изображений

# Общий порядок действий

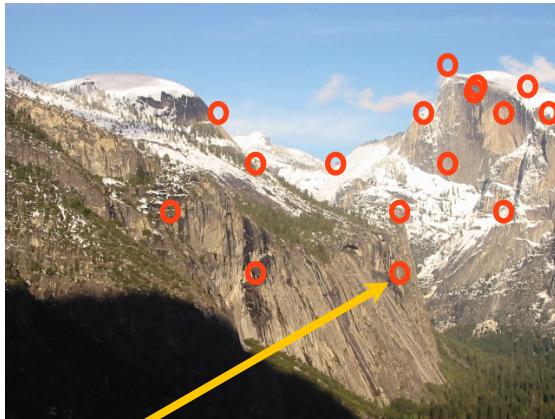
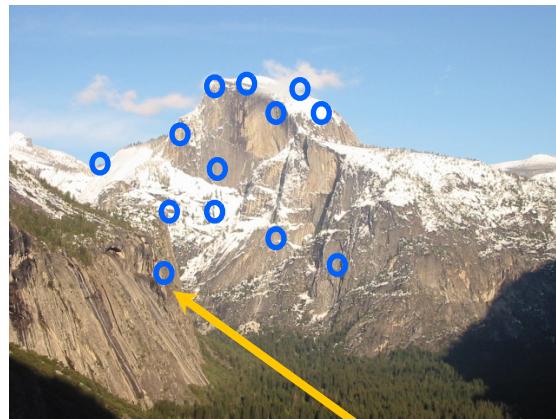


- Найти особые точки

# Поиск особых точек

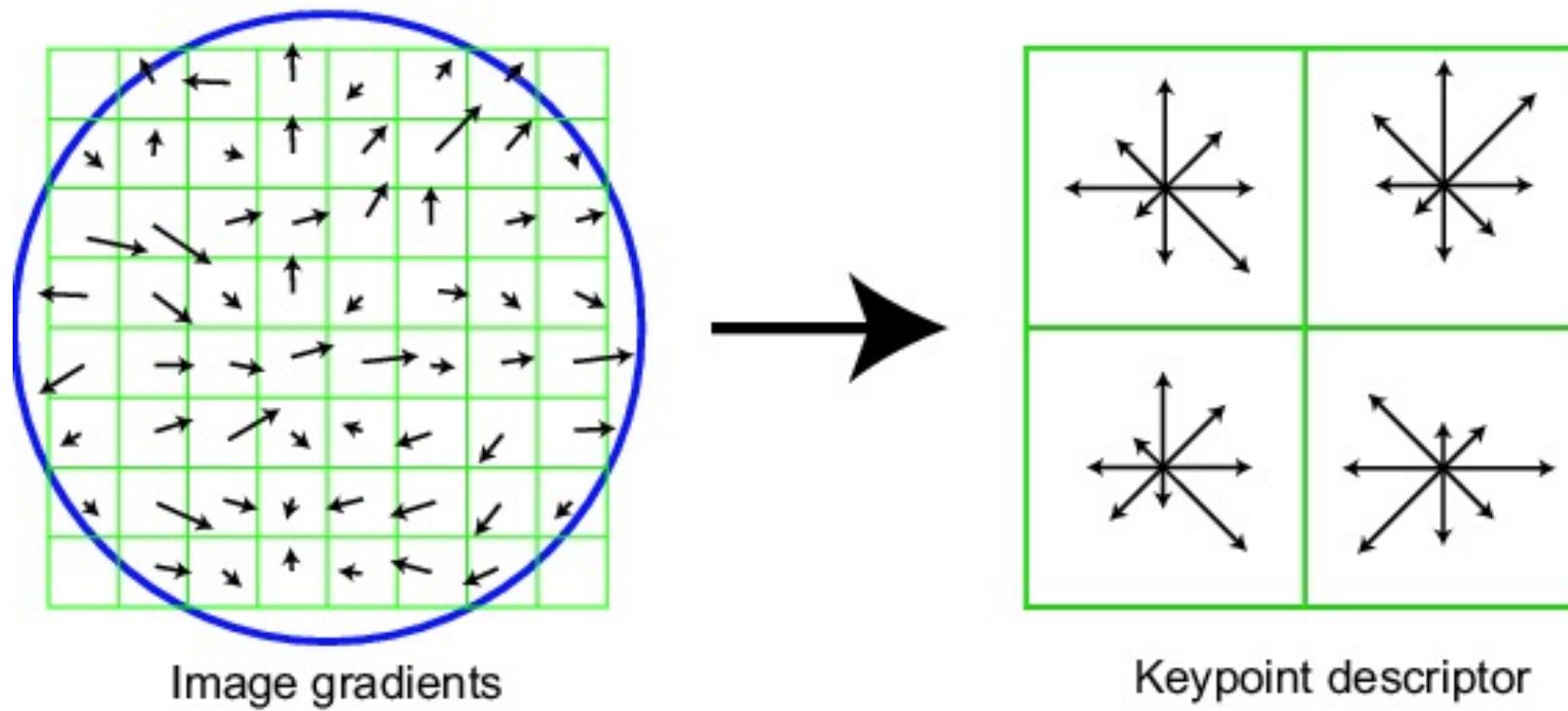


# Общий порядок действий

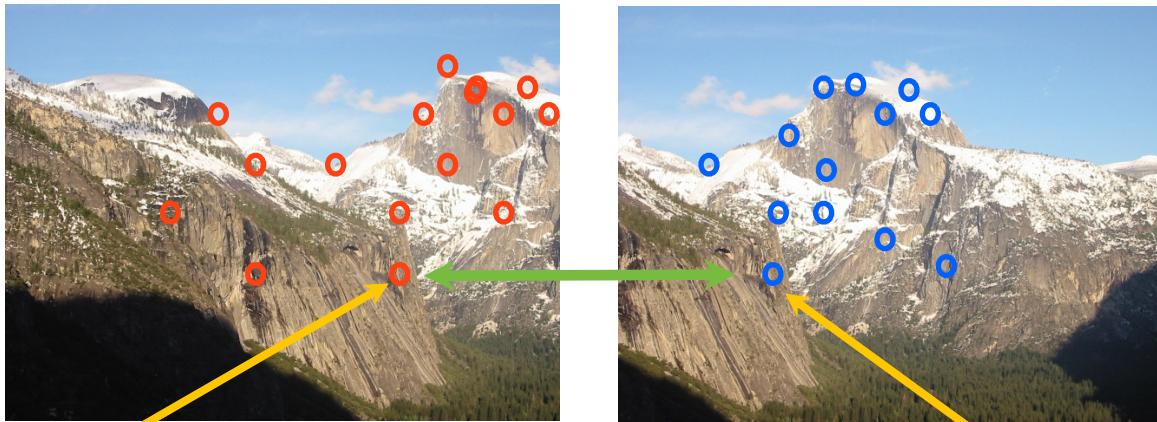

$$(u_1, u_2, \dots, u_{128})$$

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

- Найти особые точки
- Построить дексрипторы SIFT

# Построение SIFT Descriptors



# Общий порядок действий



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

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

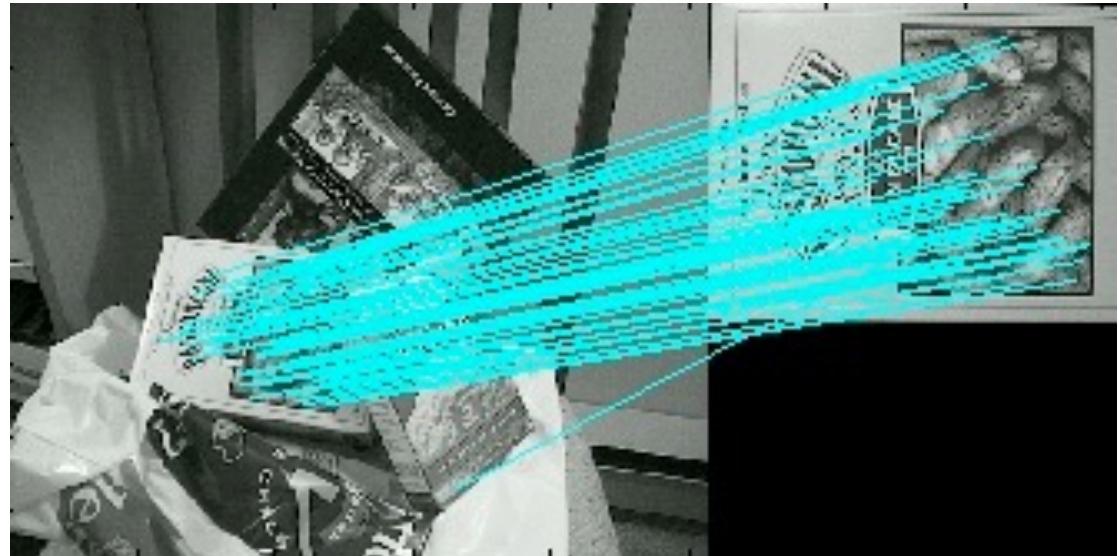
- Найти особые точки
- Построить декрипторы SIFT
- Сопоставить декрипторы SIFT

# Match SIFT Descriptors

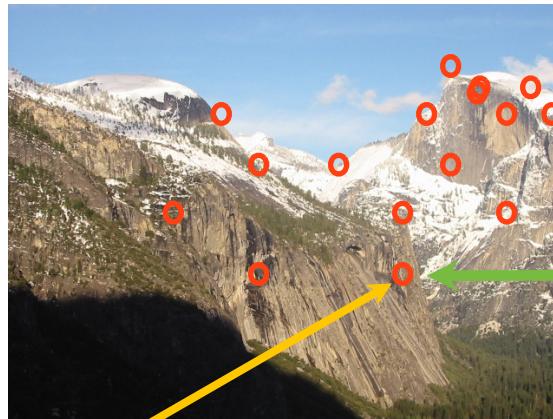
- Расстояние между парами

Алгоритм:

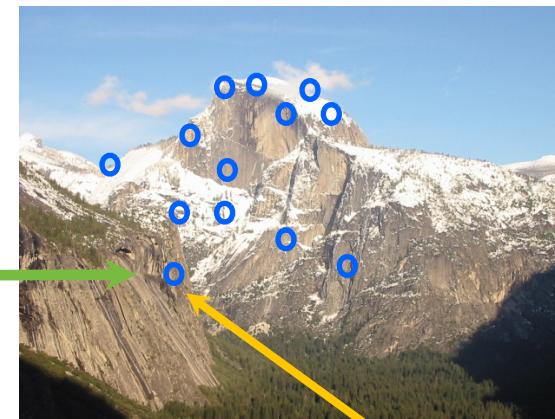
- Соответствие дескрипторов SIFT (6 строк кода)
- Вход: D1, D2, порог (по умолчанию 0.7)
- Выход: соответствие [индекс D1, индекс D2].



# Общий порядок действий



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



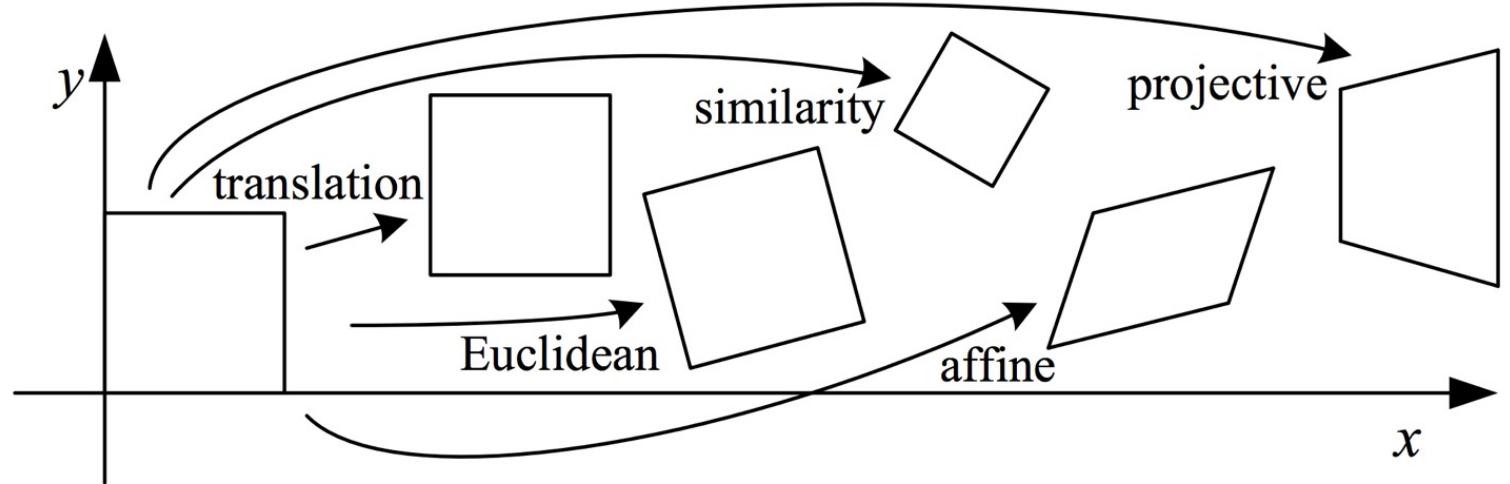
$(v_1, v_2, \dots, v_{128})$

- 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

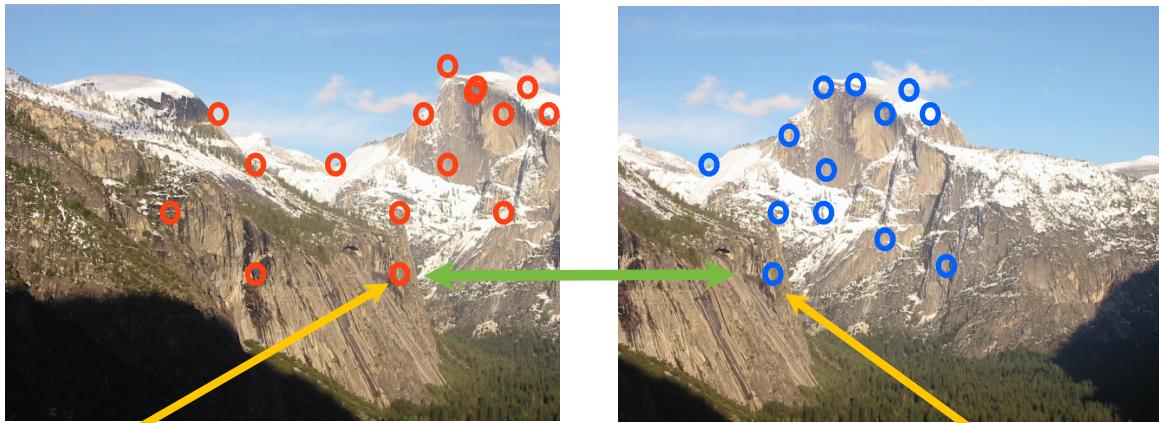


Псевдокод:

- 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

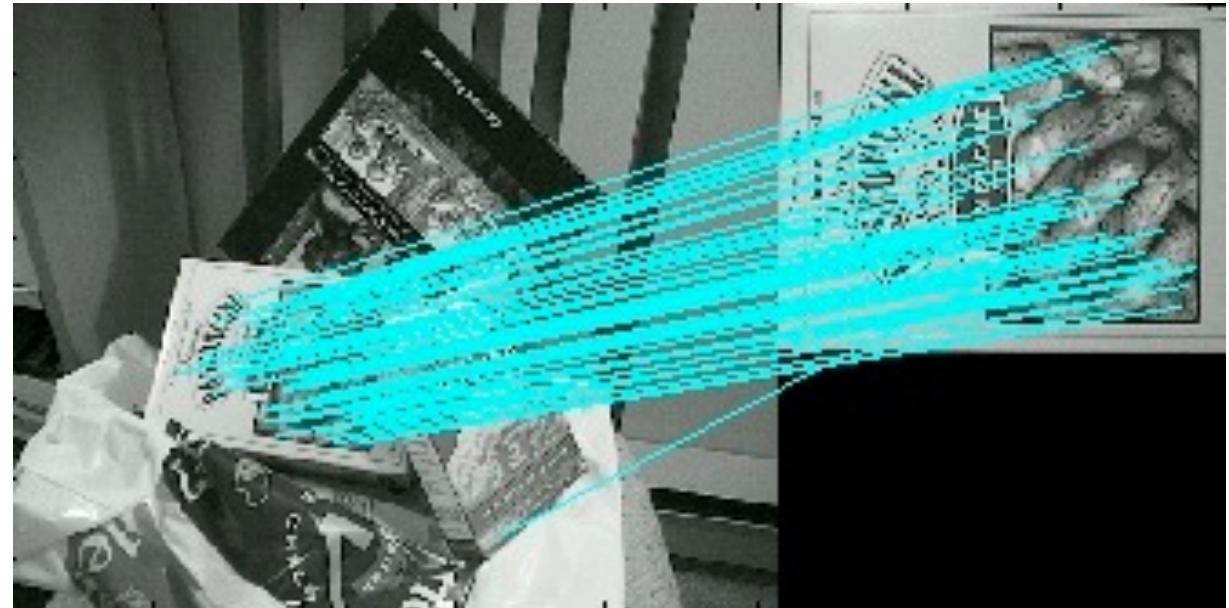
# RANSAC

Построение преобразования

RANSAC – расчет ошибки ( $n=3$ ):

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

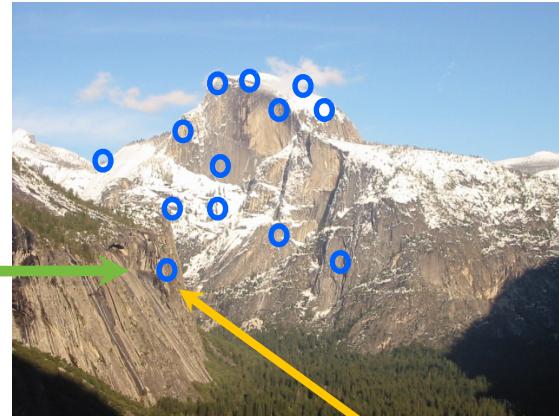
$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$



# Общий порядок действий



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

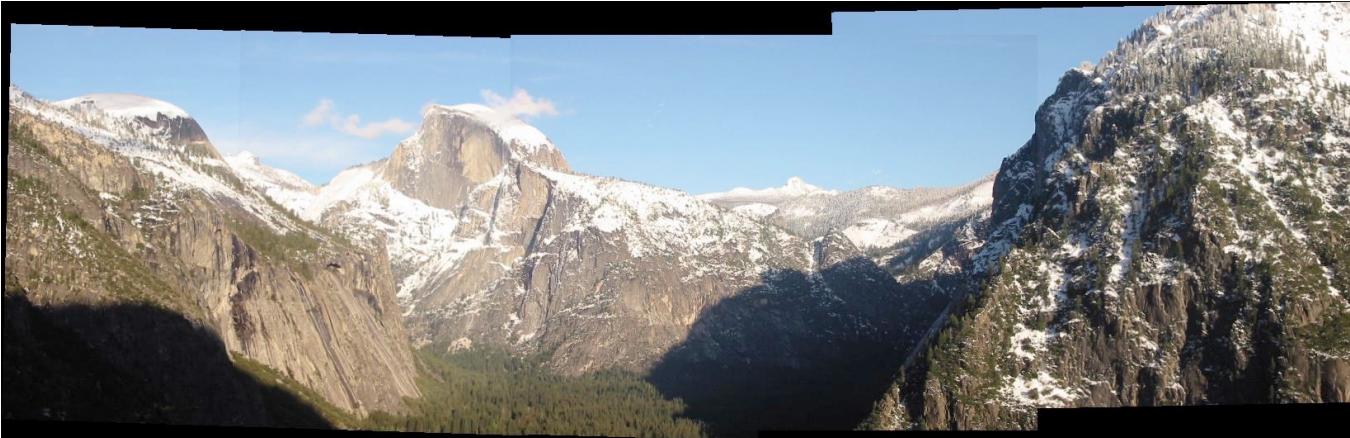


$(v_1, v_2, \dots, v_{128})$

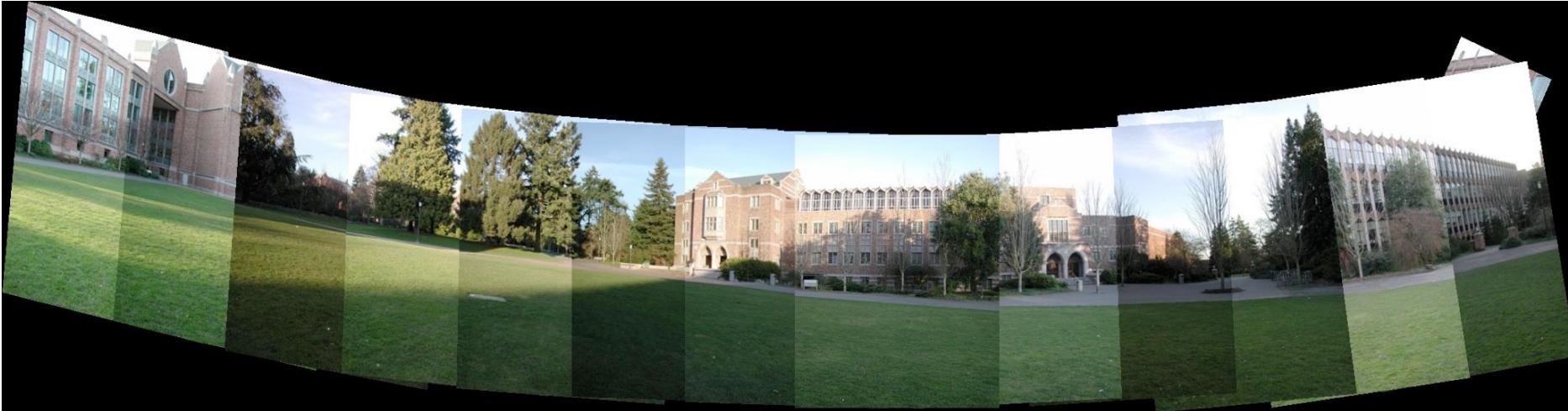
- Найти особые точки
- Построить дескрипторы SIFT
- Сопоставить SIFT фичи
- Построить преобразование
- RANSAC



# Результаты



# Результаты



# Заключение

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