

# Точечные особенности изображения и их отслеживание

Сергей Кривохатский

СПбГУ, Современное программирование

16 сентября 2022 г.

# Трекинг камеры / Structure from Motion I

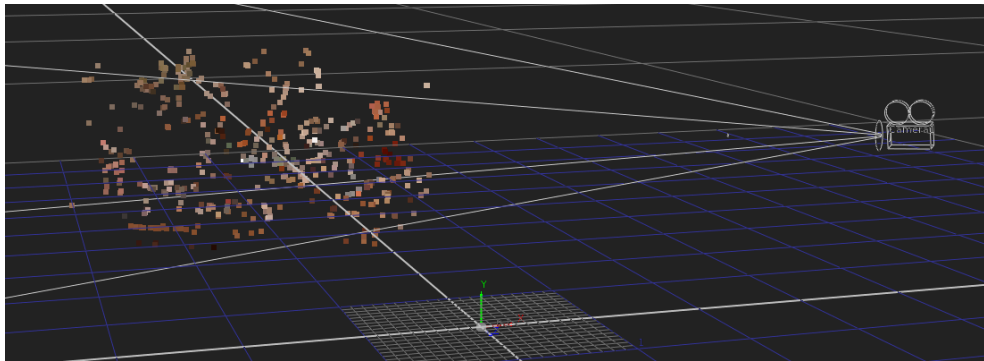
Входные данные — набор изображений (кадров) одной и той же сцены, снятой с разных ракурсов



# Трекинг камеры / Structure from Motion II

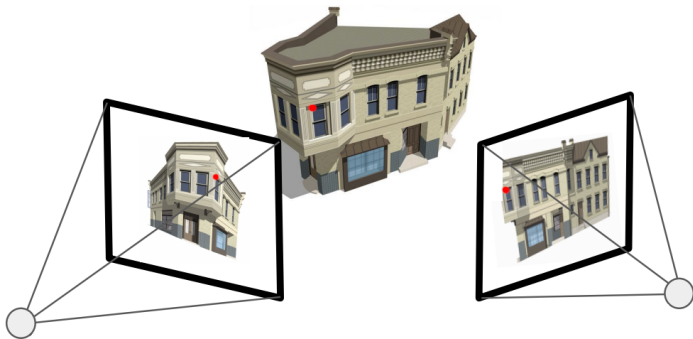
Выходные данные — 3D-структура сцены

- ▶ позиции камер, с которых сняты изображения
- ▶ облако точек — набор 3D-координат некоторых точек сцены



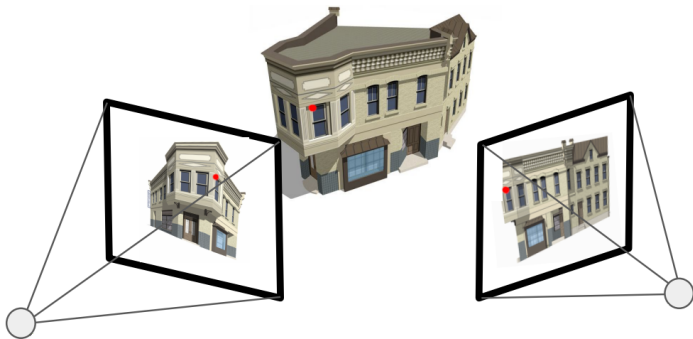
# Что происходит при съемке?

- ▶ 3D-точки, попадающие в объектив, проецируются в 2D-точки на кадре
- ▶ одна и та же 3D-точка попадает в разные 2D-позиции на разных кадрах



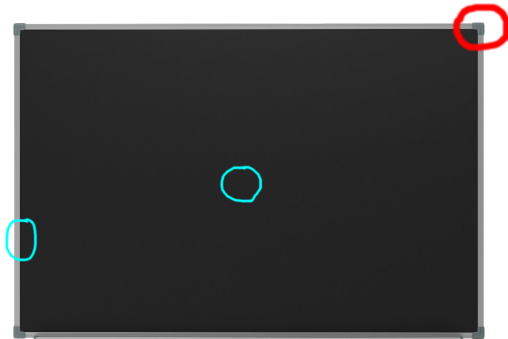
# Как начать восстанавливать 3D-информацию?

- ▶ нужно найти соответствия между 2D-точками, являющимися проекциями одной и той же 3D-точки
- ▶ для всех точек это сделать сложно, поэтому ограничимся хорошо отличимыми *особенными* точками



# Локальные точечные особенности

*Локальная точечная особенность* или *ключевая точка* — точка изображения (вместе с небольшой окрестностью), заметно отличающаяся от других



# Какие ключевые точки нужны нам? I

Возможны два варианта

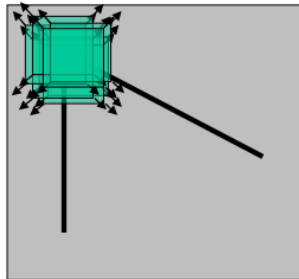
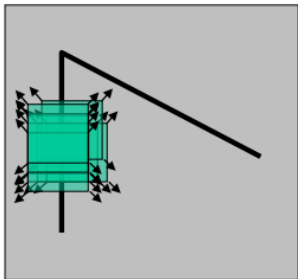
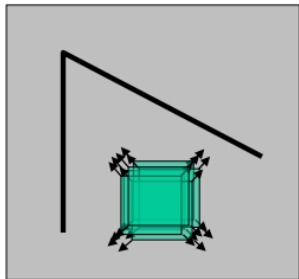
- ▶ кадры сняты независимо друг от друга
  - ▶ никаких специальных предположений сделать нельзя
- ▶ видео — кадры сняты последовательно
  - ▶ можно предполагать, что происходят только небольшие постепенные изменения

В этот раз речь пойдет о видео. А значит

- ▶ подойдут точки, перемещение которых легко заметить
- ▶ особенностям не обязательно выглядеть уникально

# Какие ключевые точки нужны нам? II

Зафиксируем прямоугольное «окно» на плоскости изображения и мысленно подвигаем изображение под ним

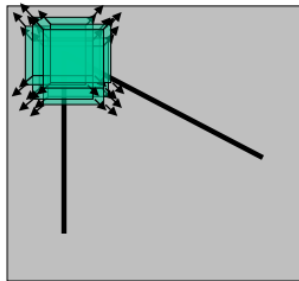
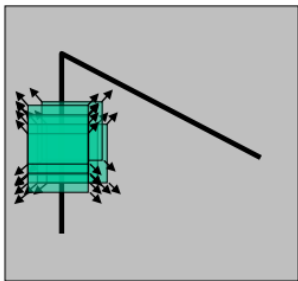
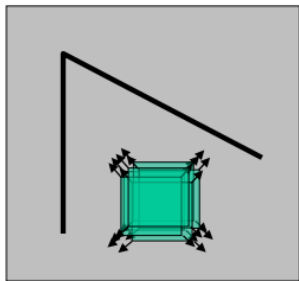


(или подвигаем окно над изображением в разные стороны)



# Какие ключевые точки нужны нам? III

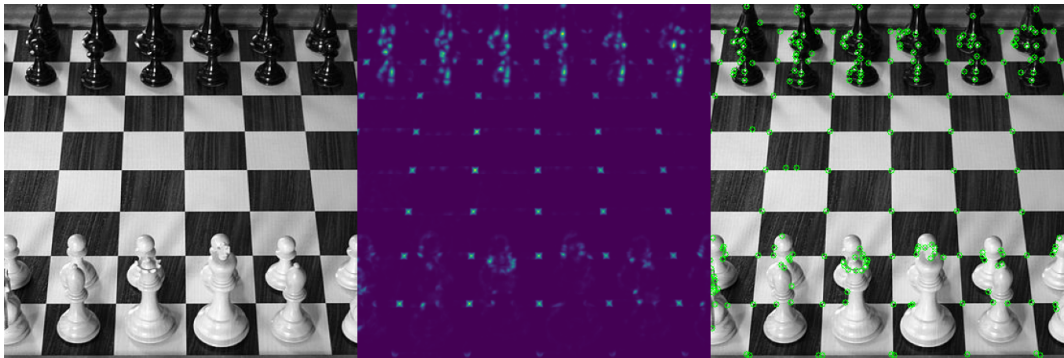
Если при сдвиге в любую сторону содержимое окна заметно меняется, движение такой особенности будет легко отследить



Подобные особенности называют *уголками*

# Идея алгоритма детектирования уголков

- ▶ посчитаем, насколько похож на уголок каждый пиксель
- ▶ выберем лучшие точки



# Подсчет качества уголка

Возьмем окно вокруг точки изображения и еще одно с небольшим сдвигом, посмотрим на разницу

$$d(W, \delta) := \sum_{p \in W} (I(p) - I(p + \delta))^2$$

где

- ▶  $I: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  — изображение
- ▶  $W$  — множество координат пикселей окна
- ▶  $\delta = (\delta_x \ \delta_y)^T$  — сдвиг

# Наивный подсчет качества

Промоделируем перемещение окна во все стороны

1. Определим множество сдвигов, например
$$\Delta := \{(\delta_x \ \delta_y)^T \mid \delta_x, \delta_y \in \{-2, -1, \dots, 2\}\}$$
2. Для каждого  $\delta \in \Delta$  посчитаем  $d(W, \delta)$
3. Как-то проанализируем полученные разницы и решим, уголок это или нет

Проблемы

- ▶ как правильно выполнять шаг 3?
- ▶ время работы —  $\Omega(|W| \cdot |\Delta|)$

# Эффективный подсчет качества I

$$I(p + \delta) = I(p) + \delta^\top \nabla I(p) + \dots \implies$$

$$\begin{aligned} d(W, \delta) &= \sum_{p \in W} (I(p) - I(p + \delta))^2 \approx \\ &\approx \sum_{p \in W} (I(p) - (I(p) + \delta^\top \nabla I(p)))^2 = \\ &= \sum_{p \in W} (-\delta^\top \nabla I(p))^2 \end{aligned}$$

# Эффективный подсчет качества II

$$d(W, \delta) \approx \sum_{p \in W} (\delta^\top \nabla I(p))^2 = \delta^\top A^\top A \delta = \delta^\top M \delta$$

где

$$A = \begin{pmatrix} l'_x(p_1) & l'_y(p_1) \\ l'_x(p_2) & l'_y(p_2) \\ \dots & \dots \\ l'_x(p_n) & l'_y(p_n) \end{pmatrix}$$

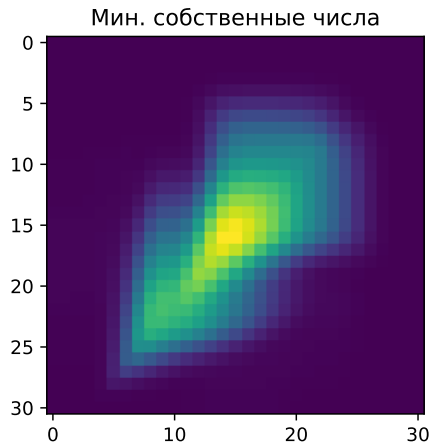
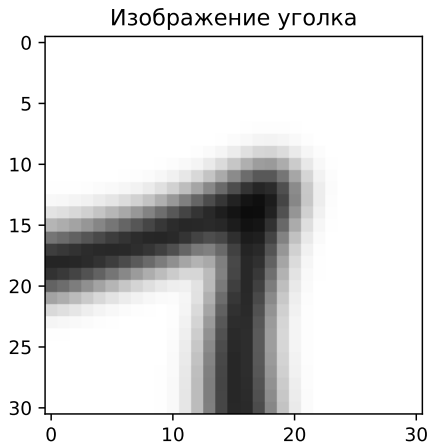
$$M = \sum_{p \in W} \begin{pmatrix} l'_x(p)^2 & l'_x(p)l'_y(p) \\ l'_x(p)l'_y(p) & l'_y(p)^2 \end{pmatrix}$$

# Эффективный подсчет качества III

- ▶ получаем квадратичную форму  $\delta^T M \delta$
- ▶ рассмотрим собственные числа  $\lambda_1$  и  $\lambda_2$  матрицы  $M$
- ▶ каждое число характеризует силу изменения участка под окном  $W$  в направлении соответствующего собственного вектора
- ▶ в качестве качества уголка возьмем  $\min\{\lambda_1, \lambda_2\}$

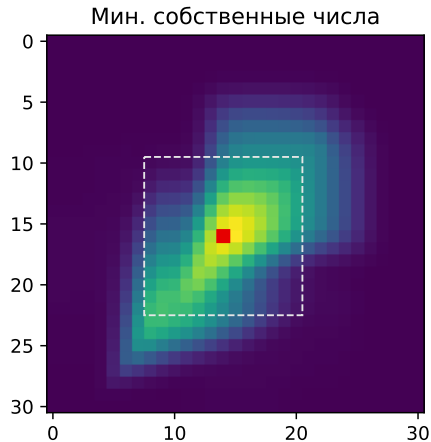
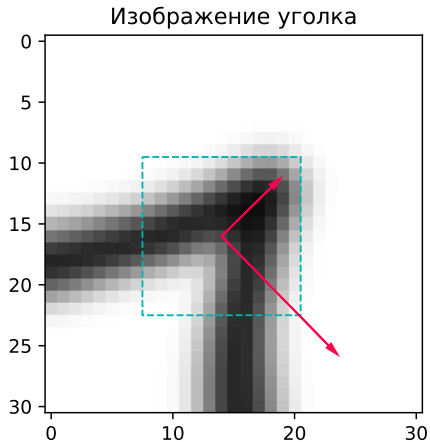
Сложность вычислений —  $\Theta(|W|)$

# Эффективный подсчет качества. Пример I





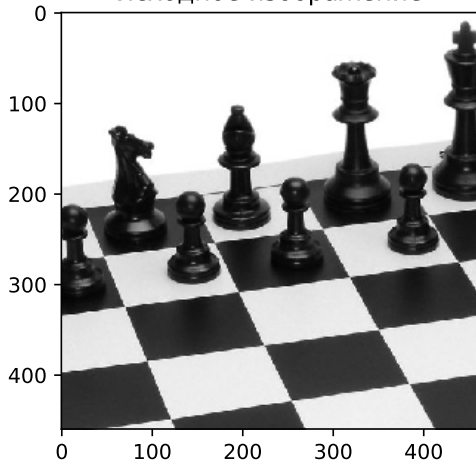
# Эффективный подсчет качества. Пример II



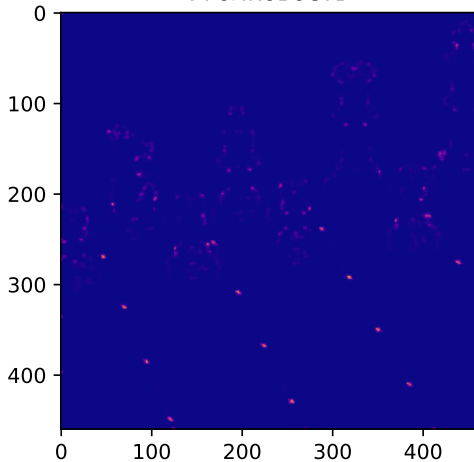
Длина стрелки пропорциональна величине собственного числа

# Эффективный подсчет качества. Пример III

Исходное изображение

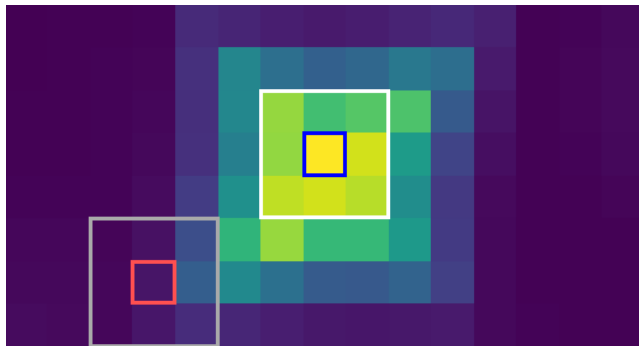


Угловость



# Non-maximum suppression

- ▶ чаще всего высокие значения качества уголков сгруппированы в небольшие участки
- ▶ такой участок скорее всего соответствует одному углу
- ▶ будем брать только локальные максимумы



# Детектор углов Ши — Томаси

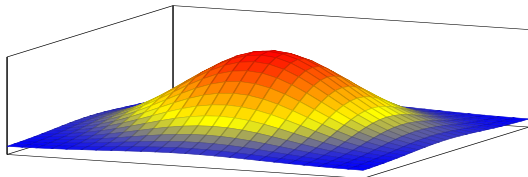
- ▶ зафиксируем размер окна
- ▶ для каждого пикселя посчитаем его качество
- ▶ в полученной матрице качества выделим локальные максимумы
- ▶ возьмем те максимумы, значение которых выше порогового

# Детектор уголков — детали I

- ▶ На практике разницы между пикселями окна могут учитываться с различными весами

$$d(W, \delta) := \sum_{p \in W} w(p)(I(p) - I(p + \delta))^2$$

где  $w(p)$  — функция веса. Например, Гауссова



# Детектор углов — детали II

Подсчет матрицы  $M$  может быть эффективно реализован с помощью сверток

$$\begin{pmatrix} G_{\sigma} * I_x^2 & G_{\sigma} * (I_x I_y) \\ G_{\sigma} * (I_x I_y) & G_{\sigma} * I_y^2 \end{pmatrix}$$

где

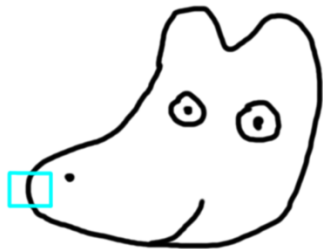
- ▶  $I_x = S_x * I$  — свертка с ядром фильтра Собеля по  $x$
- ▶  $I_y = S_y * I$  — свертка с ядром фильтра Собеля по  $y$
- ▶  $G_{\sigma}$  — Гауссово ядро

# Детектор уголков — масштаб

Масштаб имеет значение

- ▶ Маленькое окно
  - + Больше точек
  - + Быстрее работает
  - Упускаем крупные детали
- ▶ Большое окно
  - + Ловим крупные детали
  - Меньше точек
  - Медленнее работает
  - Лишние детали в окне

Ищем уголки на нескольких масштабах



# Пирамиды изображений

1.  $I_0 = I$  — исходное изображение
2.  $I_1$  — уменьшенный  $I_0$ 
  - ▶ размыть по Гауссу
  - ▶ выбросить половину столбцов и половину строк
3. ...

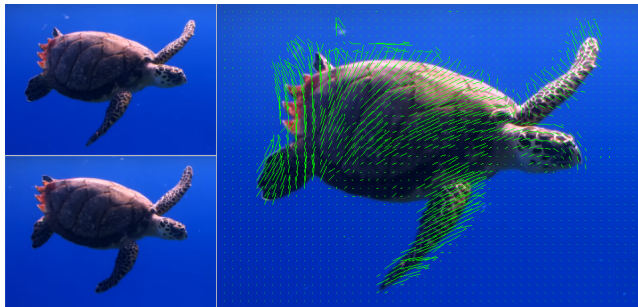


$$1 + \frac{1}{4} + \frac{1}{16} + \frac{1}{64} + \dots = \frac{4}{3}$$



# Отслеживание уголков — оптический поток I

- ▶ Для каждого уголка текущего кадра необходимо определить, куда он переместится на следующем
- ▶ *Оптический поток* — характеристика видимого движения объектов сцены



# Отслеживание уголков — оптический поток II

- ▶ Для каждого уголка текущего кадра необходимо определить, куда он переместится на следующем
- ▶ Предполагаем, что от кадра к кадру картинка меняется не очень сильно
- ▶ Делаем следующие допущения
  - ▶ точки в окрестности уголка (в окне) смещаются одинаково
  - ▶ яркость точек уголка не меняется со временем (практически)
  - ▶ смещение уголка невелико

# Отслеживание уголка

Исходя из допущений будем искать минимум  $f(\mathbf{v})$

$$f(\mathbf{v}) := \sum_{p \in W} (J(p + \mathbf{v}) - I(p))^2$$

где

- ▶  $I$  — текущий кадр, а  $J$  — следующий
- ▶  $\{p_1, \dots, p_n\} \equiv W$  — окно вокруг уголка
- ▶  $\mathbf{v} = (v_x \ v_y)^T$  — искомое смещение уголка

# Отслеживание уголка — упрощаем выражение

$$J(p + v) = J(p) + v^T \nabla J(p) + \dots \implies$$

$$\begin{aligned} f(v) &= \sum_{p \in W} (J(p + v) - I(p))^2 \approx \\ &\approx \sum_{p \in W} (J(p) + v^T \nabla J(p) - I(p))^2 = \\ &= \sum_{p \in W} (v^T \nabla J(p) - (I(p) - J(p)))^2 \end{aligned}$$

# Отслеживание уголка — СЛАУ I

$$\begin{aligned} f(v) &\approx \sum_{p \in W} (v^T \nabla J(p) - (I(p) - J(p)))^2 = \\ &= (Av - b)^T (Av - b) =: \tilde{f}(v) \end{aligned}$$

где

$$A = \begin{pmatrix} J'_x(p_1) & J'_y(p_1) \\ \dots & \dots \\ J'_x(p_n) & J'_y(p_n) \end{pmatrix} \quad v = \begin{pmatrix} v_x \\ v_y \end{pmatrix} \quad b = \begin{pmatrix} I(p_1) - J(p_1) \\ \dots \\ I(p_n) - J(p_n) \end{pmatrix}$$

# Отслеживание уголка — минимизация I

- Для отслеживания уголка минимизируем сумму квадратов

$$(Av - b)^T(Av - b) \rightarrow \min$$

- Можно добавить веса, если хочется, чтобы пиксели окна влияли по-разному

$$(Av - b)^T \begin{pmatrix} w_1 & & \\ & \ddots & \\ & & w_n \end{pmatrix} (Av - b) \rightarrow \min$$

# Отслеживание уголка — минимизация II

- Распишем минимизируемое выражение

$$\tilde{f}(v) = (Av - b)^T(Av - b) = v^T(A^T A)v - 2b^T Av + b^T b$$

- Продифференцируем:  $\nabla \tilde{f}(v) = 2A^T Av - 2A^T b$
- Приравняем  $\nabla \tilde{f}(v)$  к нулю:  $A^T Av = A^T b$
- Решение этой системы — минимум, т.к.  $x^T A^T Ax = (Ax)^2$
- Матрица того же вида, что в детекторе уголков!

$$A^T A = \sum_{p \in W} \begin{pmatrix} J'_x(p)^2 & J'_x(p)J'_y(p) \\ J'_x(p)J'_y(p) & J'_y(p)^2 \end{pmatrix}$$

# Метод Лукаса — Канаде

- ▶ Из-за приближения получим не идеальное смещение
- ▶ Для уточнения метод применяется итеративно
  1. вычислить смещение  $v$
  2. если оно близко к нулю, закончить алгоритм
  3. иначе подвинуть следующий кадр  $J$  на  $-v$  и перейти к пункту 1

$$J_{i+1}(p) := J_i(p + v)$$

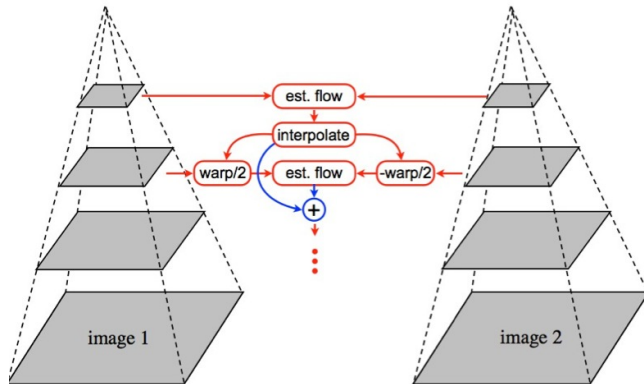
где  $i$  — номер итерации,  $J_0 := J$

- ▶ При реализации важно проводить вычисления с субпиксельной точностью — интерполировать изображение



# Метод Лукаса — Канаде — пирамиды

- ▶ Метод не работает для очень больших смещений
- ▶ Решить проблему можно с помощью пирамид



Спасибо за внимание!