

Компьютерное Зрение
Лекция №9, весна 2021

Оптический видеопоток



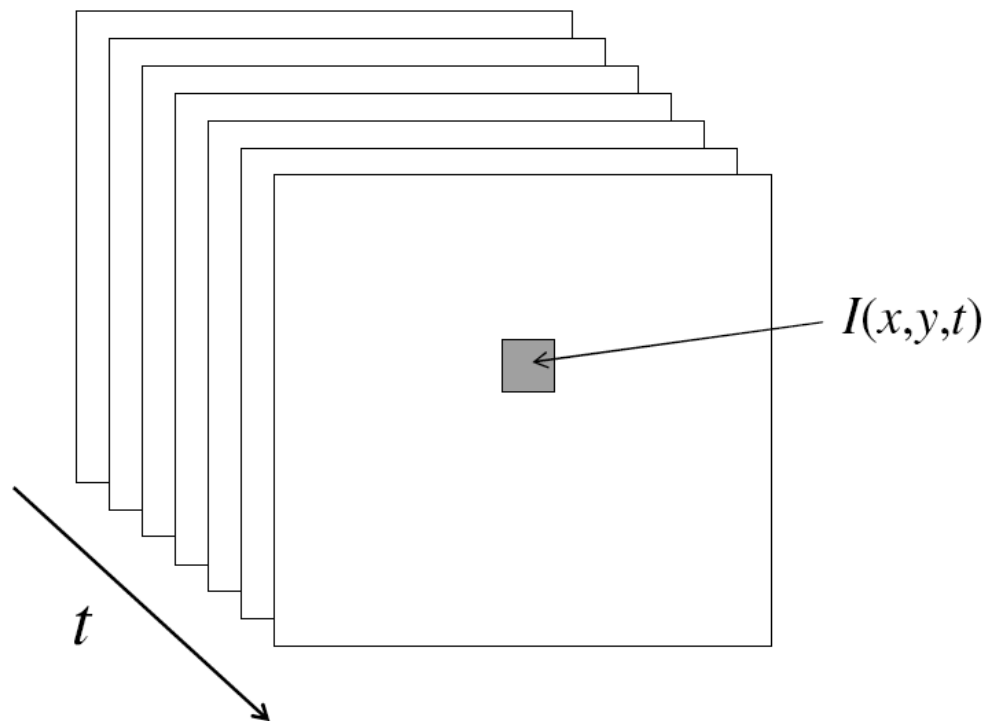
Кафедра
технологий
проектирования
сложных
технических
систем

Что будем изучать сегодня

- Оптический поток
- Lucas-Kanade method
- Horn-Schunk method
- Пирамиды для большого движения
- Общий подход
- Применения

От изображений к видео

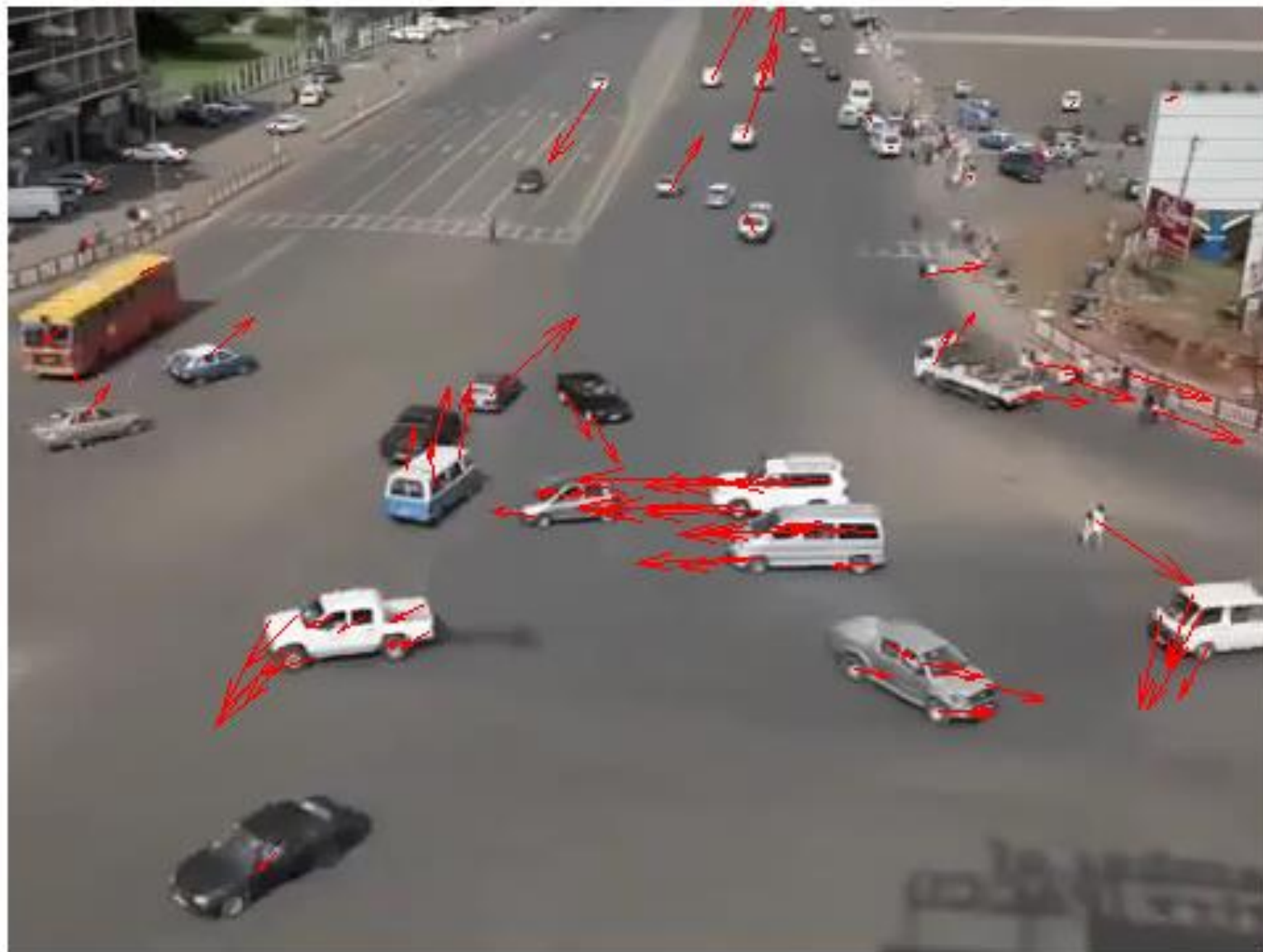
- Видео - это последовательность кадров, захваченных с течением времени.
- Теперь наши данные изображения являются функцией пространства (x, y) и времени (t) .



Почему движение полезно?



Почему движение полезно?

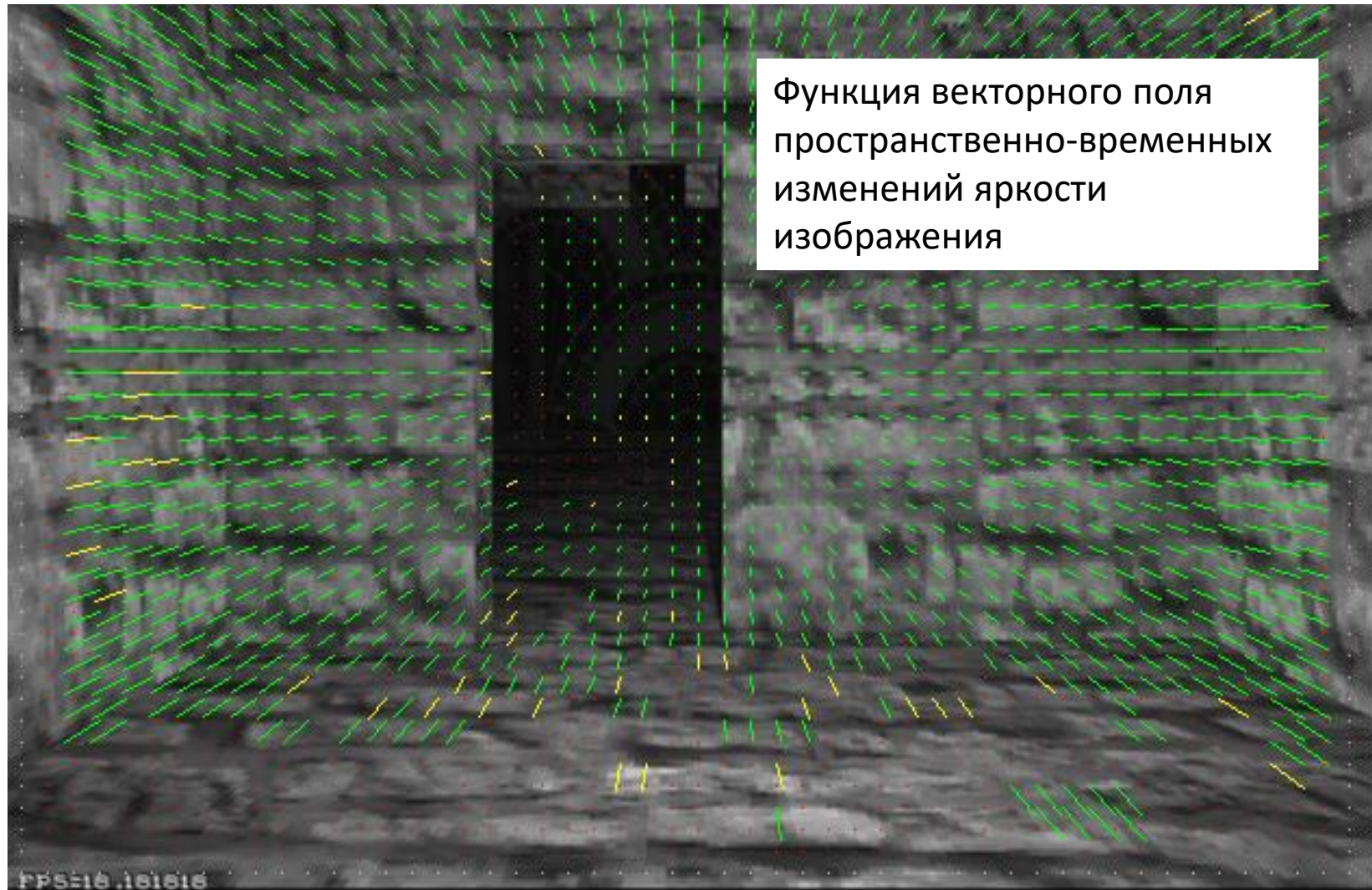


Оптический поток

- Определение: оптический поток - это видимое движение шаблонов яркости на изображении.
- Примечание: видимое движение может быть вызвано изменением освещения без какого-либо фактического движения.
 - Подумайте о равномерно вращающейся сфере при неподвижном освещении по сравнению со стационарной сферой при движущемся освещении.

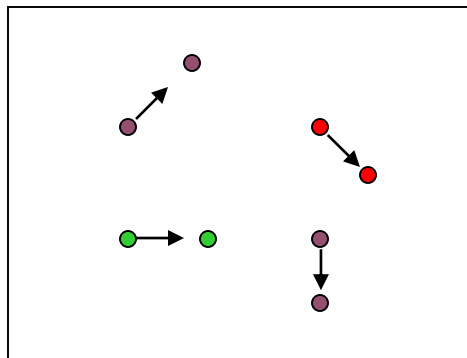
Цель: восстановить движение изображения для каждого пикселя из оптического потока

Оптический поток

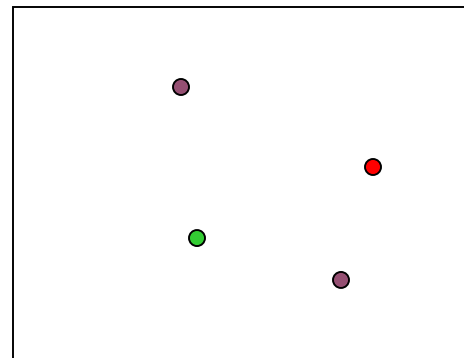


Picture courtesy of Selim Temizer - Learning and Intelligent Systems (LIS) Group, MIT

Оценка оптического потока



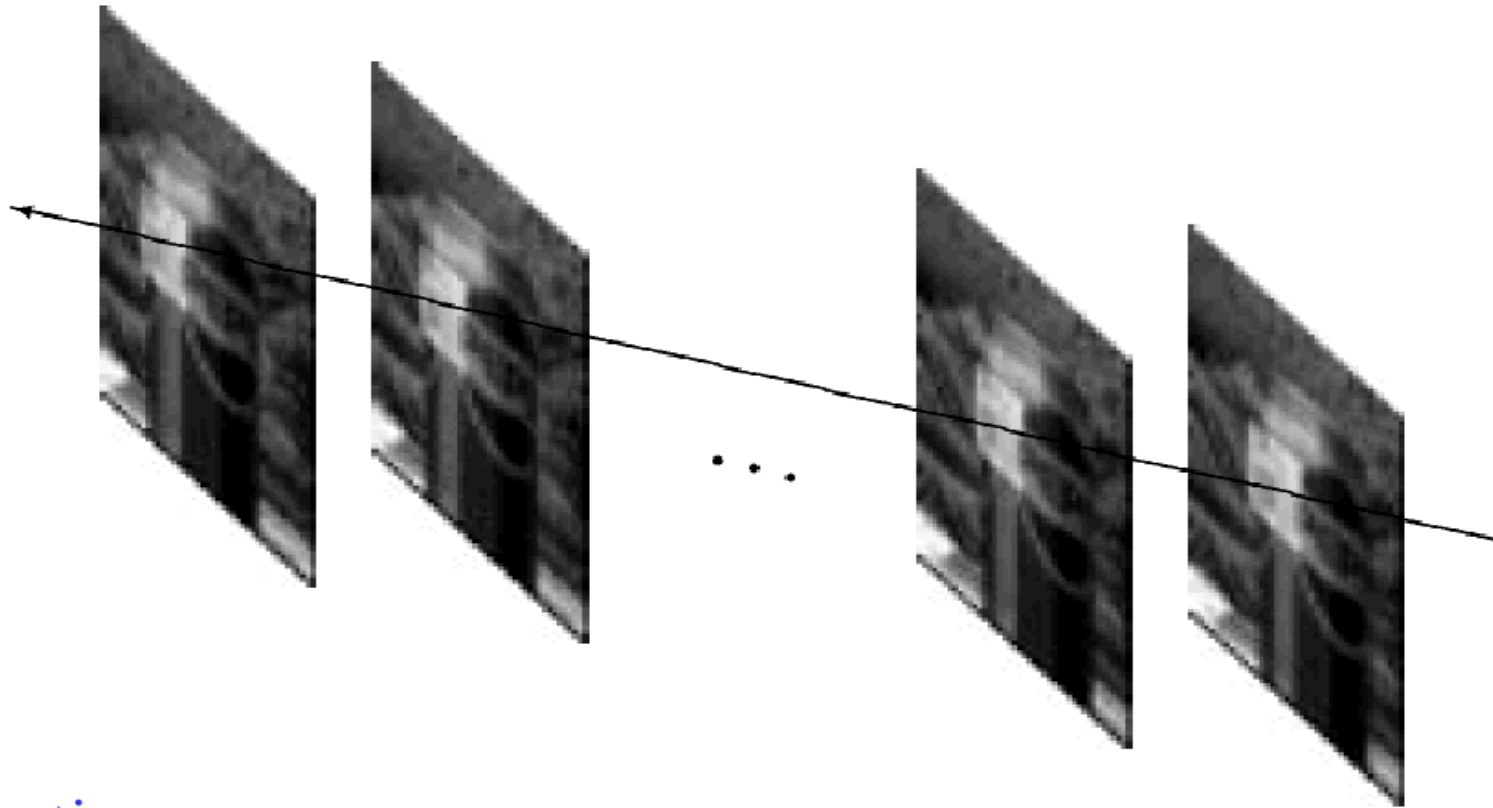
$I(x,y,t-1)$



$I(x,y,t)$

- Учитывая два последующих кадра, оценим видимое поле движения $u(x,y)$, $v(x,y)$ между ними
- Ключевые допущения
 - **Небольшое движение:** точки уходят не очень далеко
 - **Постоянство яркости:** проекция одной и той же точки выглядит одинаково на каждом кадре.
 - **Пространственная когерентность:** точки перемещаются, как их соседи

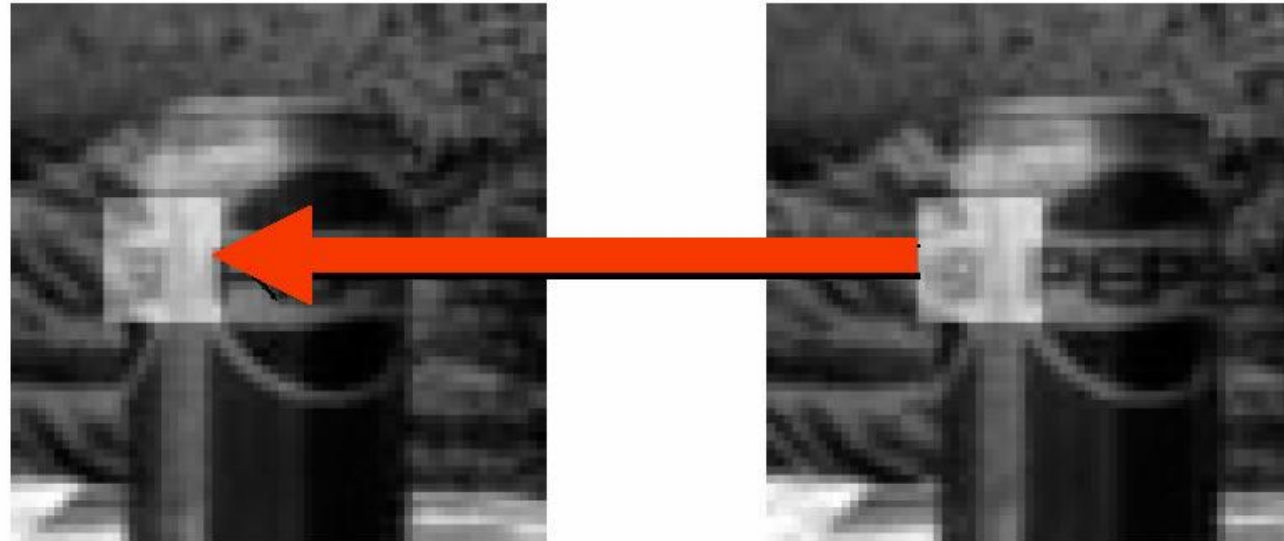
Ключевые допущения: небольшое изменение



Assumption:

The image motion of a surface patch changes gradually over time.

Ключевые допущения: постоянство яркости



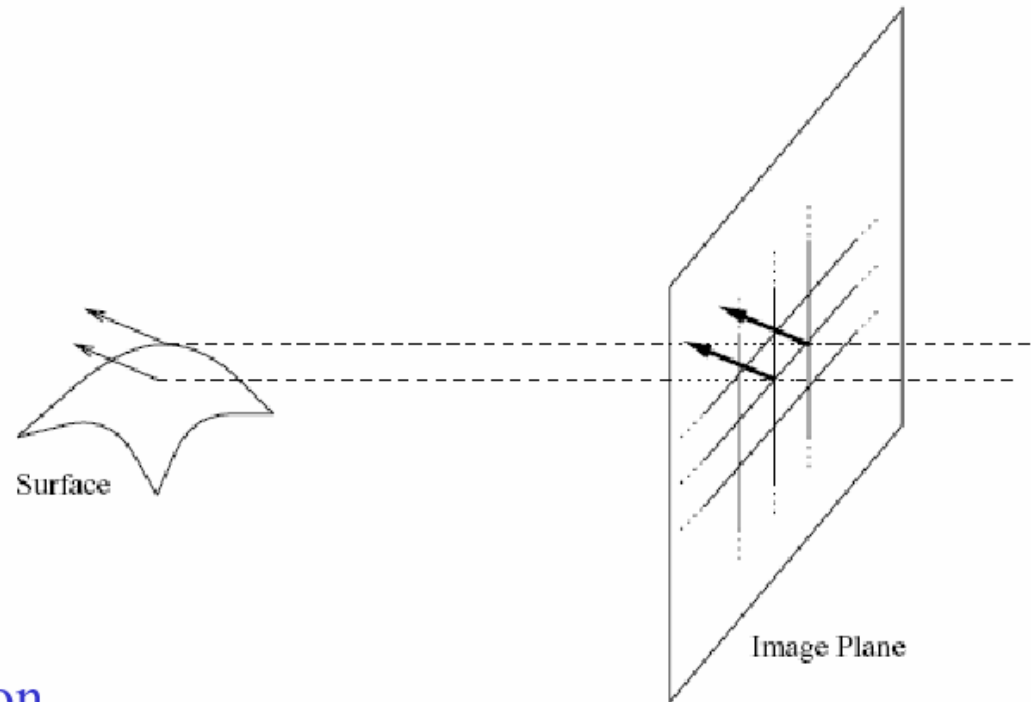
Assumption

Image measurements (e.g. brightness) in a small region remain the same although their location may change.

$$I(x, y, t - 1) = I(x + u(x, y), y + v(x, y), t)$$

(assumption)

Ключевые допущения: пространственная когерентность



Assumption

- * Neighboring points in the scene typically belong to the same surface and hence typically have similar motions.
- * Since they also project to nearby points in the image, we expect spatial coherence in image flow.

Постоянство яркости

Уравнение Brightness Constancy:

$$I(x + u\delta t, y + v\delta t, t + \delta t) = I(x, y, t)$$

Линеаризация правой части уравнения:

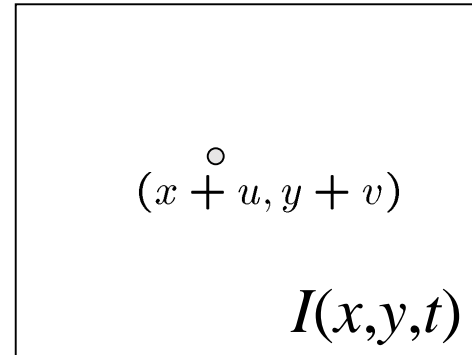
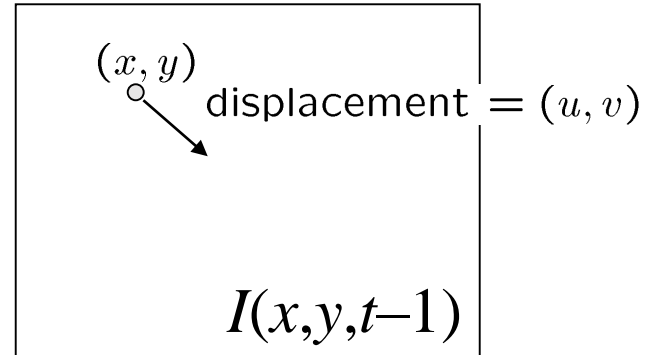
$$I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x}\delta x + \frac{\partial I}{\partial y}\delta y + \frac{\partial I}{\partial t}\delta t = I(x, y, t) \quad \text{assuming small motion}$$

$$\frac{\partial I}{\partial x}\delta x + \frac{\partial I}{\partial y}\delta y + \frac{\partial I}{\partial t}\delta t = 0$$

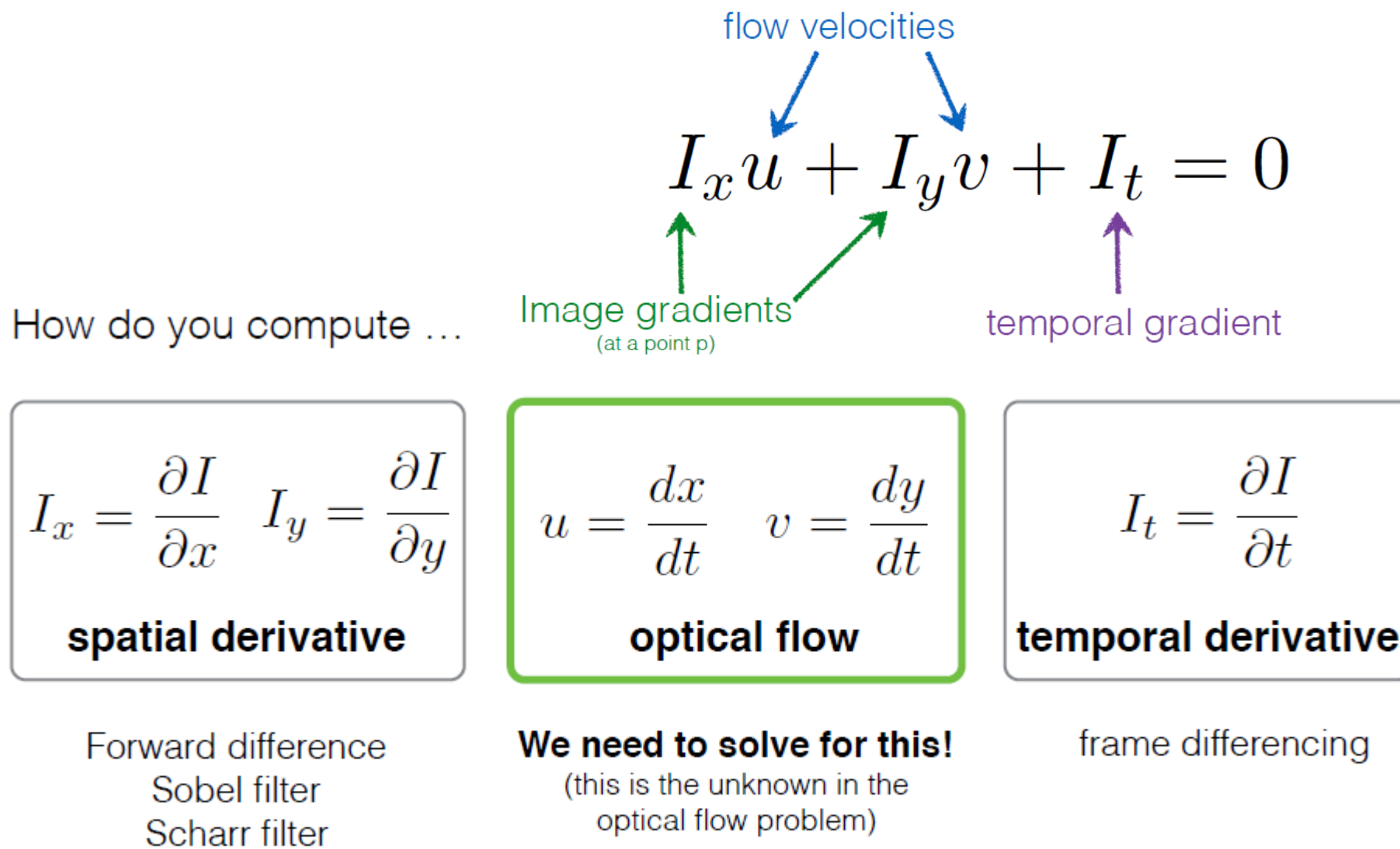
divide by δt
take limit $\delta t \rightarrow 0$

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0$$

**Brightness Constancy
Equation**



Представление оптического потока

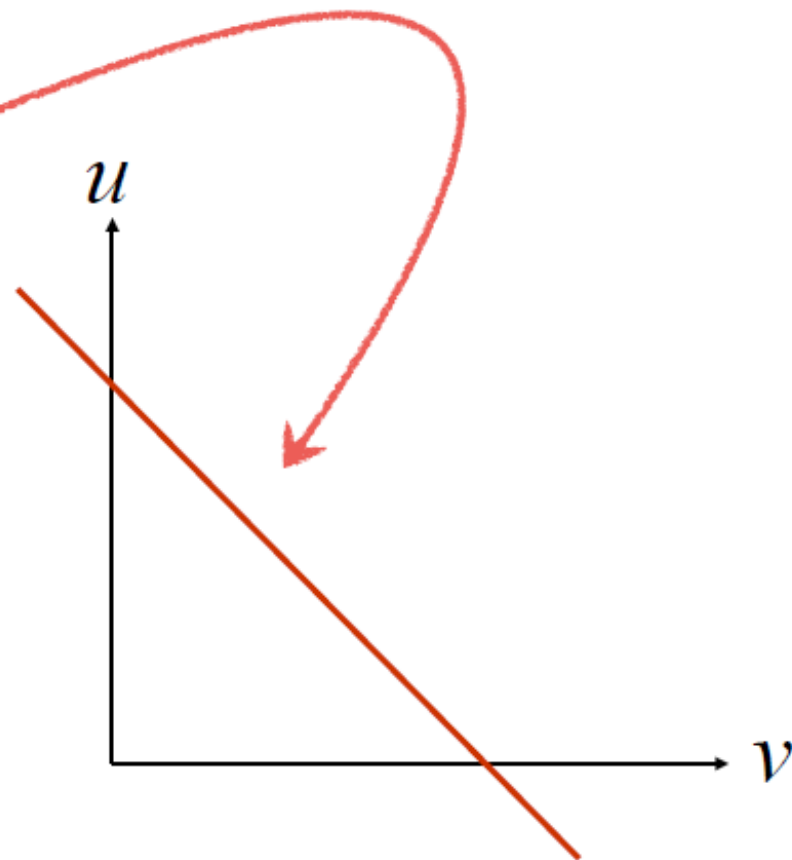


Представление оптического потока

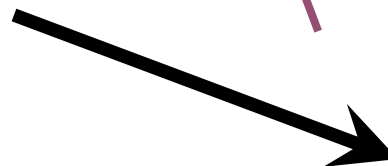
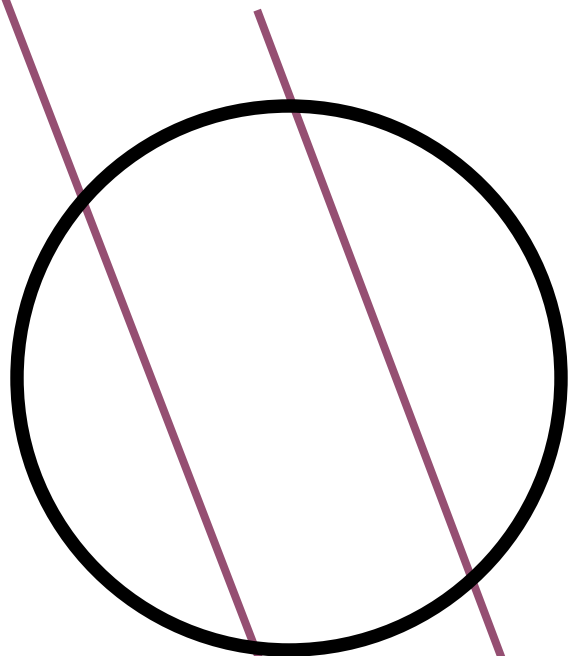
Solution lies on a straight line

$$I_x u + I_y v + I_t = 0$$

many combinations of u and v will satisfy the equality

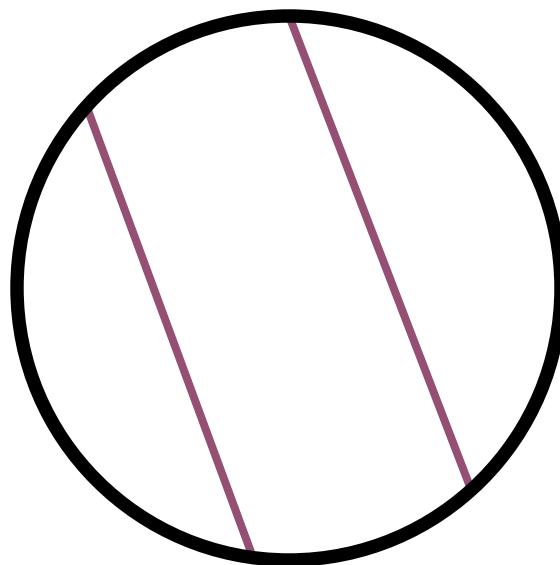


The aperture problem



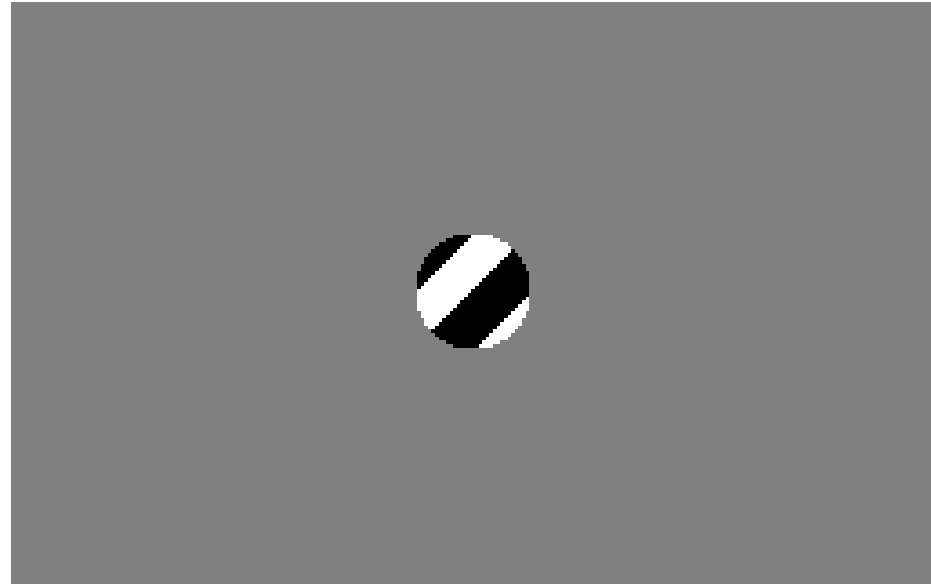
Фактическое движение

The aperture problem



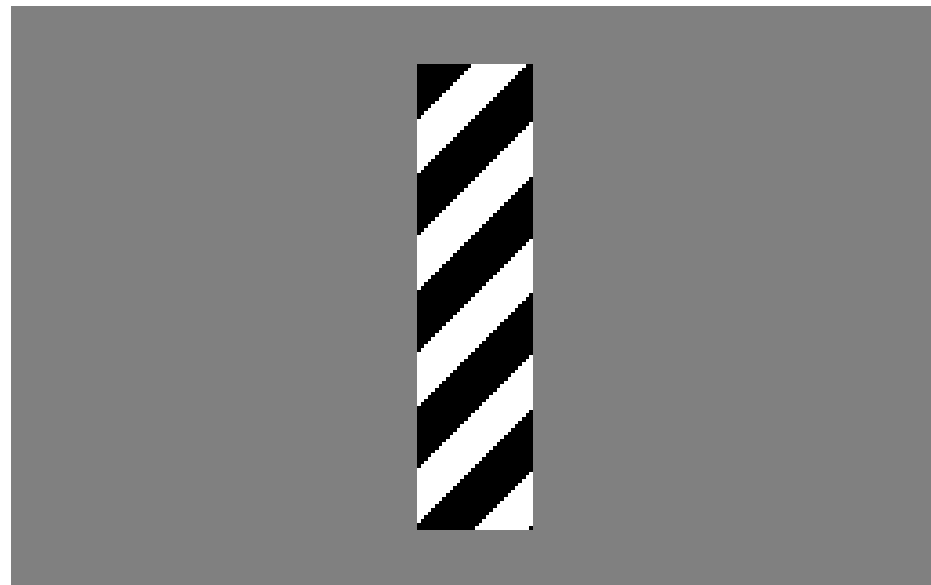
Воспринятое движение

The barber pole illusion



http://en.wikipedia.org/wiki/Barberpole_illusion

The barber pole illusion



http://en.wikipedia.org/wiki/Barberpole_illusion

Что будем изучать сегодня

- Оптический поток
- Lucas-Kanade method
- Horn-Schunk method
- Пирамиды для большого движения
- Общая подход
- Применения

Solving the ambiguity...

- How to get more equations for a pixel?
- **Инвариант пространственной когерентности:**
- Соседние пиксели должны иметь схожие (u,v)
 - Если мы используем окно 5x5, это дает нам 25 уравнений от каждого пикселя

$$0 = I_t(\mathbf{p}_i) + \nabla I(\mathbf{p}_i) \cdot [u \ v]$$

$$\begin{bmatrix} I_x(\mathbf{p}_1) & I_y(\mathbf{p}_1) \\ I_x(\mathbf{p}_2) & I_y(\mathbf{p}_2) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(\mathbf{p}_{25}) & I_y(\mathbf{p}_{25}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} I_t(\mathbf{p}_1) \\ I_t(\mathbf{p}_2) \\ \vdots \\ I_t(\mathbf{p}_{25}) \end{bmatrix}$$

Lucas-Kanade flow

- Перегруженная линейная система:

$$\begin{bmatrix} I_x(p_1) & I_y(p_1) \\ I_x(p_2) & I_y(p_2) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(p_{25}) & I_y(p_{25}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} I_t(p_1) \\ I_t(p_2) \\ \vdots \\ I_t(p_{25}) \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} A & d = b \\ 25 \times 2 & 2 \times 1 & 25 \times 1 \end{matrix}$$

Lucas-Kanade flow

- Перегруженная линейная система

$$\begin{bmatrix} I_x(p_1) & I_y(p_1) \\ I_x(p_2) & I_y(p_2) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(p_{25}) & I_y(p_{25}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} I_t(p_1) \\ I_t(p_2) \\ \vdots \\ I_t(p_{25}) \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} A & d = b \\ 25 \times 2 & 2 \times 1 & 25 \times 1 \end{matrix}$$

Метод наименьших квадратов $(A^T A) d = A^T b$

$$\begin{bmatrix} \sum I_x I_x & \sum I_x I_y \\ \sum I_x I_y & \sum I_y I_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \sum I_x I_t \\ \sum I_y I_t \end{bmatrix}$$

$A^T A$ $A^T b$

Обобщение всех пикселей в окне $K \times K$

Условия для разрешения уравнения

- Optimal (u, v) satisfies Lucas-Kanade equation

$$\begin{bmatrix} \sum I_x I_x & \sum I_x I_y \\ \sum I_x I_y & \sum I_y I_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \sum I_x I_t \\ \sum I_y I_t \end{bmatrix}$$

$A^T A$ $A^T b$

Когда эта система разрешима?

- $A^T A$ должно быть обратима
- $A^T A$ не должна быть маленькой из-за шума
 - собственные числа λ_1 и λ_2 матрицы $A^T A$ не должны быть маленькими
- $A^T A$ should be well-conditioned
 - λ_1 / λ_2 должны быть небольшие (λ_1 = larger eigenvalue)

Ничего не напоминает?

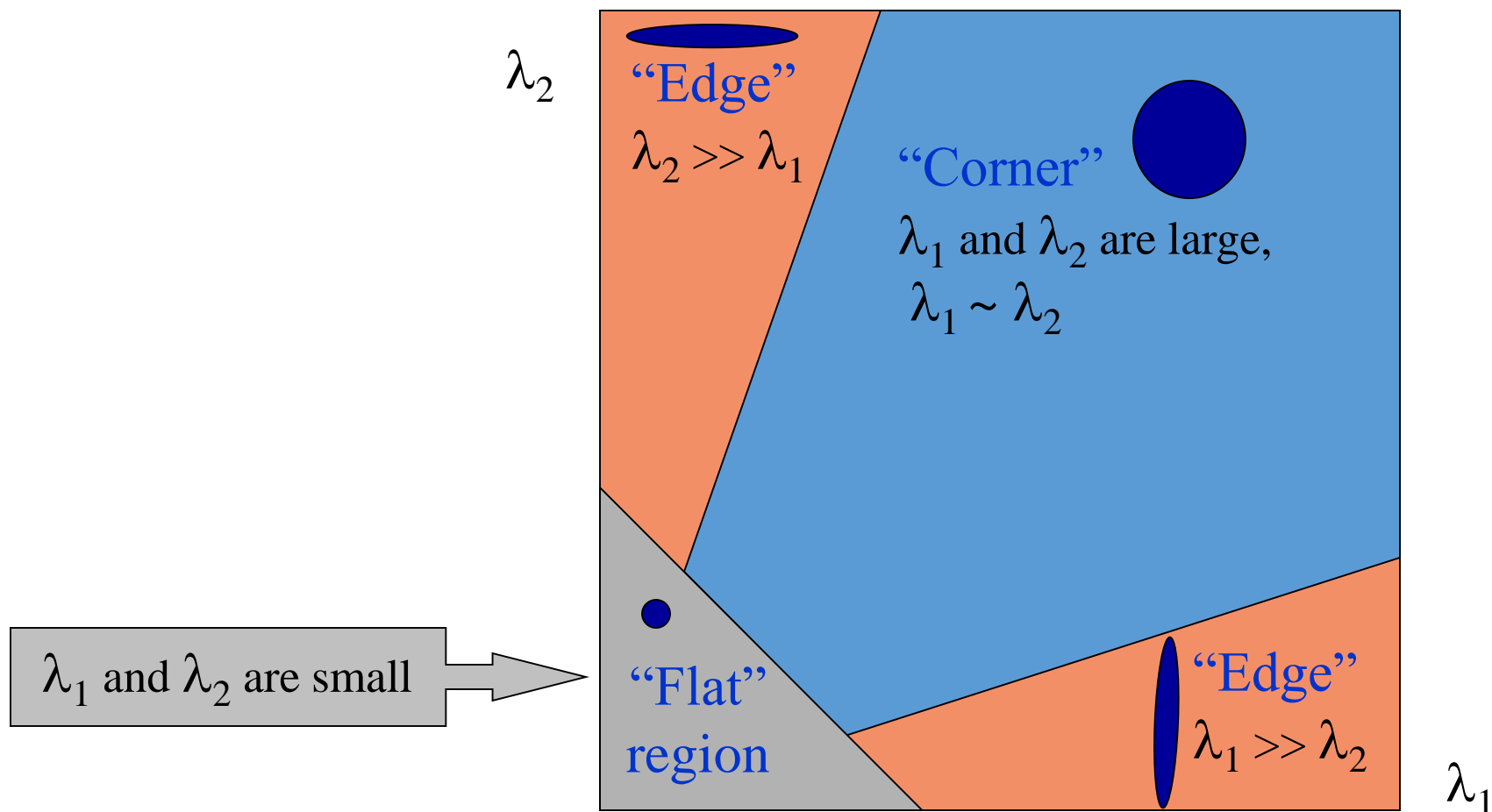
$M = A^T A$ это матрица вторых моментов!
(Harris corner detector...)

$$A^T A = \begin{bmatrix} \sum I_x I_x & \sum I_x I_y \\ \sum I_x I_y & \sum I_y I_y \end{bmatrix} = \sum \begin{bmatrix} I_x \\ I_y \end{bmatrix} [I_x \ I_y] = \sum \nabla I (\nabla I)^T$$

- Собственные вектора и значения матрицы $A^T A$ определяют направление и амплитуду движения
 - The eigenvector associated with the larger eigenvalue points in the direction of fastest intensity change
 - The other eigenvector is orthogonal to it

Интерпретация собственных чисел

Классификация точки по собственным значениям матрицы моментов:



Граница



$$\sum \nabla I (\nabla I)^T$$

– градиент очень большой или очень маленький

– большое λ_1 , маленькое λ_2

Регион с слабой текстурой

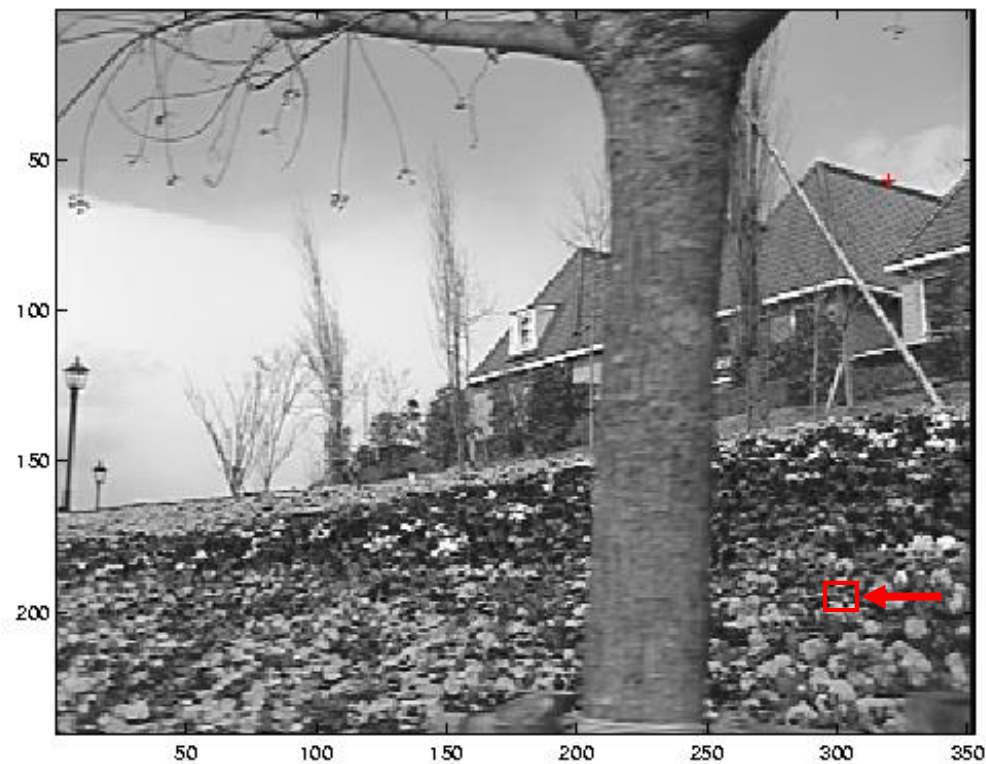


$$\sum \nabla I (\nabla I)^T$$

— градиент имеет маленькую амплитуду

— маленькое λ_1 , маленькое λ_2

Регион с сильной текстурой



$$\sum \nabla I (\nabla I)^T$$

– градиенты в разные стороны, большая амплитуда

– большое λ_1 , большое λ_2

Ошибки в методе Lukas-Kanade

What are the potential causes of errors in this procedure?

- Suppose $A^T A$ is easily invertible
- Suppose there is not much noise in the image
- Когда нарушаются ограничения
 - Яркость **не** остается постоянной во времени
 - **Большое** изменение движения
 - Соседние точки ведут себя по-разному
 - окно слишком большое
 - какой оптимальный размер окна?

Улучшение модели

- Разложение в ряд:

$$0 = I(x + u, y + v) - I_{t-1}(x, y)$$

$$\approx I(x, y) + I_x u + I_y v - I_{t-1}(x, y)$$

- Это не очень точно

- Для повышения точности при разложении нужны члены высокого порядка:

$$= I(x, y) + I_x u + I_y v + \text{higher order terms} - I_{t-1}(x, y)$$

- Теперь встает проблема поиска решения на (u, v) – нелинейная система:

- Можно разрешить с помощью метода Ньютона
 - В методе Lukas-Kanade применяется одна итерация метода Ньютона:
 - Лучше результат, чем больше итераций

Iterative Refinement

- Итеративный алгоритм Lukas-Kanade
 1. Оценить поток для каждого пикселя, решая уравнение Lucas-Kanade
 2. Warp $I(t-1)$ towards $I(t)$ using the estimated flow field
 - *use image warping techniques*
 3. Решить до конца последовательности

Что будем изучать сегодня

- Оптический поток
- Lucas-Kanade method
- **Horn-Schunk method**
- Пирамиды для большого движения
- Общая подход
- Применения

Horn-Schunk method

- Поток сформулирован как глобальная энергетическая функция, которая должна быть минимизирована:

$$E = \iint [(I_x u + I_y v + I_t)^2 + \alpha^2 (\|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2)] dx dy$$

Horn-Schunk method

- Поток сформулирован как глобальная энергетическая функция, которая должна быть минимизирована:
- Первая часть функции – изменение яркости.

$$E = \iint [(I_x u + I_y v + I_t)^2 + \alpha^2 (\|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2)] dx dy$$

Horn-Schunk method for optical flow

- Поток сформулирован как глобальная энергетическая функция, которая должна быть минимизирована :
- Вторая часть – регуляризация потока. Она пытается сделать так, чтобы изменения между пикселями были небольшими.

$$E = \iint [(I_x u + I_y v + I_t)^2 + \alpha^2 (\|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2)] dx dy$$

Horn-Schunk method

- Поток сформулирован как глобальная энергетическая функция, которая должна быть минимизирована :
- α – масштаб регуляризации. Большие значения α делают более «гладким».

$$E = \iint [(I_x u + I_y v + I_t)^2 + \alpha^2 (\|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2)] dx dy$$

Horn-Schunk method

- Поток сформулирован как глобальная энергетическая функция, которая должна быть минимизирована:

$$E = \iint [(I_x u + I_y v + I_t)^2 + \alpha^2 (\|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2)] dx dy$$

- Задачу минимизации можно решить, взяв производную по отношению к u и v . Получим следующие уравнения :

$$\frac{\partial L}{\partial u} - \frac{\partial}{\partial x} \frac{\partial L}{\partial u_x} - \frac{\partial}{\partial y} \frac{\partial L}{\partial u_y} = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial v} - \frac{\partial}{\partial x} \frac{\partial L}{\partial v_x} - \frac{\partial}{\partial y} \frac{\partial L}{\partial v_y} = 0$$

$$I_x (I_x u + I_y v + I_t) - \alpha^2 \Delta u = 0$$

$$I_y (I_x u + I_y v + I_t) - \alpha^2 \Delta v = 0$$

Horn-Schunk method

- Производные по отношению к u и v получаются:

$$I_x(I_x u + I_y v + I_t) - \alpha^2 \Delta u = 0$$

$$I_y(I_x u + I_y v + I_t) - \alpha^2 \Delta v = 0$$

- Где $\Delta = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$ is. На практике его считают так:

$$\Delta u(x, y) = \bar{u}(x, y) - u(x, y)$$

- Здесь $\bar{u}(x, y)$ еднeвзвешенное значение u , измеренное на (x, y) .

Horn-Schunk method

- Теперь подставим $\Delta u(x, y) = \bar{u}(x, y) - u(x, y)$

$$I_x(I_x u + I_y v + I_t) - \alpha^2 \Delta u = 0$$

$$I_y(I_x u + I_y v + I_t) - \alpha^2 \Delta v = 0$$

- Получим:
$$(I_x^2 + \alpha^2)u + I_x I_y v = \alpha^2 \bar{u} - I_x I_t$$
$$I_x I_y u + (I_y^2 + \alpha^2)v = \alpha^2 \bar{v} - I_y I_t$$

- Система является линейной для u и v и может быть решена аналитически для каждого пикселя в отдельности.

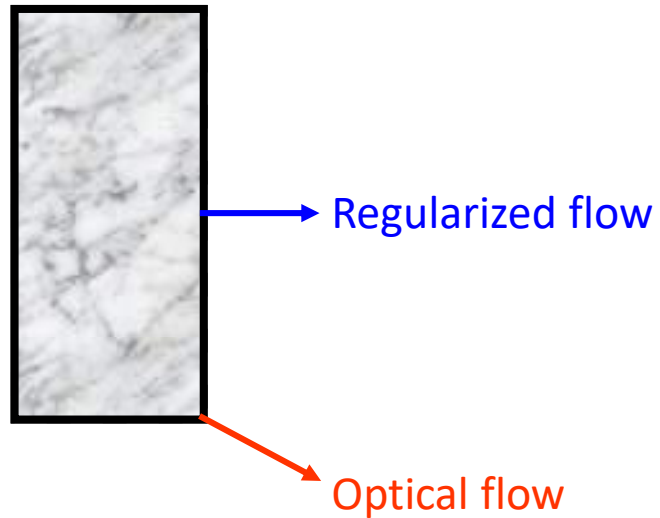
Iterative Horn-Schunk

- Но так как решение зависит от соседних значений поля потока, то его необходимо повторить после обновления соседей.
- Так что вместо этого, мы можем итеративно решать для u и v , используя:

$$u^{k+1} = \bar{u}^k - \frac{I_x(I_x \bar{u}^k + I_y \bar{v}^k + I_t)}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2}$$
$$v^{k+1} = \bar{v}^k - \frac{I_y(I_x \bar{u}^k + I_y \bar{v}^k + I_t)}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2}$$

Что вообще делает регуляризация потока?

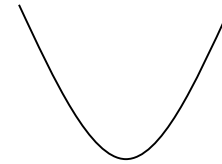
- Это сумма квадратов (евклидовая мера расстояния).
- Мы помещаем это в выражение, чтобы свести к минимуму.
- => В областях, свободных от текстуры, нет оптического потока.
- => *По рёбрам точки будут стекаться к ближайшим точкам, решая aperture problem.*



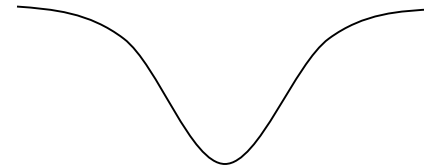
Плотный оптический поток по Michael Black's method

- Майкл Блэк продвинул метод Хорн-Шанка на шаг дальше, начав с константы регуляризации. :
- Которая выглядит, как квадрат:

$$\|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2$$



- И заменил его этим:



- Почему эта регуляризация работает лучше?

Что будем изучать сегодня

- Оптический поток
- Lucas-Kanade method
- Horn-Schunk method
- Пирамиды для большого движения
- Общая подход
- Применения

Повторение

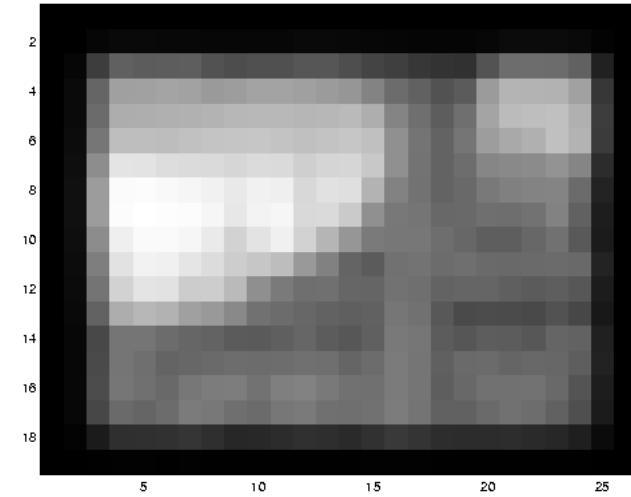
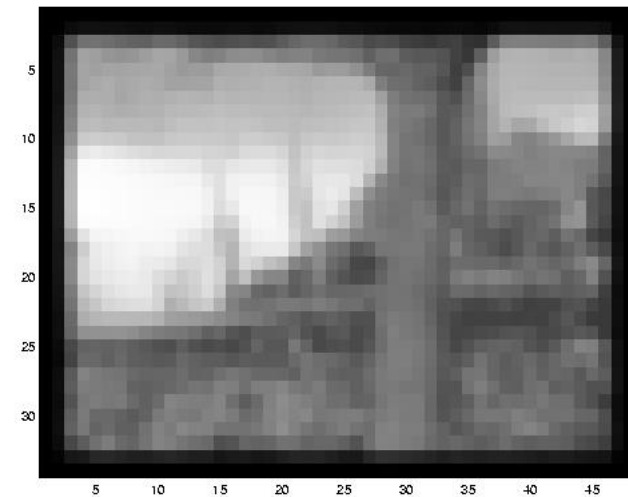
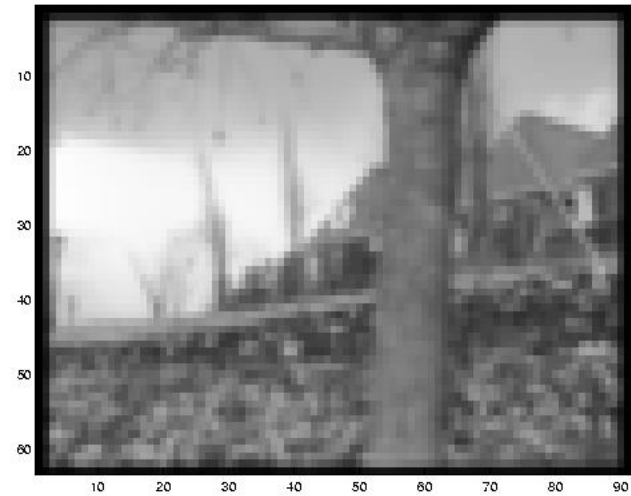
- Ключевые допущения (Ошибки в Lucas-Kanade)
 - **Небольшое движение:** точки уходят не очень далеко
 - **Постоянство яркости:** проекция одной и той же точки выглядит одинаково на каждом кадре.
 - **Пространственная когерентность:** точки перемещаются, как их соседи

Пересмотр предположения о малом движении

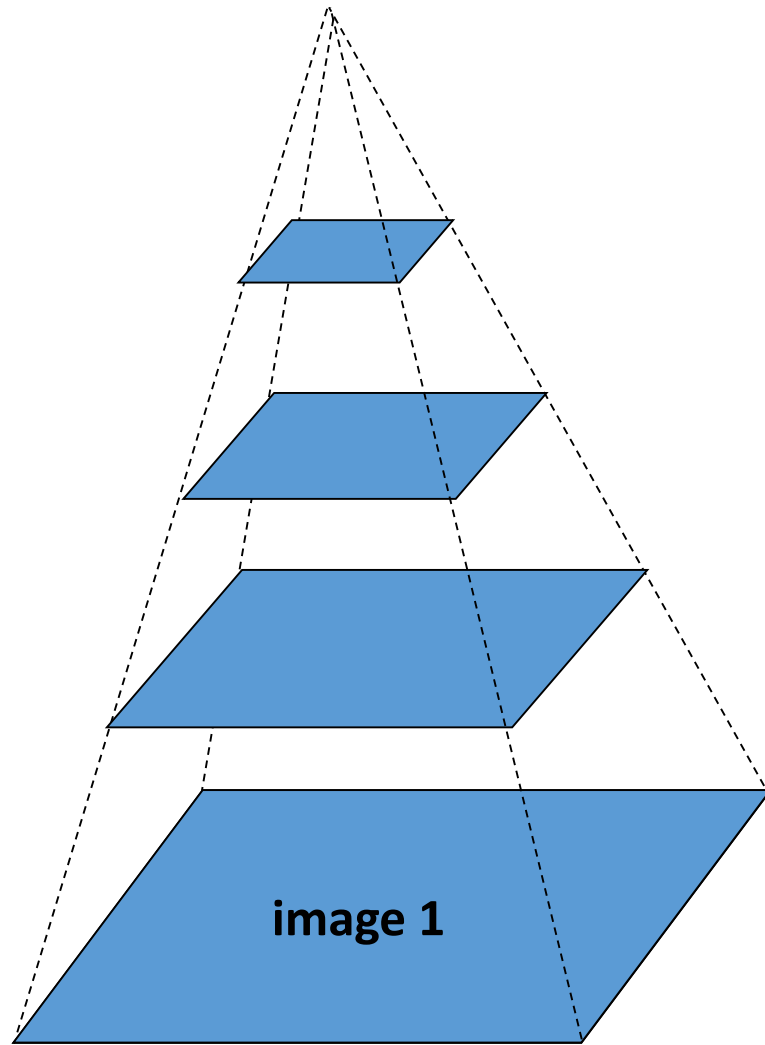


- Это движение достаточно маленькое?
 - Наверное, не настолько. Это намного больше одного пикселя (доминируют термины 2-го порядка).
 - Как мы можем решить эту проблему?

Уменьшим разрешение



Оценка грубого мелкого оптического потока



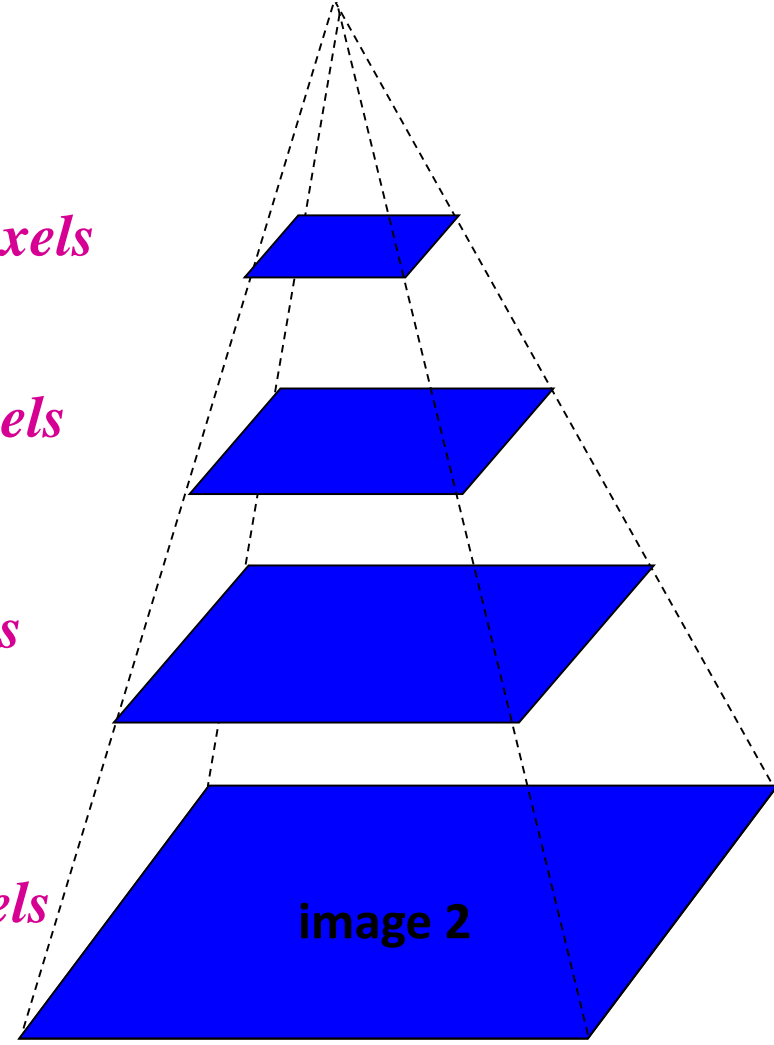
Gaussian pyramid of image 1

$u=1.25$ pixels

$u=2.5$ pixels

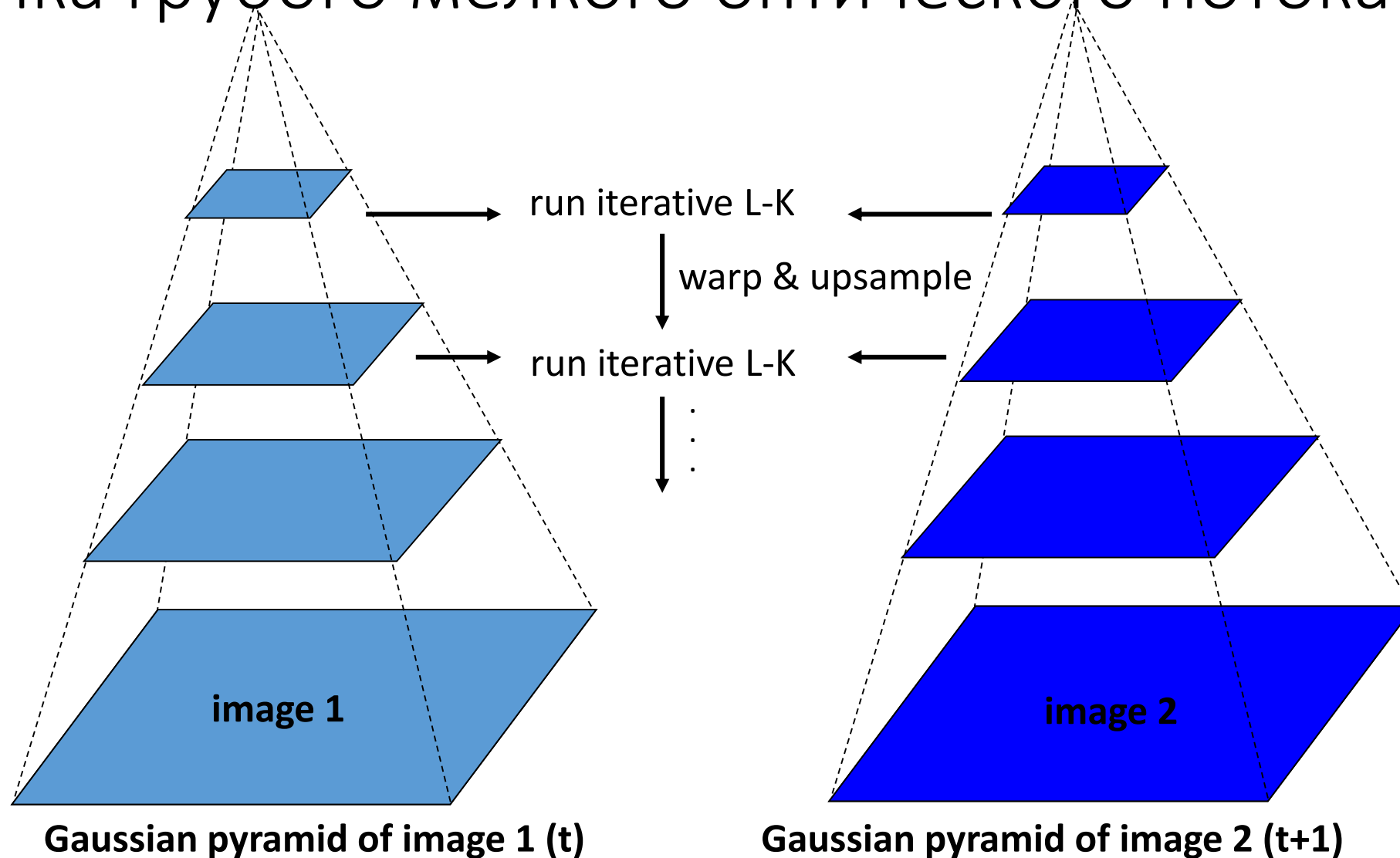
$u=5$ pixels

$u=10$ pixels

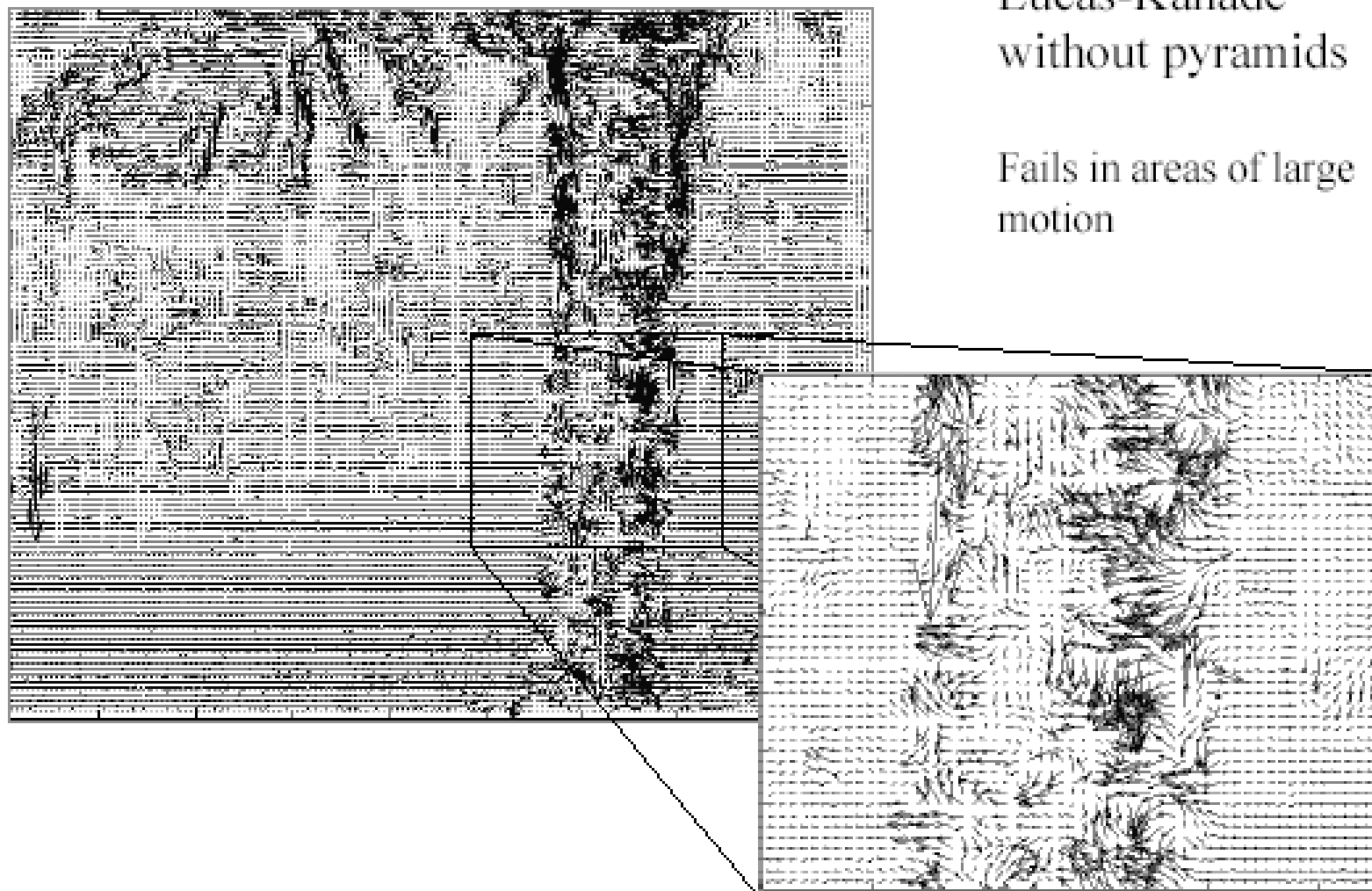


Gaussian pyramid of image 2

Оценка грубого мелкого оптического потока



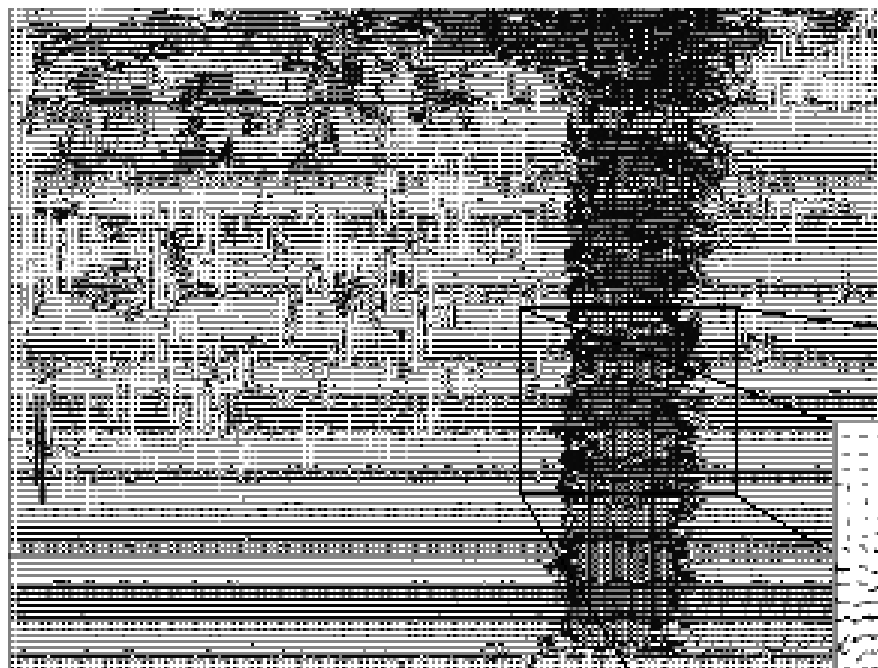
Результаты без пирамид



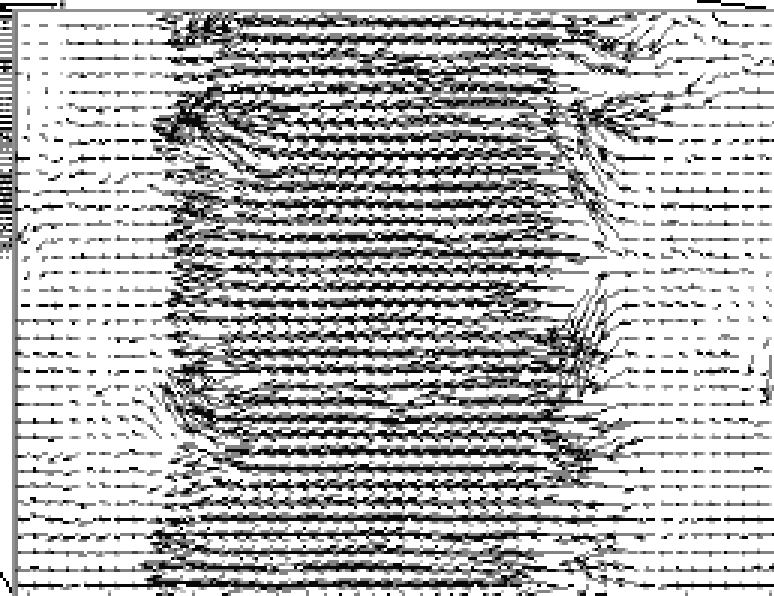
Lucas-Kanade
without pyramids

Fails in areas of large
motion

Результаты с пирамидами



Lucas-Kanade with Pyramids



Что будем изучать сегодня

- Оптический поток
- Lucas-Kanade method
- Horn-Schunk method
- Пирамиды для большого движения
- **Общая подход**
- Применения

Повторение

- **Ключевые допущения (Ошибки в Lucas-Kanade)**
 - **Небольшое движение:** точки уходят не очень далеко
 - **Постоянство яркости:** проекция одной и той же точки выглядит одинаково на каждом кадре.
 - **Пространственная когерентность:** точки перемещаются, как их соседи

Gestalt – common fate



Common Fate

Люди склонны воспринимать элементы, движущиеся в одном направлении, как более связанные, чем стационарные или движущиеся в разных направлениях.

Сегментация движения

- Как мы представляем движение в этой сцене?



Сегментация движения

- Разбить последовательность изображений на "слои", каждый из которых имеет когерентное (аффинное) движение



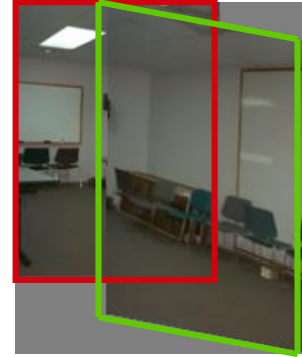
Affine motion

$$u(x, y) = a_1 + a_2x + a_3y$$

$$v(x, y) = a_4 + a_5x + a_6y$$

- Заменим в уравнении постоянства яркости:

$$I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t \approx 0$$

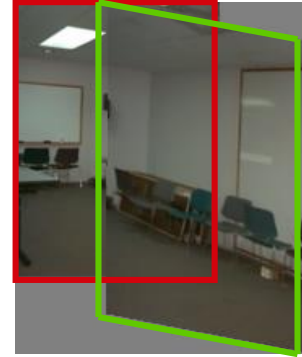


Affine motion

$$u(x, y) = a_1 + a_2x + a_3y$$

$$v(x, y) = a_4 + a_5x + a_6y$$

- Заменим в уравнении постоянства яркости :



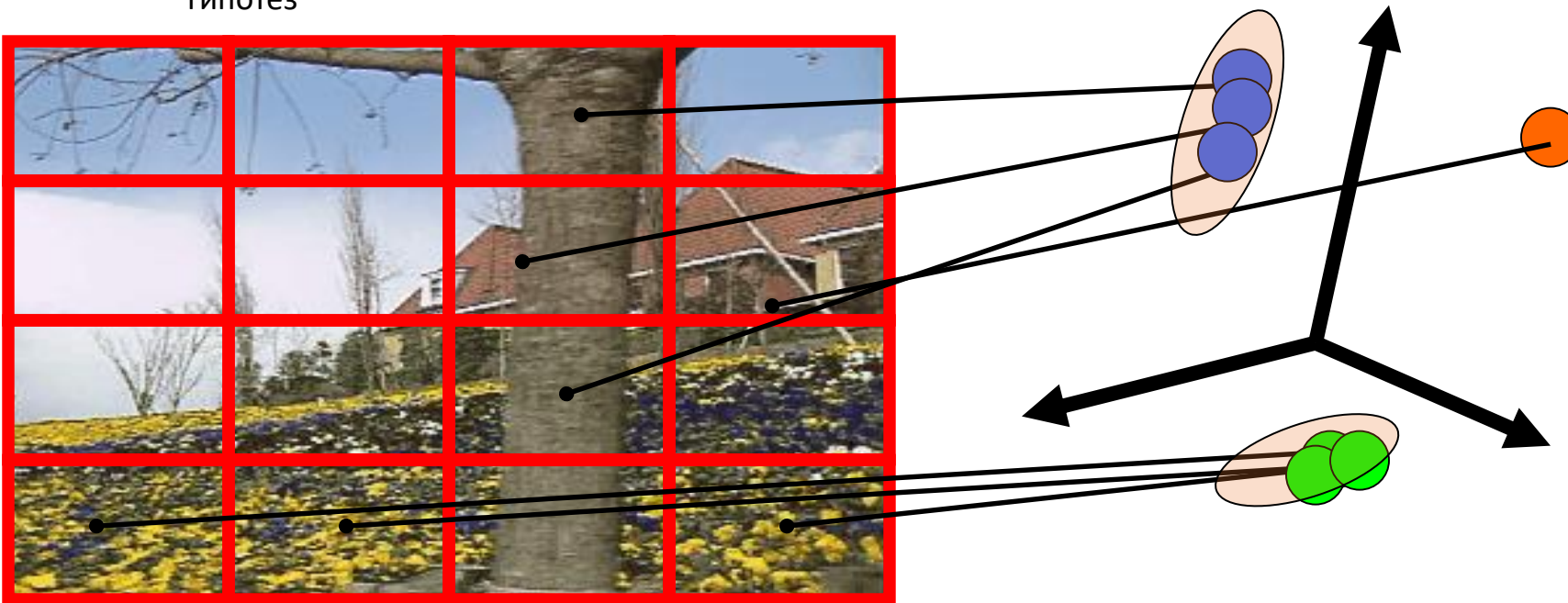
$$I_x(a_1 + a_2x + a_3y) + I_y(a_4 + a_5x + a_6y) + I_t \approx 0$$

- Каждый пиксель обеспечивает 1 линейное ограничение на 6 неизвестных
- Минимизация наименьших квадратов :

$$Err(\vec{a}) = \sum \left[I_x(a_1 + a_2x + a_3y) + I_y(a_4 + a_5x + a_6y) + I_t \right]^2$$

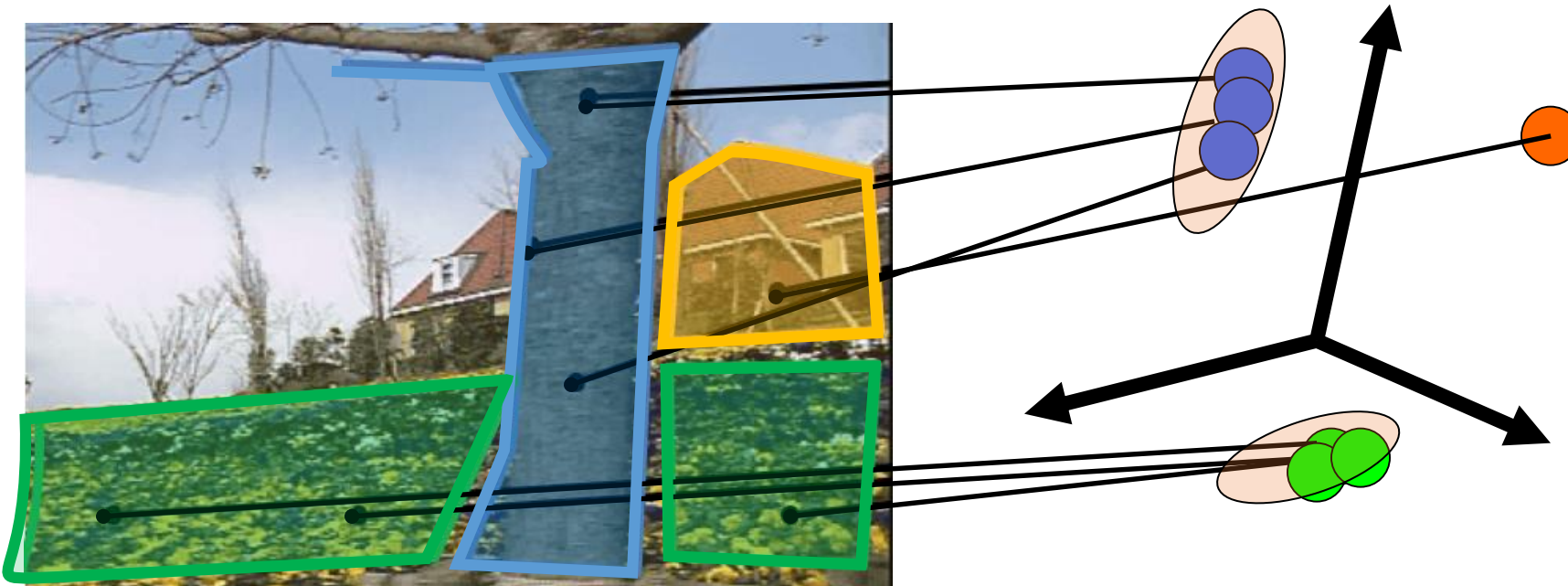
Как мы оцениваем слои?

- 1. Получим набор гипотез о affine motion
 - Разделить изображение на блоки и оценивать параметры affine motion в каждом из них по наименьшим квадратам
 - Исключить гипотезы с высокой ошибкой
 - Отобразить параметры движения в векторном пространстве
 - Сделать k-means кластеризацию на параметры affine motion
 - Соединяем кластеры, которые близки, чтобы добиться наименьшего количества гипотез



Как мы оцениваем слои?

- 1. Получим набор гипотез о affine motion
 - Разделить изображение на блоки и оценивать параметры affine motion в каждом из них по наименьшим квадратам
 - Исключить гипотезы с высокой ошибкой
 - Отобразить параметры движения в векторном пространстве
 - Сделать k-means кластеризацию на параметры affine motion
 - Соединяем кластеры, которые близки, чтобы добиться наименьшего количества гипотез



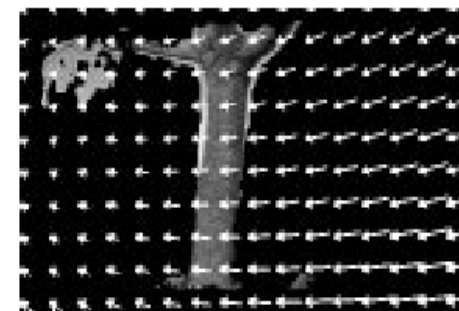
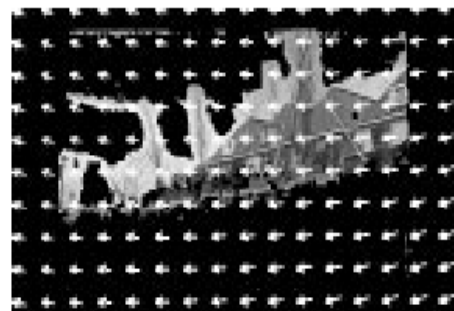
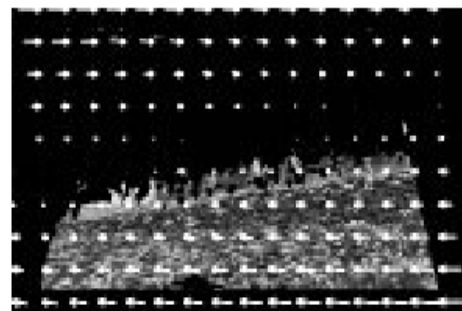
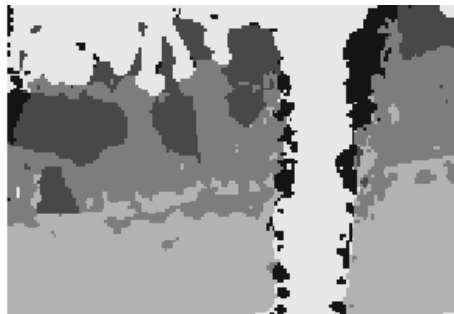
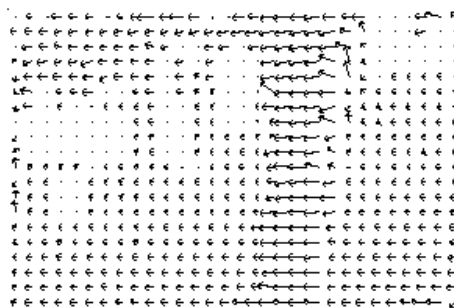
Как мы оцениваем слои?

- 1. Получим набор гипотез о affine motion
 - Разделить изображение на блоки и оценивать параметры affine motion в каждом из них по наименьшим квадратам
 - Исключить гипотезы с высокой ошибкой
 - Отобразить параметры движения в векторном пространстве
 - Сделать k-means кластеризацию на параметры affine motion
 - Соединяем кластеры, которые близки, чтобы добиться наименьшего количества гипотез

2. Повторить до сходимости:

- Отнести каждый пиксель к наилучшей гипотезе
 - Пиксели с высокой ошибкой остаются без гипотезы
- Фильтрация регионов для соблюдения пространственных ограничений
- Пересчитать оценку affine motions в каждом регионе

Результаты



[J. Wang and E. Adelson. Layered Representation for Motion Analysis. CVPR 1993.](#)

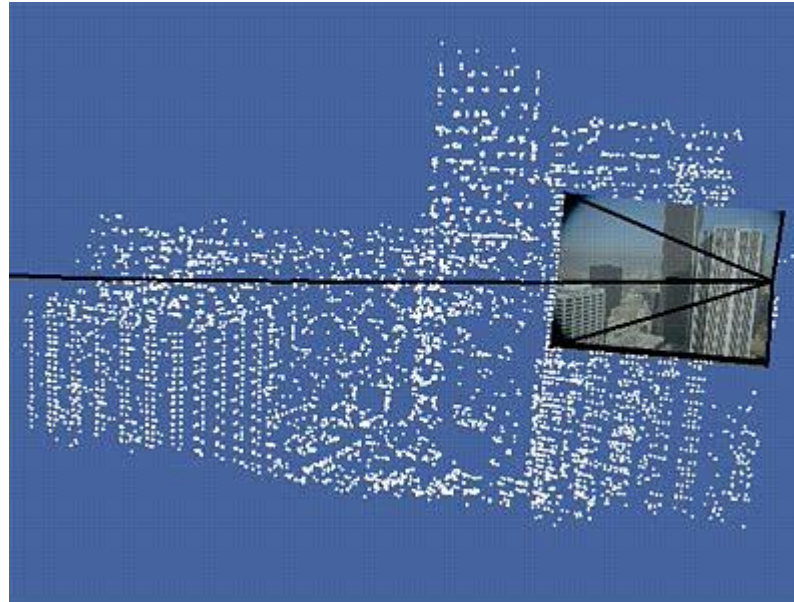
Что будем изучать сегодня

- Оптический поток
- Lucas-Kanade method
- Horn-Schunk method
- Пирамиды для большого движения
- Общая подход
- Применения

Применение

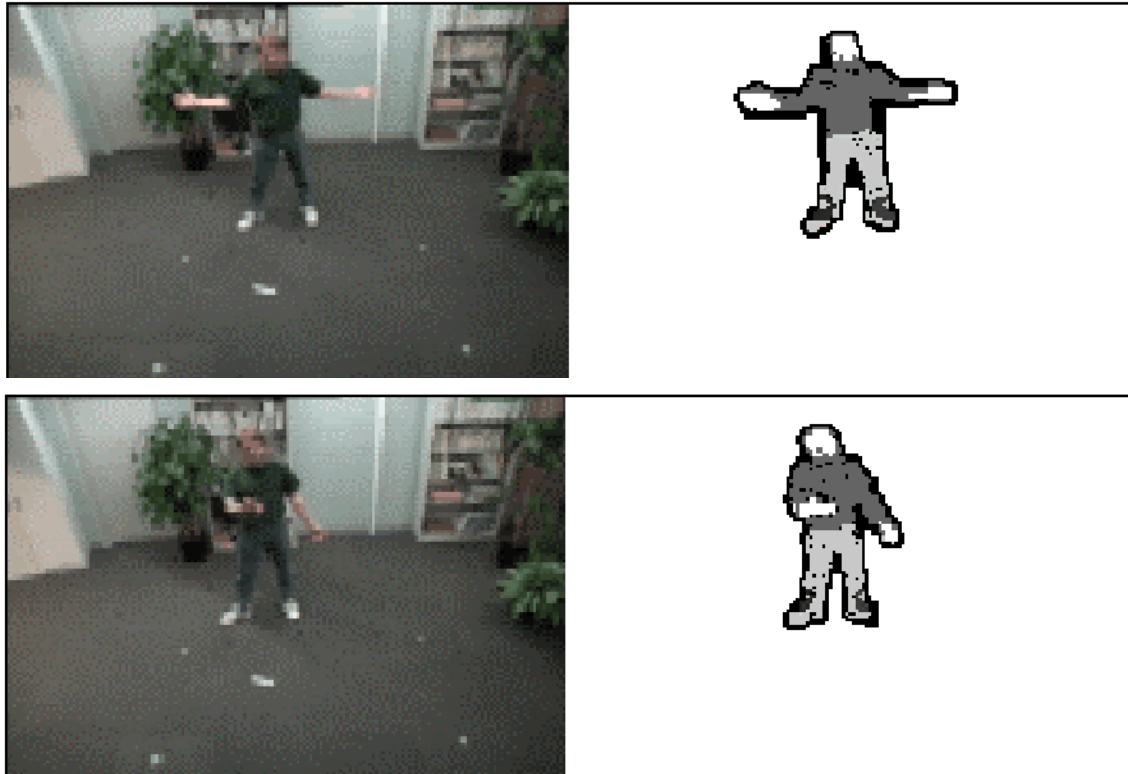
- Сегментация объектов на базе поиска движения
- Обучение динамических моделей
- Улучшение качество видео
 - Стабилизация потока
 - Улучшение разрашения
- Сопровождение образов
- Распознавание событий

Estimating 3D structure



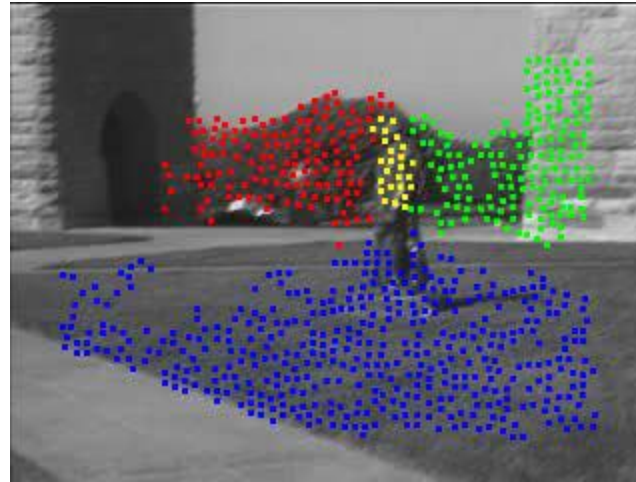
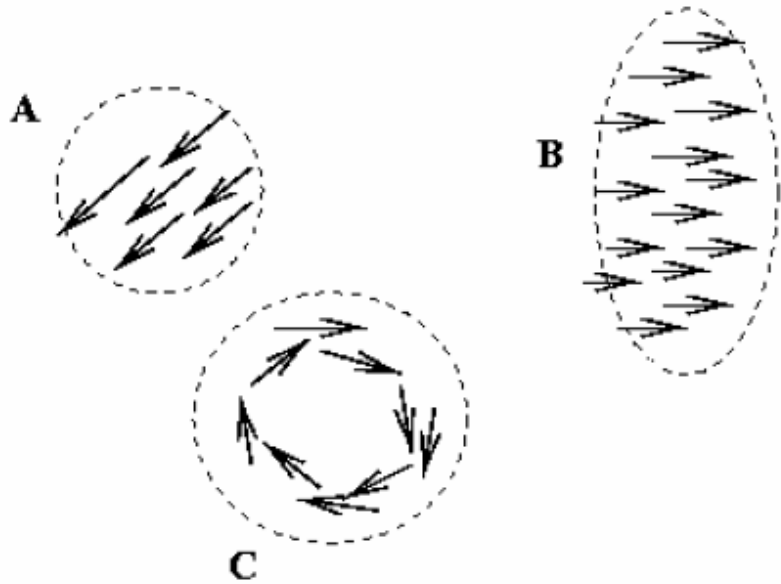
Segmenting objects based on motion cues

- Background subtraction
 - A static camera is observing a scene
 - Goal: separate the static *background* from the moving *foreground*



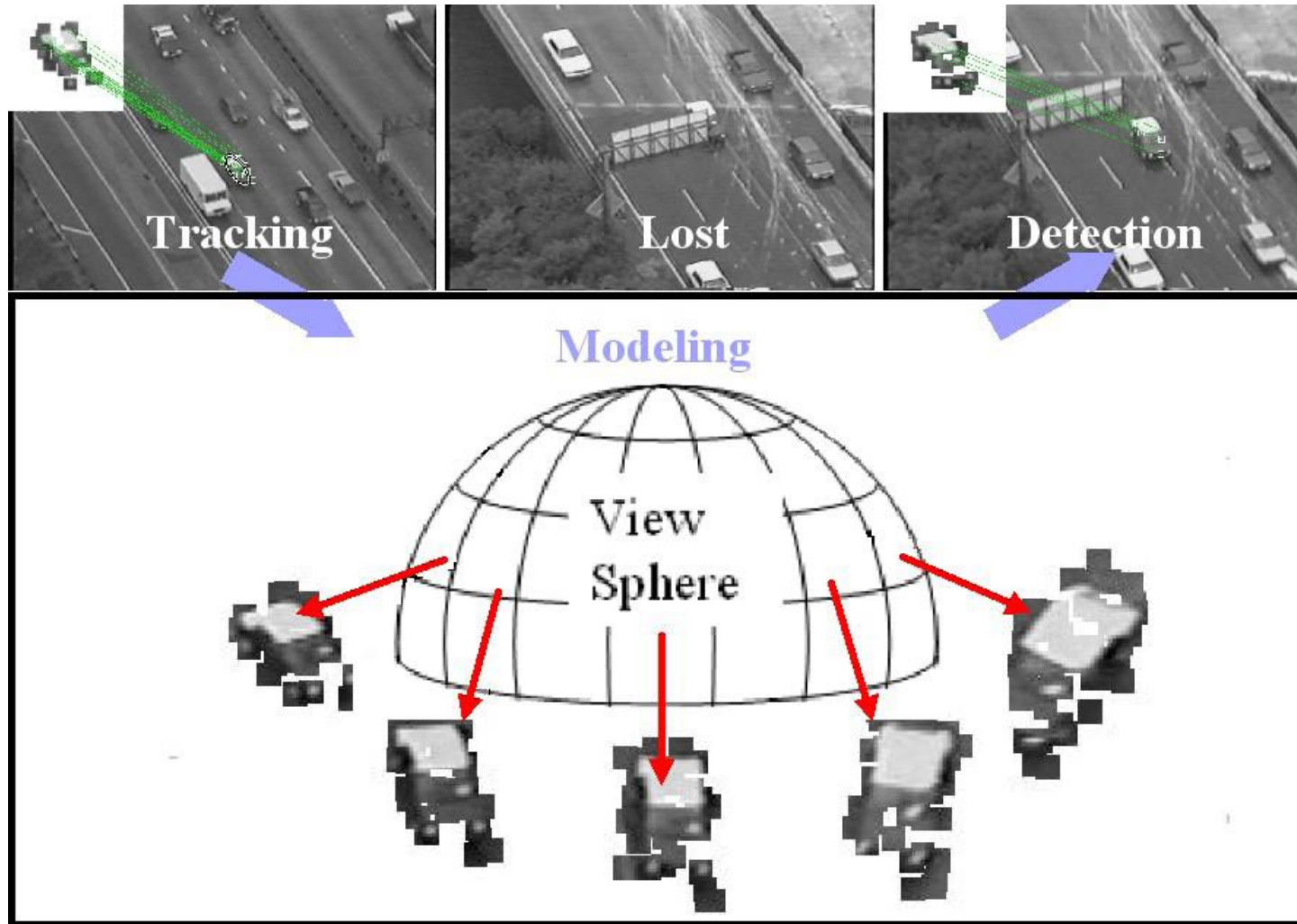
Segmenting objects based on motion cues

- Motion segmentation
 - Segment the video into multiple *coherently* moving objects



S. J. Pundlik and S. T. Birchfield, Motion Segmentation at Any Speed,
Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC) 2006

Tracking objects



Z.Yin and R.Collins, "On-the-fly Object Modeling while Tracking," *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '07)*, Minneapolis, MN, June 2007.

Synthesizing dynamic textures



Copyright (c) UCLA, G. Doretto and S. Soatto, 2002

Original

Synthesized

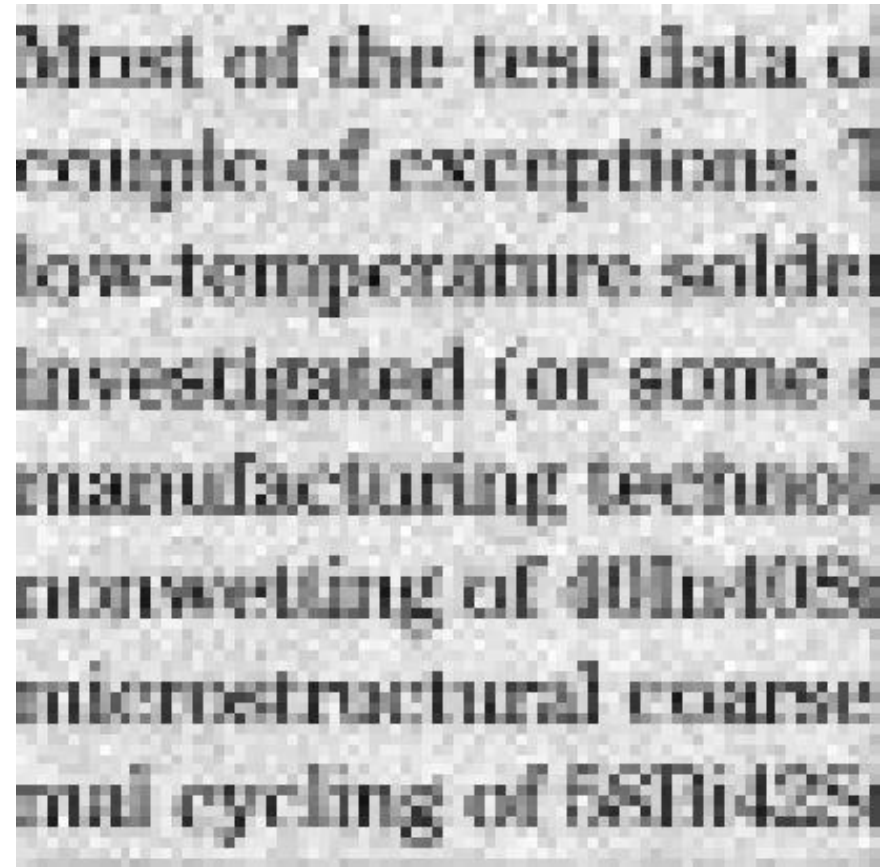
Super-resolution

Example: A set of low quality images

Most of the test data o couple of exceptions. I low-temperature soldes investigated (or some c manufacturing technol nonwetting of 40In40Sn microstructural coarse mal cycling of 58Bi42Sn	Most of the test data o couple of exceptions. I low-temperature soldes investigated (or some c manufacturing technol nonwetting of 40In40Sn microstructural coarse mal cycling of 58Bi42Sn	Most of the test data o couple of exceptions. I low-temperature soldes investigated (or some c manufacturing technol nonwetting of 40In40Sn microstructural coarse mal cycling of 58Bi42Sn
Most of the test data o couple of exceptions. I low-temperature soldes investigated (or some c manufacturing technol nonwetting of 40In40Sn microstructural coarse mal cycling of 58Bi42Sn	Most of the test data o couple of exceptions. I low-temperature soldes investigated (or some c manufacturing technol nonwetting of 40In40Sn microstructural coarse mal cycling of 58Bi42Sn	Most of the test data o couple of exceptions. I low-temperature soldes investigated (or some c manufacturing technol nonwetting of 40In40Sn microstructural coarse mal cycling of 58Bi42Sn
Most of the test data o couple of exceptions. I low-temperature soldes investigated (or some c manufacturing technol nonwetting of 40In40Sn microstructural coarse mal cycling of 58Bi42Sn	Most of the test data o couple of exceptions. I low-temperature soldes investigated (or some c manufacturing technol nonwetting of 40In40Sn microstructural coarse mal cycling of 58Bi42Sn	Most of the test data o couple of exceptions. I low-temperature soldes investigated (or some c manufacturing technol nonwetting of 40In40Sn microstructural coarse mal cycling of 58Bi42Sn

Super-resolution

Each of these images looks like this:

A highly pixelated, low-resolution image of a document snippet. The text is blurry and difficult to read, but appears to be a technical or scientific document. The visible text includes: "Most of the test data o", "couple of exceptions. T", "low-temperature solder", "investigated (or some c", "manufacturing technol", "nonwetting of 40In-40Sn", "microstructural coarse", "and cycling of 58Ti-42Sn".

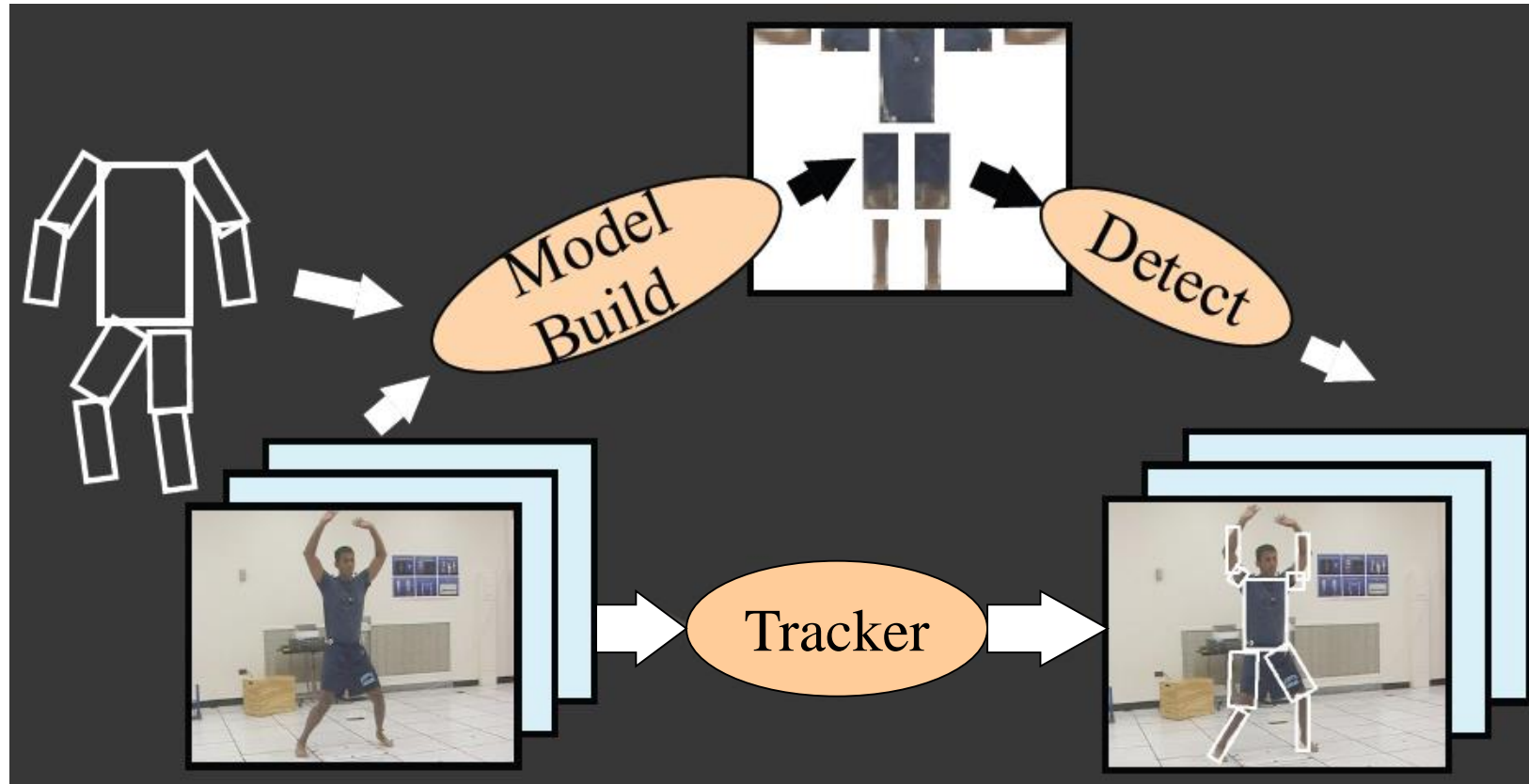
Most of the test data o
couple of exceptions. T
low-temperature solder
investigated (or some c
manufacturing technol
nonwetting of 40In-40Sn
microstructural coarse
and cycling of 58Ti-42Sn

Super-resolution

The recovery result:

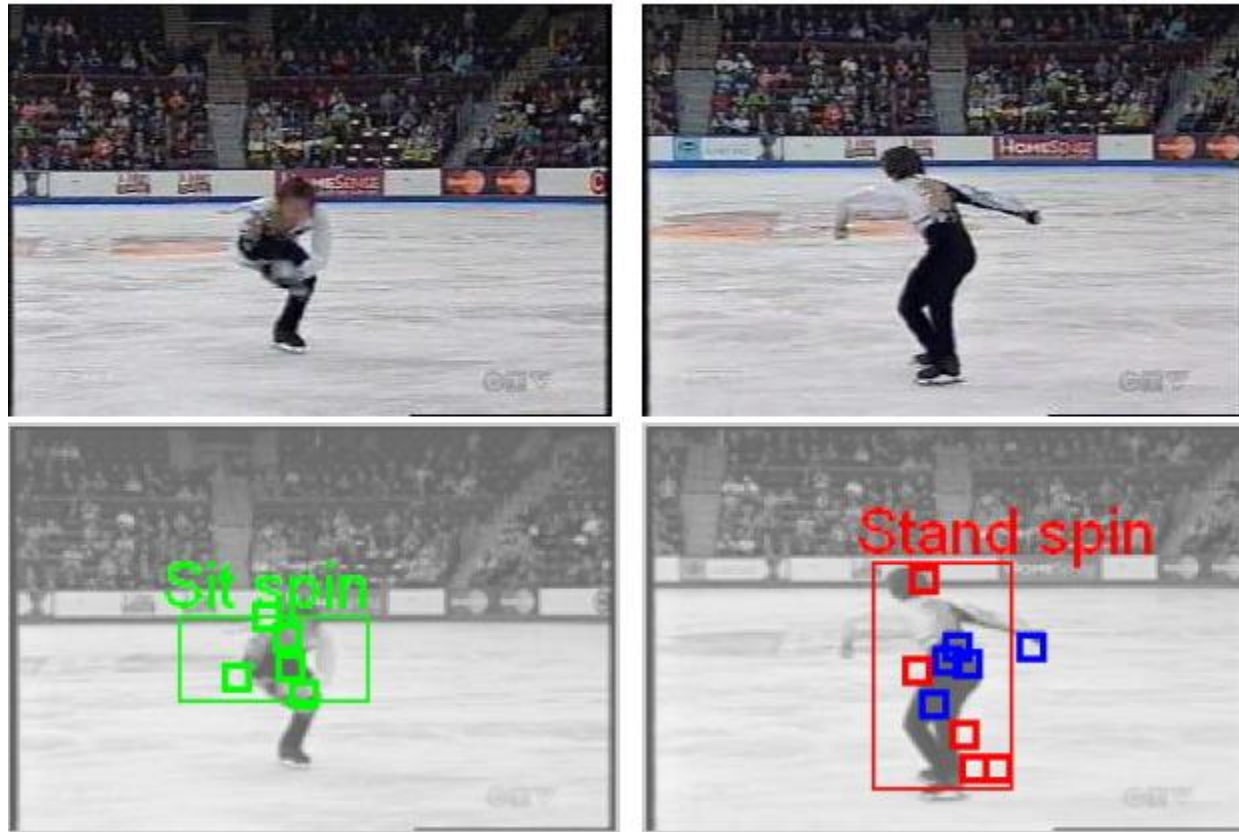
Most of the test data of
couple of exceptions. The
low-temperature solder
investigated (or some of
manufacturing technology
nonwetting of 40In40Sn
microstructural coarse
thermal cycling of 58Bi42Sn

Recognizing events and activities



D. Ramanan, D. Forsyth, and A. Zisserman. [Tracking People by Learning their Appearance](#). PAMI 2007.

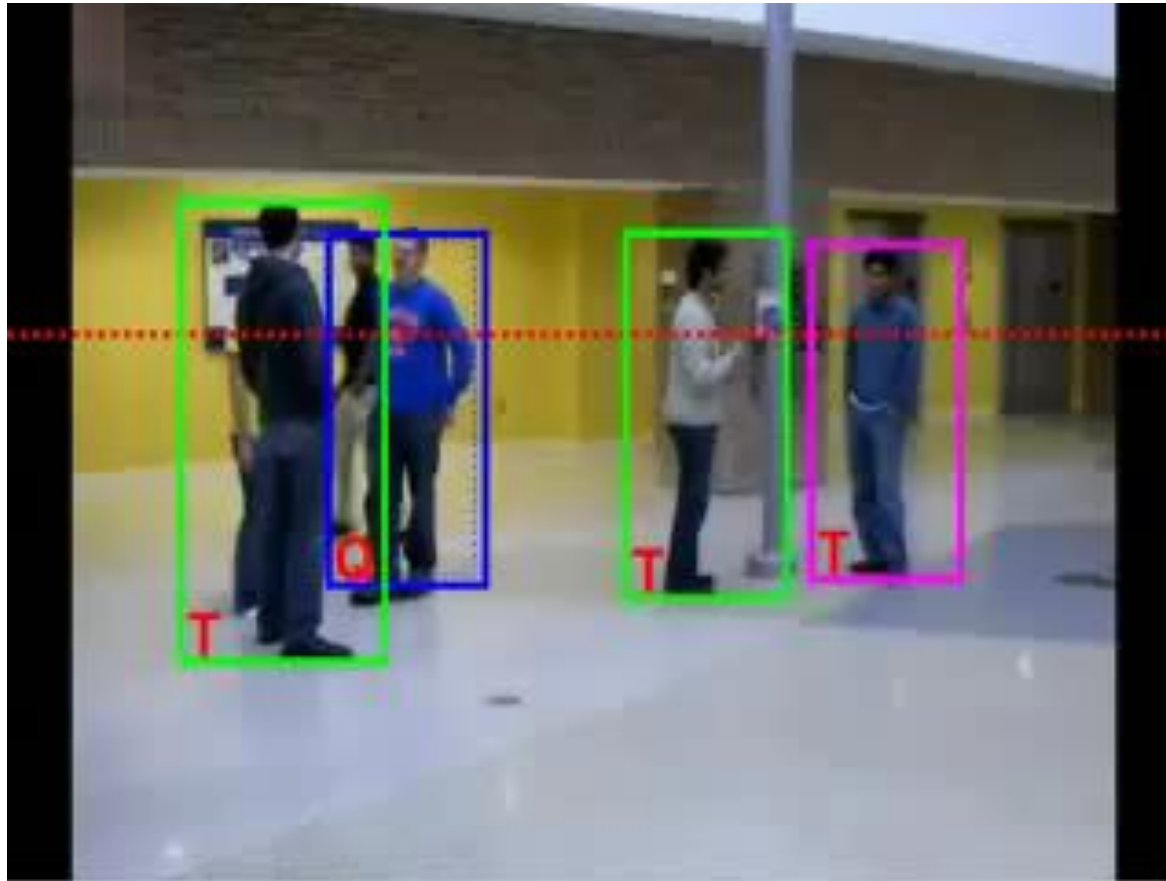
Recognizing events and activities



Juan Carlos Niebles, Hongcheng Wang and Li Fei-Fei, **Unsupervised Learning of Human Action Categories Using Spatial-Temporal Words**, ([BMVC](#)), Edinburgh, 2006.

Recognizing events and activities

Crossing – Talking – Queuing – Dancing – jogging



W. Choi & K. Shahid & S. Savarese WMC 2010



W. Choi, K. Shahid, S. Savarese, "What are they doing? : Collective Activity Classification Using Spatio-Temporal Relationship Among People", 9th International Workshop on Visual Surveillance (VSWS09) in conjunction with ICCV 09

Заключение

- Оптический поток
- Lucas-Kanade method
- Horn-Schunk method
- Пирамиды для большого движения
- Общая подход
- Применения оптического потока

Reading: [Szeliski] Chapters: 8.4, 8.5

[Fleet & Weiss, 2005]

<http://www.cs.toronto.edu/pub/jepson/teaching/vision/2503/opticalFlow.pdf>