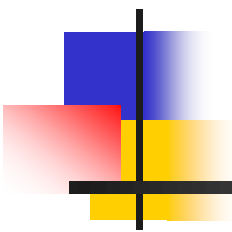


# Обзор некоторых современных алгоритмов optical flow



---

Илья Цветков

*Video Group*

*CS MSU Graphics & Media Lab*



# Содержание

---

- **Введение**
- Классические методы
- Билатеральная фильтрация
- Сегментация
- Временная корреляция
- Заключение

# Постановка задачи

Даны два последовательных изображения:

$I_1(\mathbf{x})$  — первый кадр       $\mathbf{x} = (x, y)^\top \in \Omega$

$I_2(\mathbf{x})$  — второй кадр       $\Omega \subset \mathbb{R}^2$  — область изображения

Необходимо найти векторное поле  $\mathbf{u}(\mathbf{x})$ ,  
задающее соответствие точек изображений,  
например:

$$I_1(\mathbf{x} + \mathbf{u}(\mathbf{x})) = I_2(\mathbf{x}), \forall \mathbf{x} \in \Omega$$

$$\mathbf{u}(\mathbf{x}) = (u_1(\mathbf{x}), u_2(\mathbf{x}))^\top : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$$

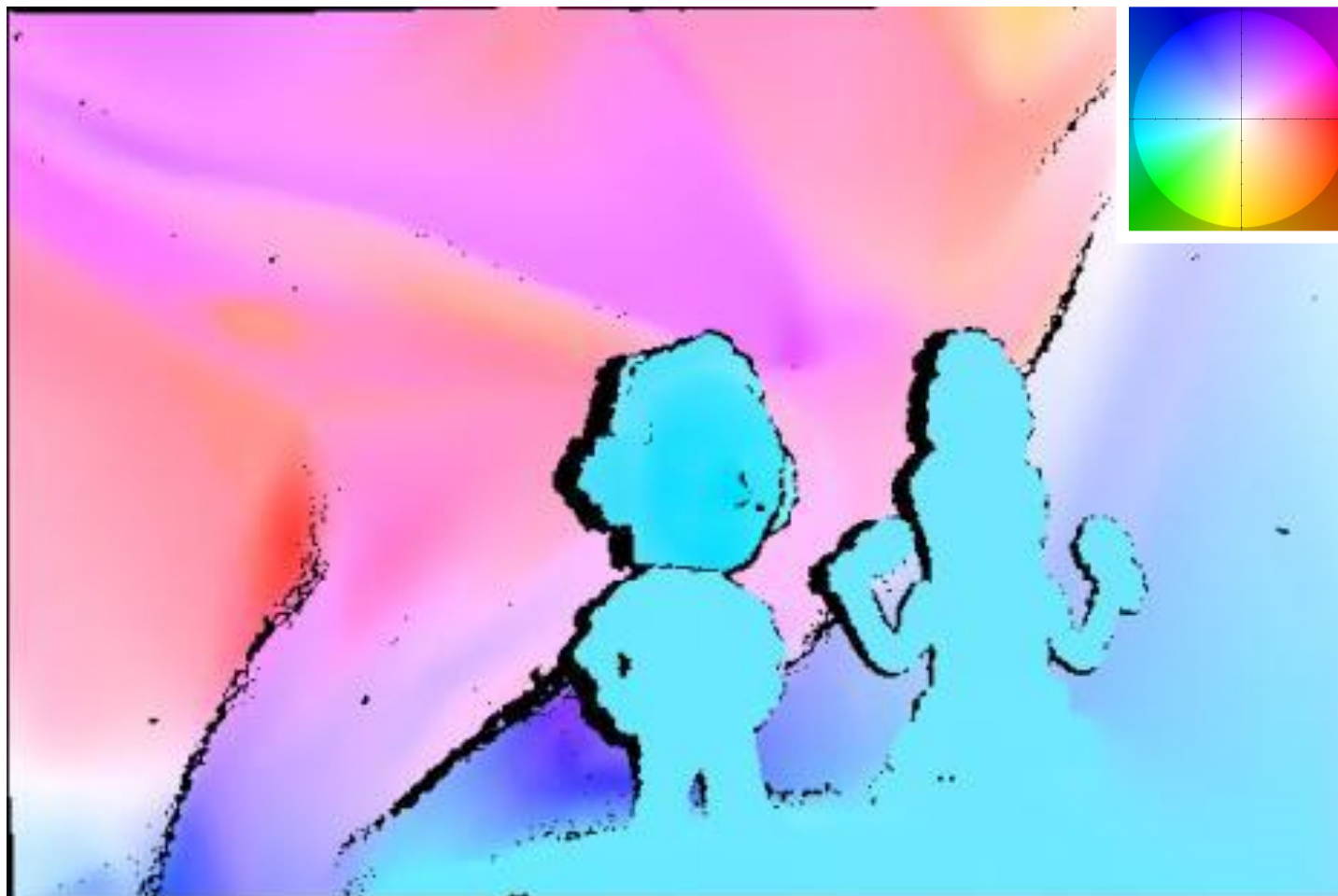
# Исходные изображения

Последовательность «Mequon»



# Пример optical flow

Последовательность «Mequon»





# Содержание

---

- Введение
- **Классические методы**
- Билатеральная фильтрация
- Сегментация
- Временная корреляция
- Заключение

# Локальные методы

Gradient constraint equation:

$$\nabla I(\mathbf{x})^\top \mathbf{u} + I_t(\mathbf{x}) = 0$$

$$\nabla I = (I_x, I_y)^\top$$

Локальный метод Lucas & Kanade:

$$E(\mathbf{u}) = \sum_{\mathbf{x} \in \omega} g(\mathbf{x}) (\nabla I(\mathbf{x})^\top \mathbf{u} + I_t(\mathbf{x}))^2$$

$g(\mathbf{x}) \geq 0, \mathbf{x} \in \omega$  — весовая функция

Вектор смещения ищется в каждой точке  
НЕЗАВИСИМО.

# Исходные изображения

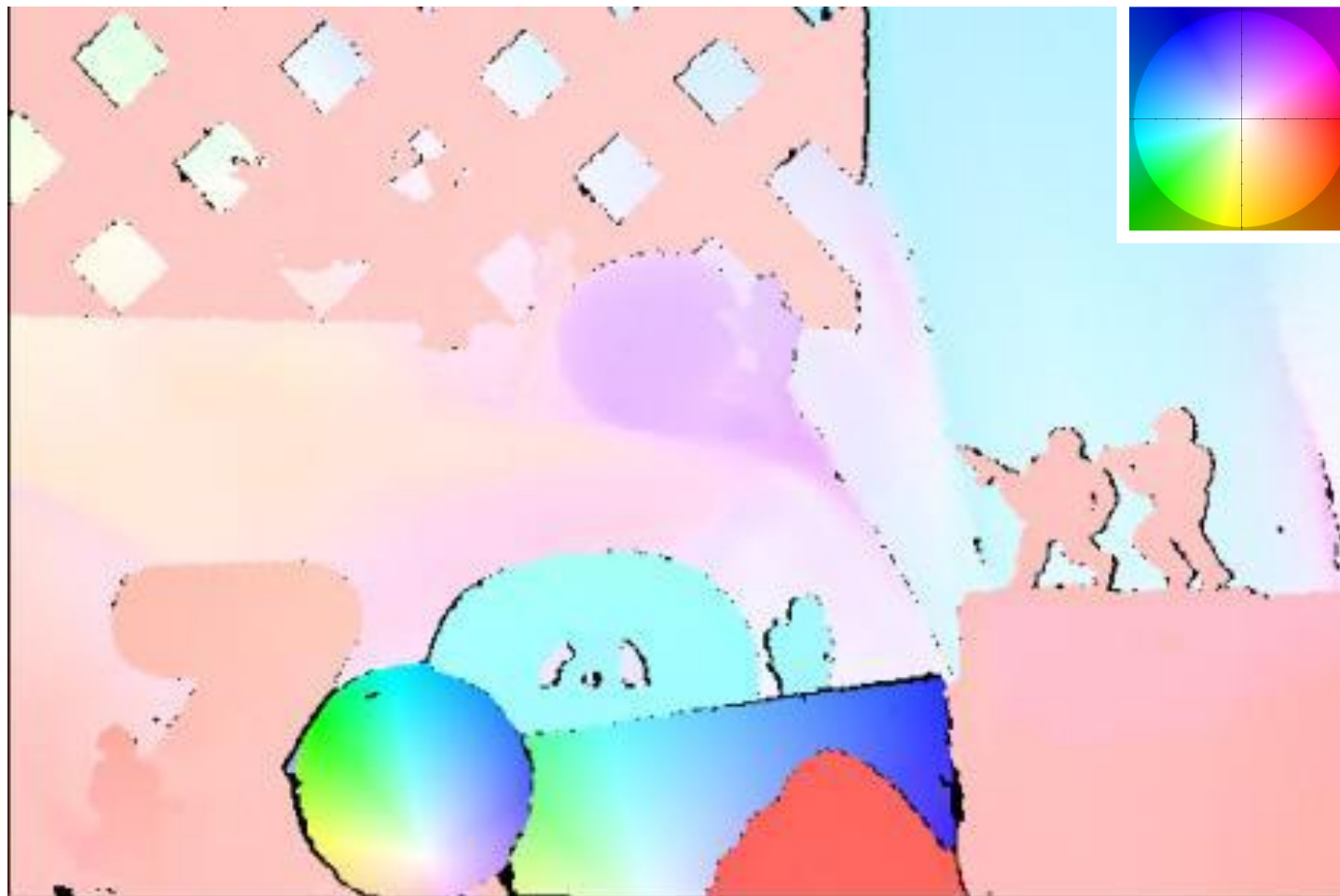
Последовательность «Army»





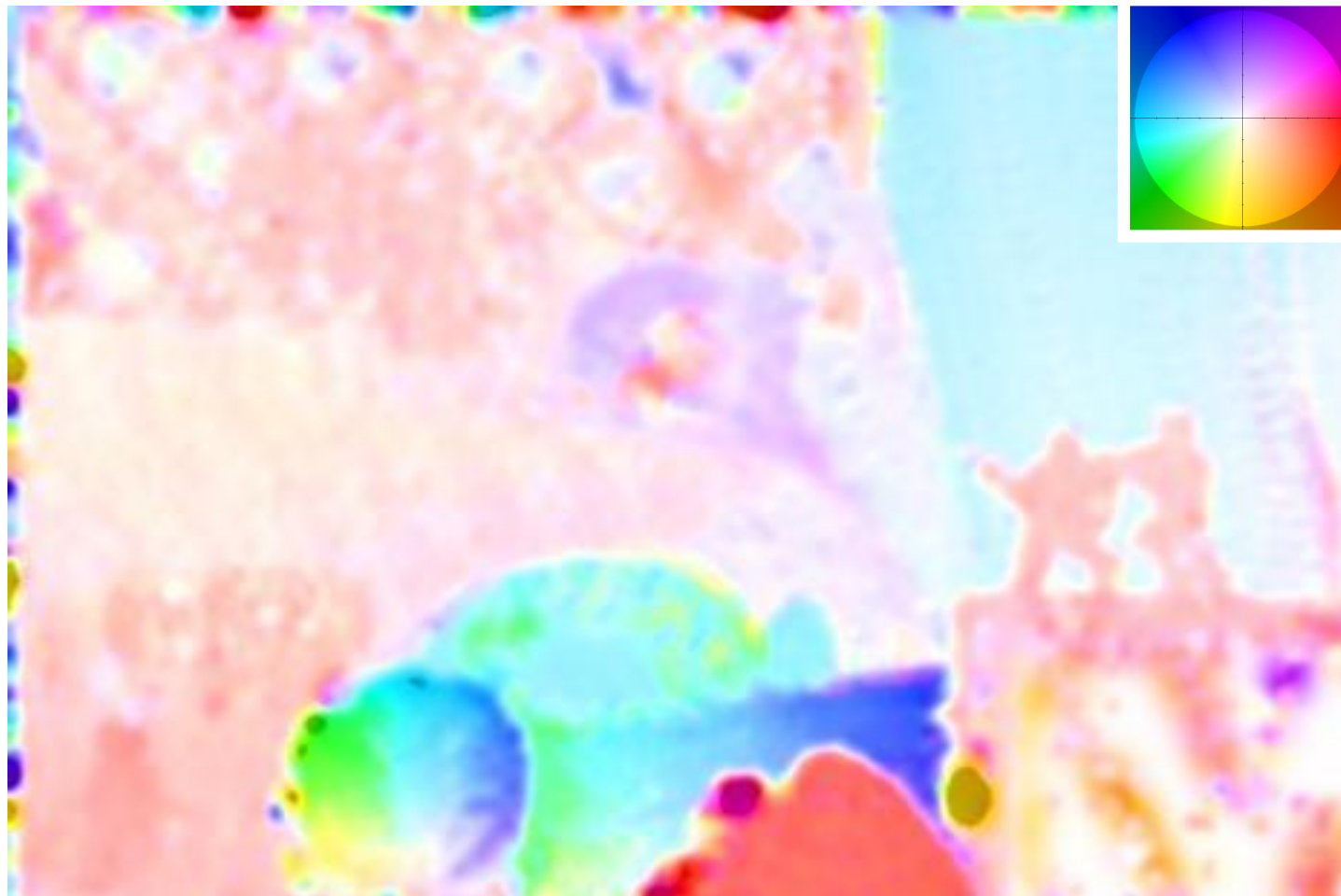
# Ground truth

Последовательность «Army»



# Результат метода L&K

Последовательность «Army»



# Глобальные методы

Глобальный метод Hork & Schunck:

$$E(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} \left( (\nabla I^{\top} \mathbf{u} + I_t) + \underbrace{\alpha^2 (|\nabla u_1|^2 + |\nabla u_2|^2)}_{\text{Условие гладкости}} \right) d\mathbf{x}$$

$$\mathbf{u}(\mathbf{x}) = (u_1(\mathbf{x}), u_2(\mathbf{x}))^{\top}$$

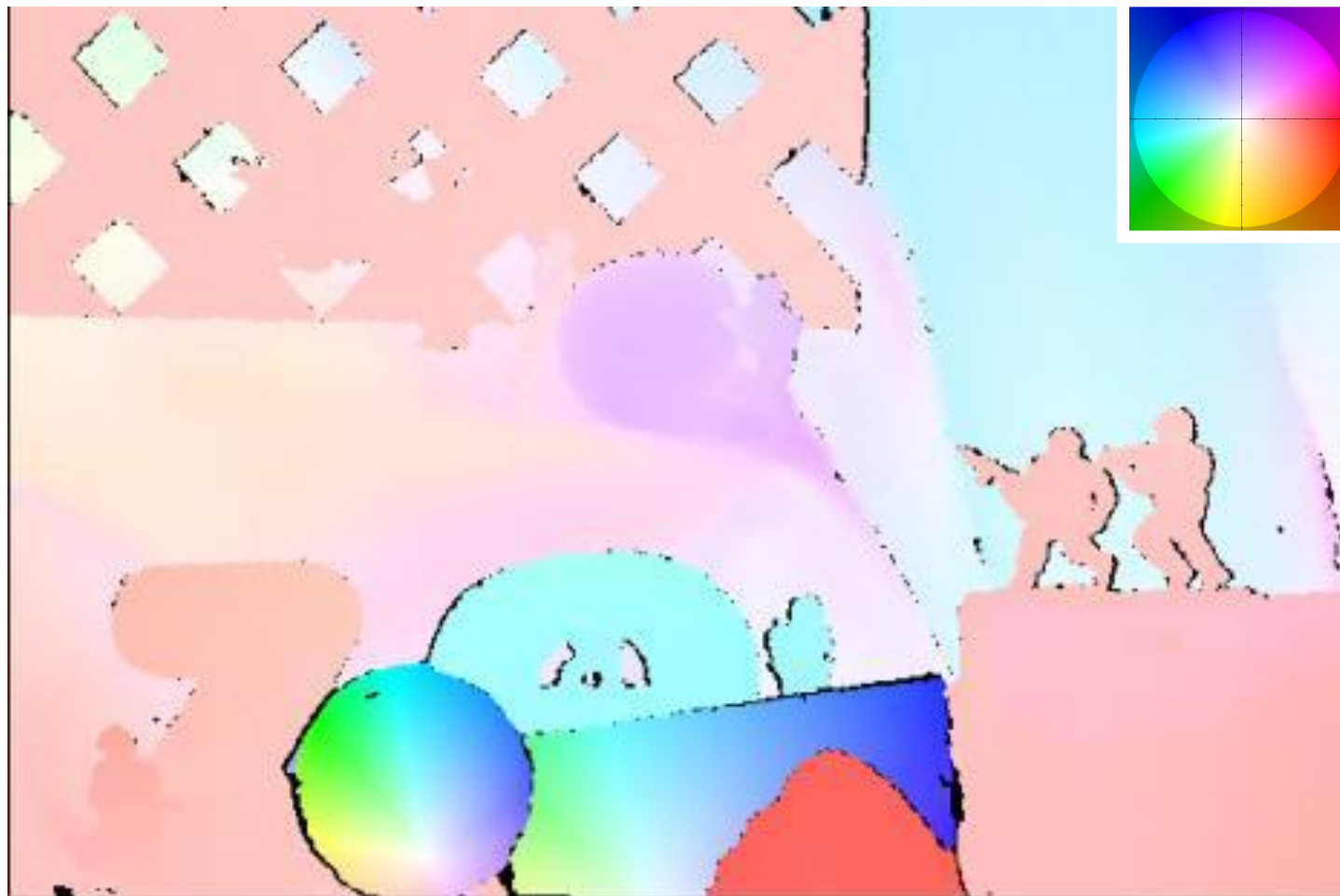
$\alpha$  — параметр модели

$$\nabla u_i = \left( \frac{\delta u_i}{\delta x}, \frac{\delta u_i}{\delta y} \right)^{\top}$$

Сглаживает поле независимо от структуры движения.

# Ground truth

Последовательность «Army»



# Результат метода H&S

Последовательность «Army»



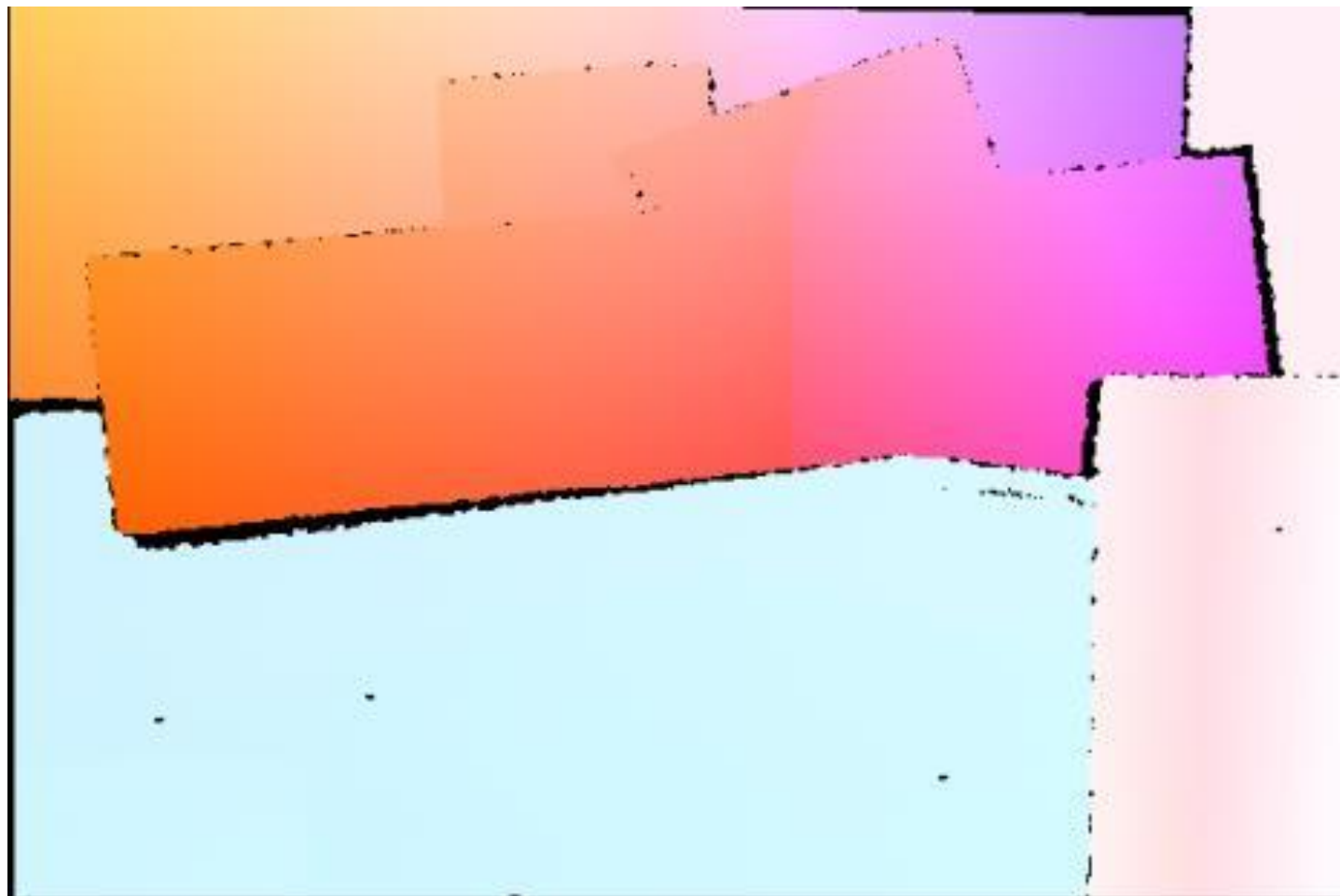
# Исходные изображения

Последовательность «Wooden»



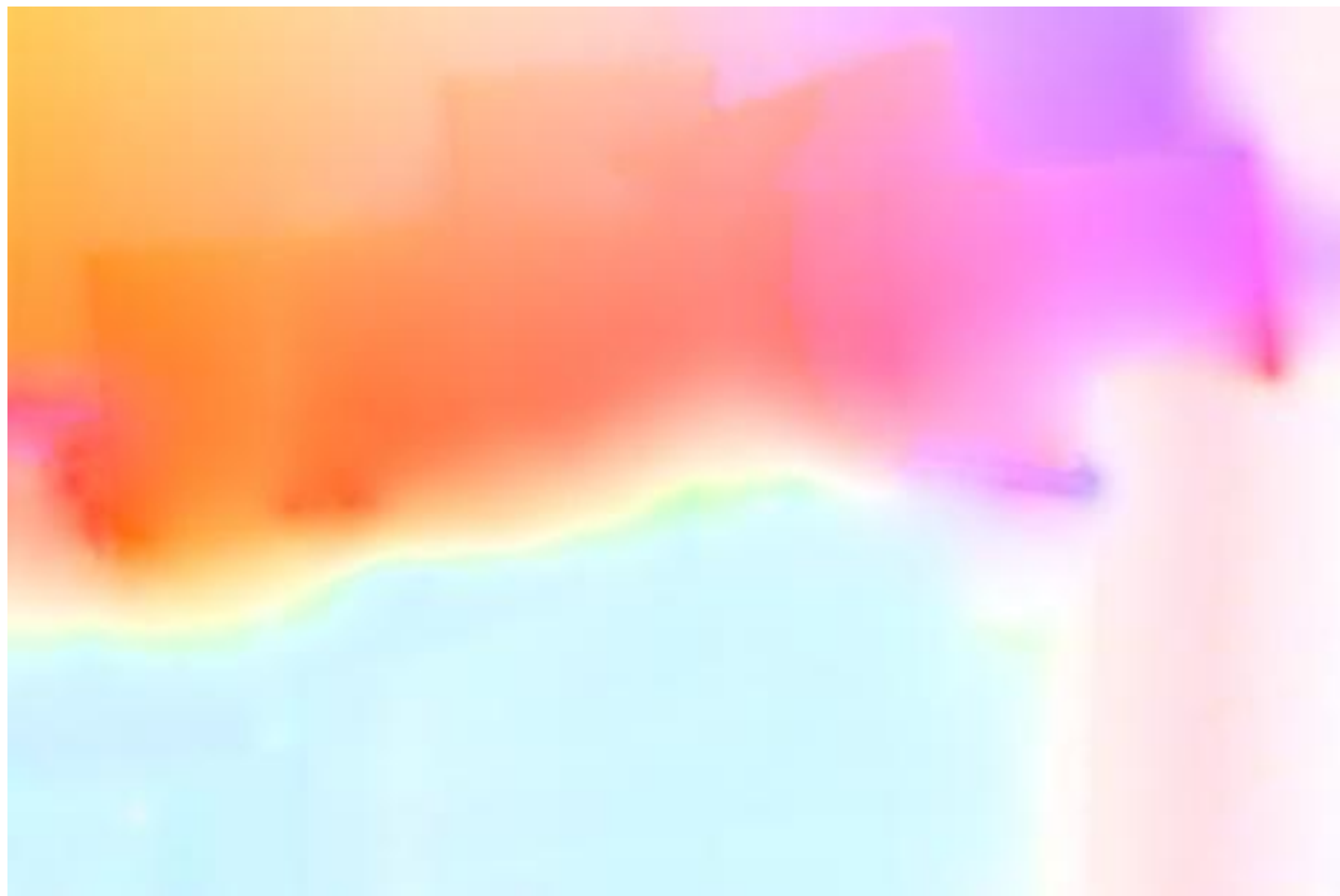
# Ground truth

Последовательность «Wooden»



# Результат метода H&S

Последовательность «Wooden»





# Объективное сравнение

- Средняя угловая ошибка (average angular error)

$$\mathbf{u} = (u_1, u_2) \rightarrow \vec{\mathbf{u}} = \frac{1}{\sqrt{u_1^2 + u_2^2 + 1}}(u_1, u_2, 1)$$

$\phi = \arccos(\vec{\mathbf{u}}_1 \cdot \vec{\mathbf{u}}_2)$  — угловая ошибка между векторами  $\vec{\mathbf{u}}_1$  и  $\vec{\mathbf{u}}_2$

$$AAE = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} \phi \text{ — средняя угловая ошибка}$$

- Average endpoint error

Ошибка между полями  $\mathbf{u}^A = (u_1^A, u_2^A)$  и  $\mathbf{u}^B = (u_1^B, u_2^B)$ :

$$AEPE = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} \sqrt{(u_1^A - u_1^B)^2 + (u_2^A - u_2^B)^2}$$

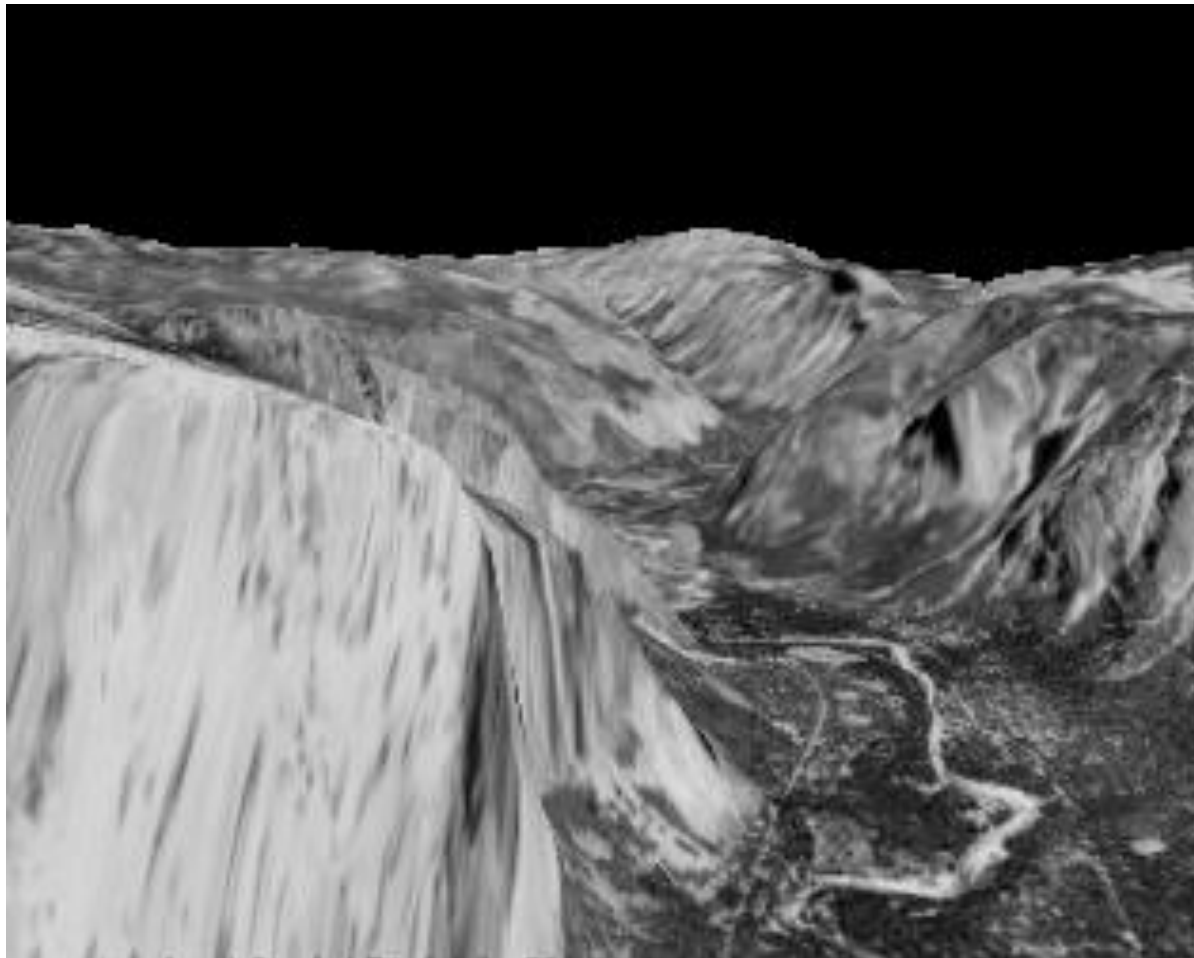
# Сравнение качества

AAE	Army	Mequon	Schefflera	Wooden	Yosemite	Teddy
Lucas & Kanade	13,9	24,1	20,9	22,2	6,41	25,6
Horn & Schunck	8,0	9,1	14,2	12,4	4,01	9,2

AEPE	Army	Mequon	Schefflera	Wooden	Yosemite	Teddy
Lucas & Kanade	0,39	1,67	1,50	1,57	0,30	3,80
Horn & Schunck	0,22	0,61	1,01	0,78	0,16	1,51

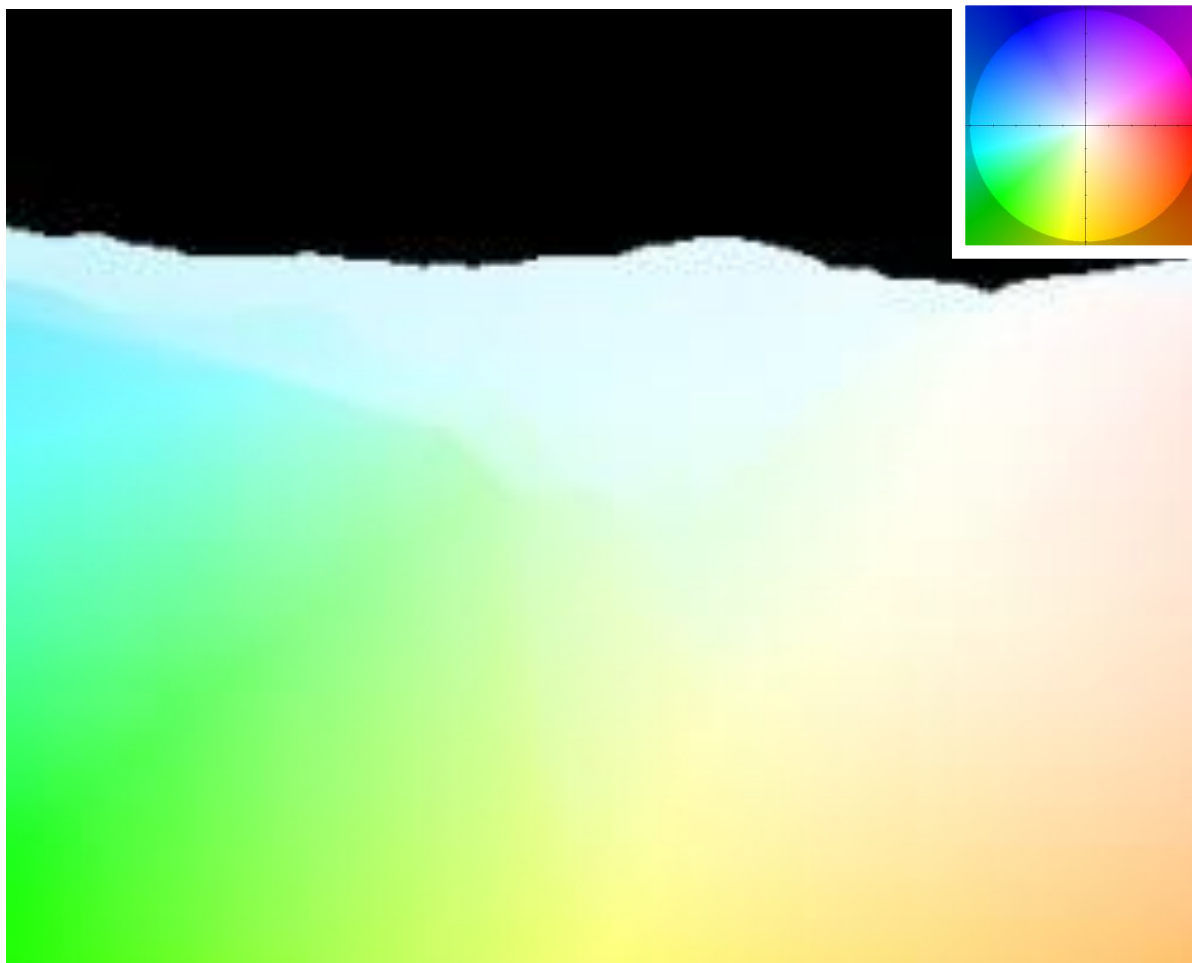
# Исходные изображения

Последовательность «Yosemite»



# Ground truth

Последовательность «Yosemite»



# Результат метода L&K

Последовательность «Yosemite»



# Результат метода H&S

Последовательность «Yosemite»





# Требования к optical flow

---

- Определение сильного движения
- Устойчивость к изменениям яркости
- Корректная обработка разрывов
- Отдельная обработка областей наложения объектов
- Устойчивость к шуму
- Стабильность во времени



# Содержание

---

- Введение
- Классические методы
- **Билатеральная фильтрация**
- Сегментация
- Временная корреляция
- Заключение





# Основные идеи

---

- Анизотропное сглаживание поля
- Особая обработка областей наложения объектов
- Применение билатерального фильтра для сглаживания поля

# Основа метода

Глобальный метод с анизотропным  
сглаживанием:

$$E(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} \left( (\nabla I^{\top} \mathbf{u} + I_t)^2 + \nabla \mathbf{u}^{\top} \mathbf{D}(\nabla I) \nabla \mathbf{u} \right) d\mathbf{x}$$

$$\mathbf{D}(\nabla I) = \frac{1}{|\nabla I|^2 + 2\nu^2} (\nabla I^{\perp} (\nabla I^{\perp})^{\top} + \nu^2 \mathbf{E}_{2 \times 2})$$

Собственные значения:

$$\eta = \frac{\nabla I}{|\nabla I|} \quad \xi = \eta^{\perp} = \frac{\nabla I^{\perp}}{|\nabla I|}$$

# Минимизация

Итеративная минимизация:

$$\mathbf{u}^\tau - \mathbf{u}^{\tau-1} = -\nabla I(\nabla I^\top \mathbf{u} + I_t) + \text{div}(\mathbf{D}(\nabla I)\nabla \mathbf{u})$$

Разбиение на два шага:

$$\mathbf{u}^{\tau'} - \mathbf{u}^{\tau-1} = -\nabla I(\nabla I^\top \mathbf{u}^{\tau-1} + I_t)$$

$$\mathbf{u}^\tau - \mathbf{u}^{\tau'} = \text{div}(\mathbf{D}(\nabla I)\nabla \mathbf{u}^{\tau'})$$

Альтернативное представление второго шага:

$$\mathbf{u}^\tau - \mathbf{u}^{\tau'} = \text{trace}(\mathbf{T}\mathbf{H})$$

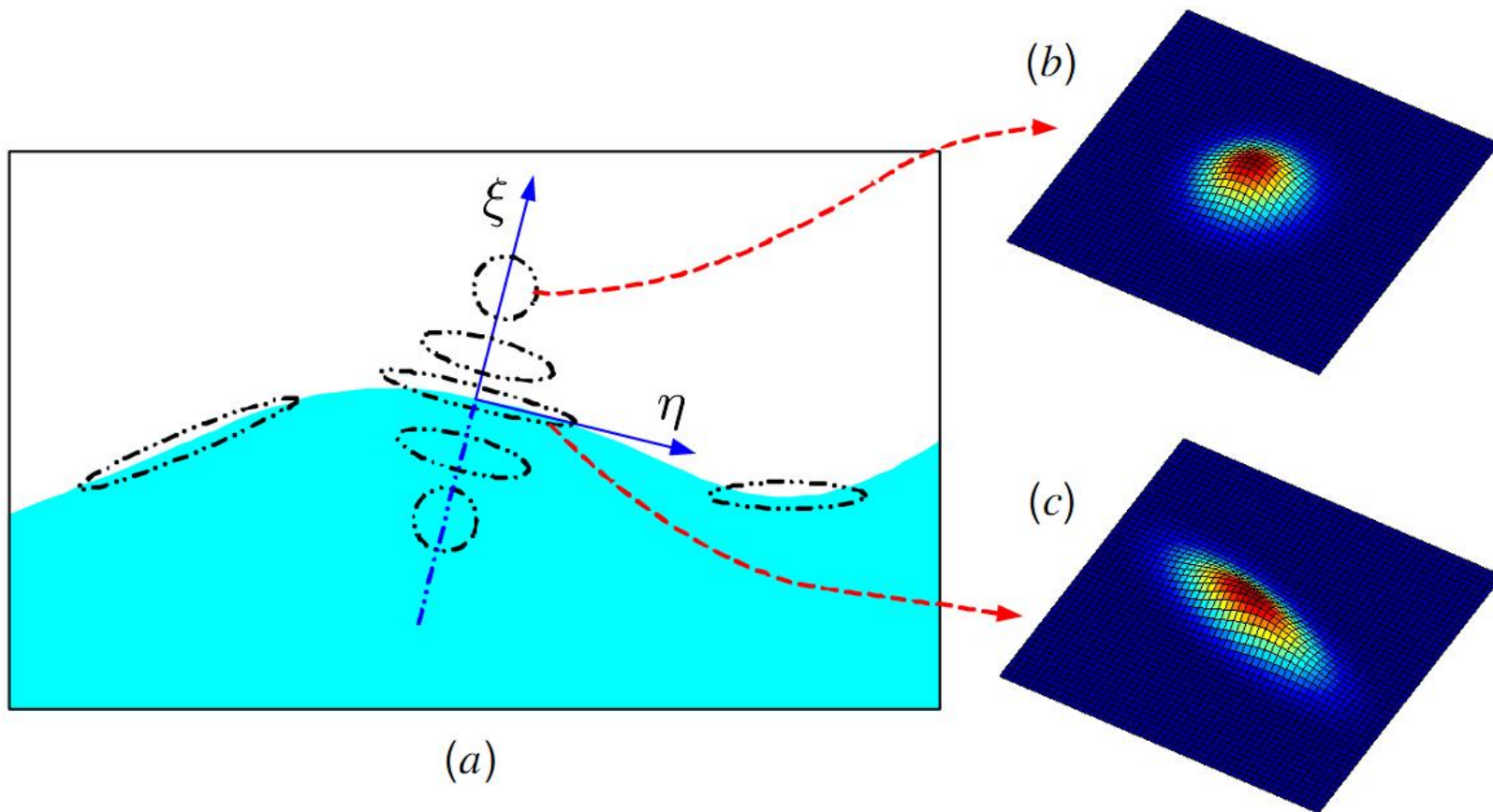
$$\mathbf{u}^\tau = \mathbf{u}^{\tau'} * G(\mathbf{T}, \Delta\tau)$$

$$G(\mathbf{T}, \Delta\tau) = \frac{1}{4\pi\Delta\tau} \exp\left(-\frac{\mathbf{x}^\top \mathbf{T}^{-1} \mathbf{x}}{4\Delta\tau}\right)$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_{xx}^{\tau'} & \mathbf{u}_{xy}^{\tau'} \\ \mathbf{u}_{yx}^{\tau'} & \mathbf{u}_{yy}^{\tau'} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{T} = \lambda_\eta \boldsymbol{\eta} \boldsymbol{\eta}^\top + \lambda_\xi \boldsymbol{\xi} \boldsymbol{\xi}^\top$$

# Анизотропное сглаживание



# Определение наложений объектов



Функция-индикатор наложения объектов:

$$\rho(\mathbf{x}) = \begin{cases} 0 & \text{если } (I_1(\mathbf{x}) - I_2(\mathbf{x} + \mathbf{u}))^2 > \epsilon_I \\ 1 & \text{иначе} \end{cases}$$

Гладкий аналог:

$$\rho(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \tan^{-1} \left( (I_1(\mathbf{x}) - I_2(\mathbf{x} + \mathbf{u}))^2 - \epsilon_I \right)$$

# Обработка наложений

Особая обработка областей наложения:

$$E(\mathbf{u}) = \rho(\mathbf{u}) \cdot (E_D(\mathbf{u}) + E_S(\nabla \mathbf{u})) + (1 - \rho(\mathbf{u})) \cdot (E_D^{OC}(\mathbf{u}) + E_S^{OC}(\nabla \mathbf{u}))$$

Условие гладкости одинаково для всех областей:

$$E(\mathbf{u}) = \rho(\mathbf{u}) \cdot (E_D(\mathbf{u}) - E_D^{OC}) + E_D^{OC} + E_S(\nabla \mathbf{u})$$

$$E(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} \rho(\mathbf{u}) \cdot (e_D(\mathbf{u}) - e_D^{OC}) + e_D^{OC} + e_S(\nabla \mathbf{u}) d\mathbf{x}$$

$$e_D^{OC} = \epsilon_I$$

# Билатеральная фильтрация поля



Билатеральный фильтр:

$$J(\mathbf{x}_0) = \int_{\Omega} I(\mathbf{x}) \cdot g_S(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) \cdot g_I(I(\mathbf{x}) - I(\mathbf{x}_0)) d\mathbf{x}$$

$$J = I * G_S(\mathbf{x}, \sigma_S) * G_I(I, \sigma_I)$$

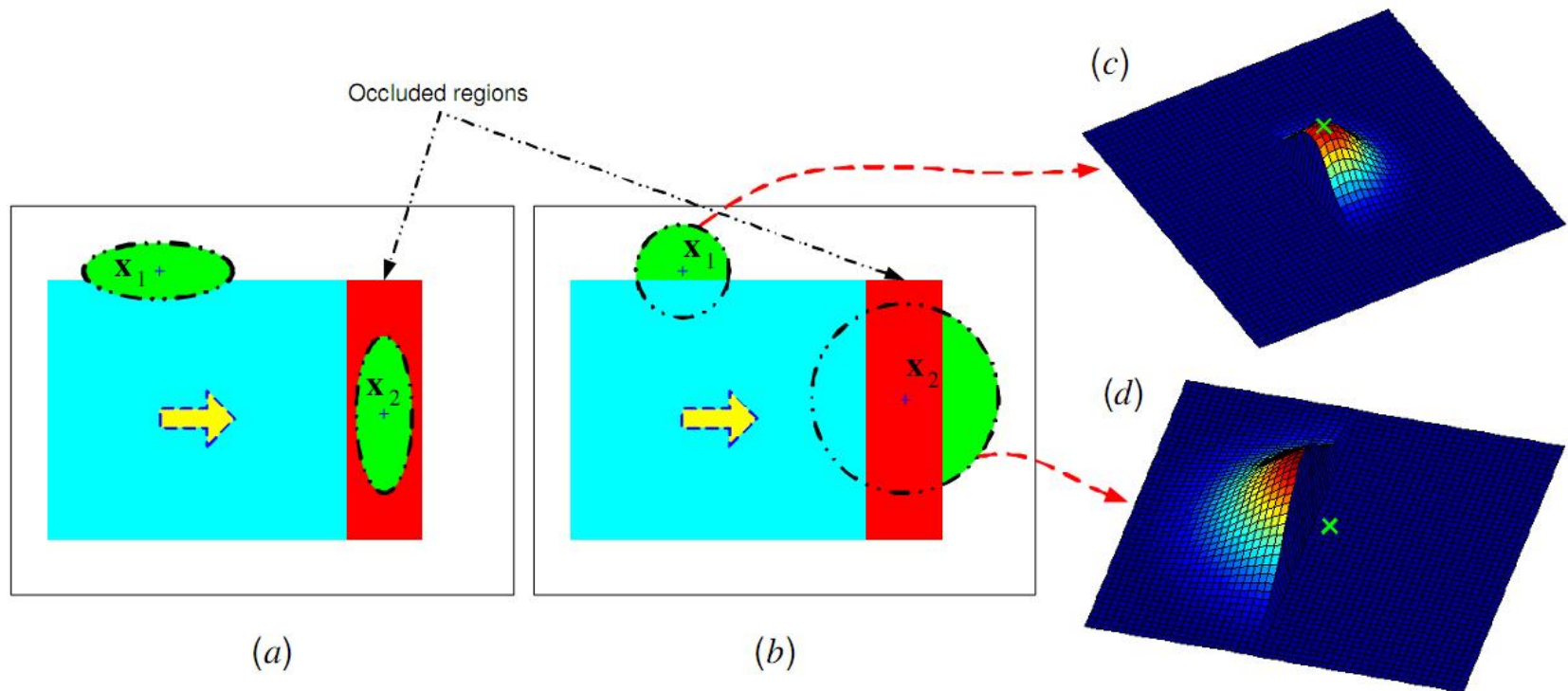
Исходное размытие:

$$\mathbf{u}^\tau = \mathbf{u}^{\tau'} * G(\mathbf{T}, \Delta\tau)$$

Применение билатерального фильтра:

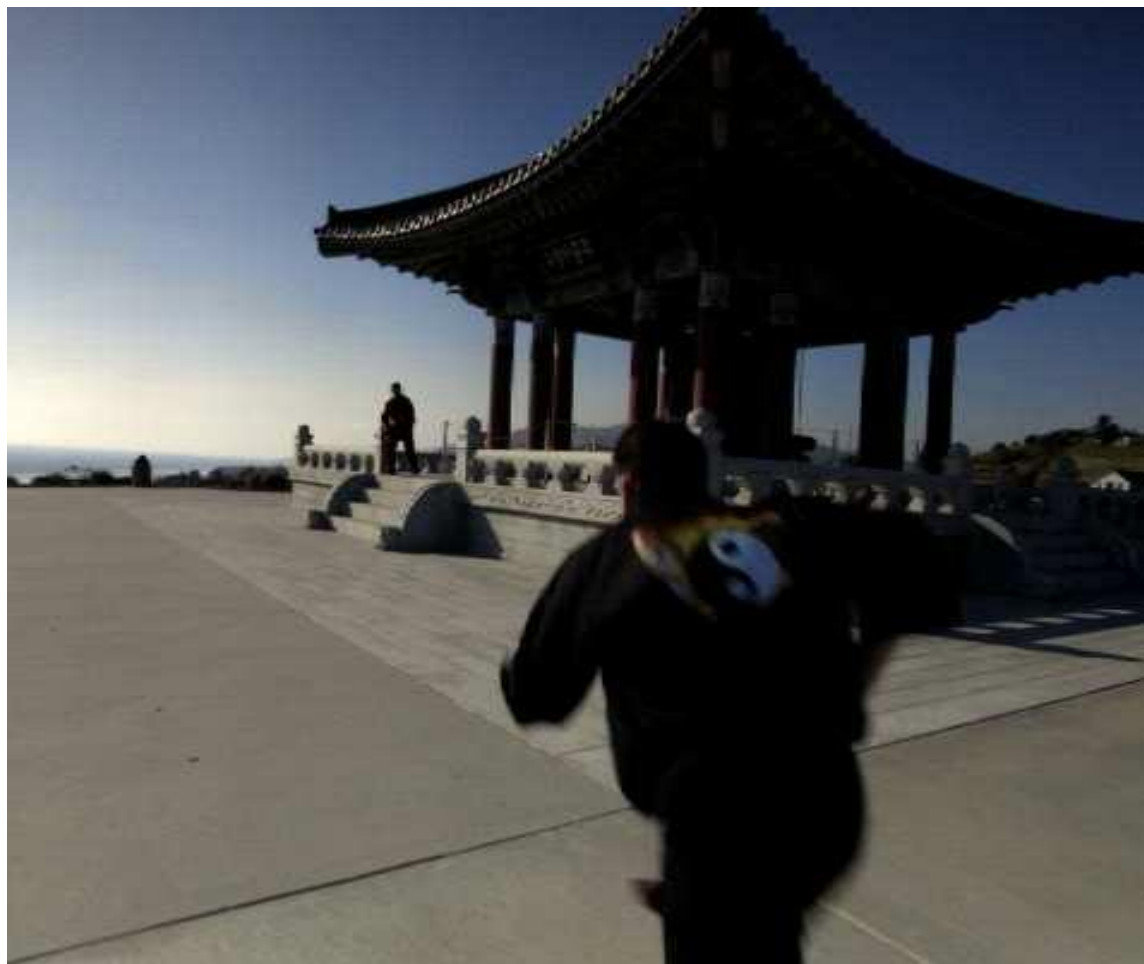
$$\mathbf{u}^\tau = \mathbf{u}^{\tau'} * G_S(\mathbf{x}, \sigma_S) * G_I(I, \sigma_I) * G_U(\mathbf{u}, \sigma_U) * \rho$$

# Билатеральная фильтрация поля





# Исходные кадры



# Области наложения



# Optical flow



# Исходные кадры

## Последовательность «Football»



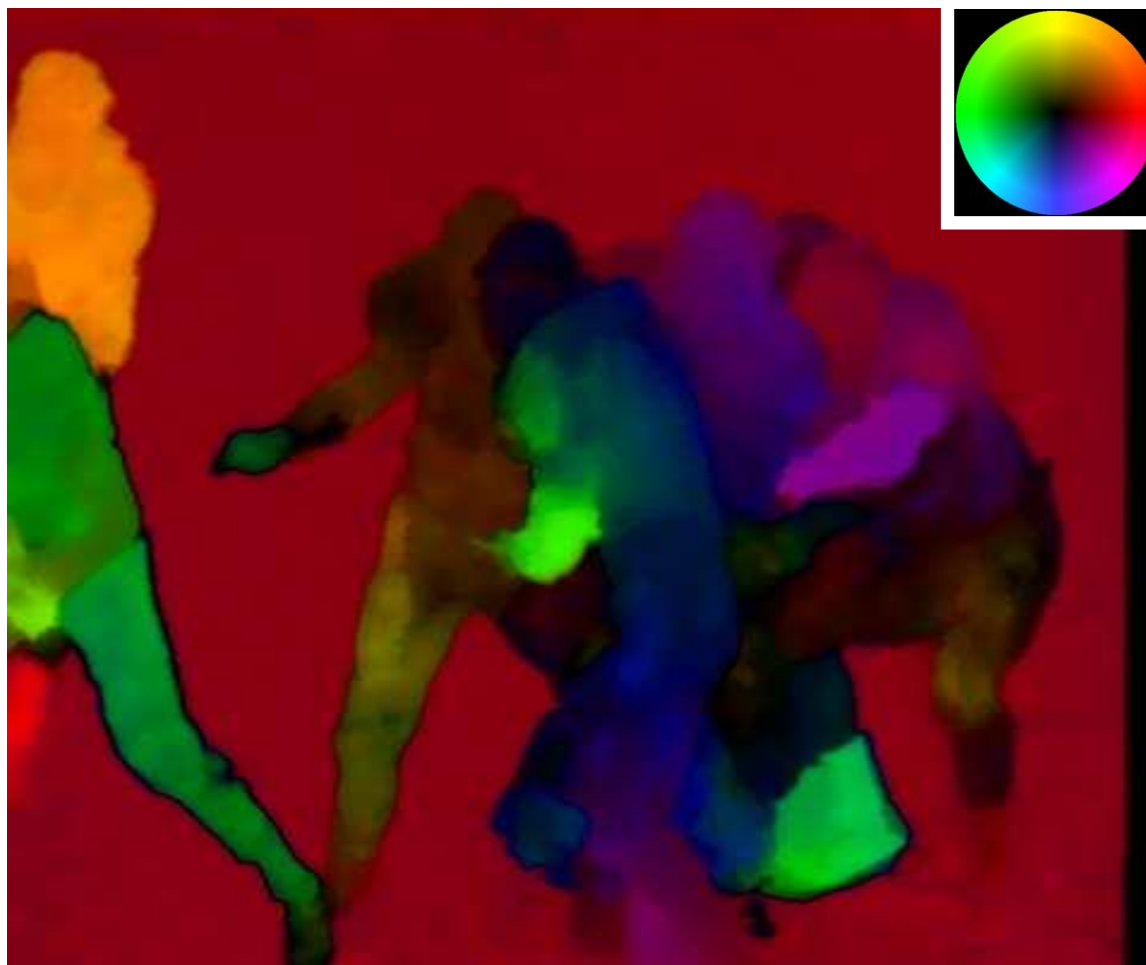
# Области наложения

Последовательность «Football»



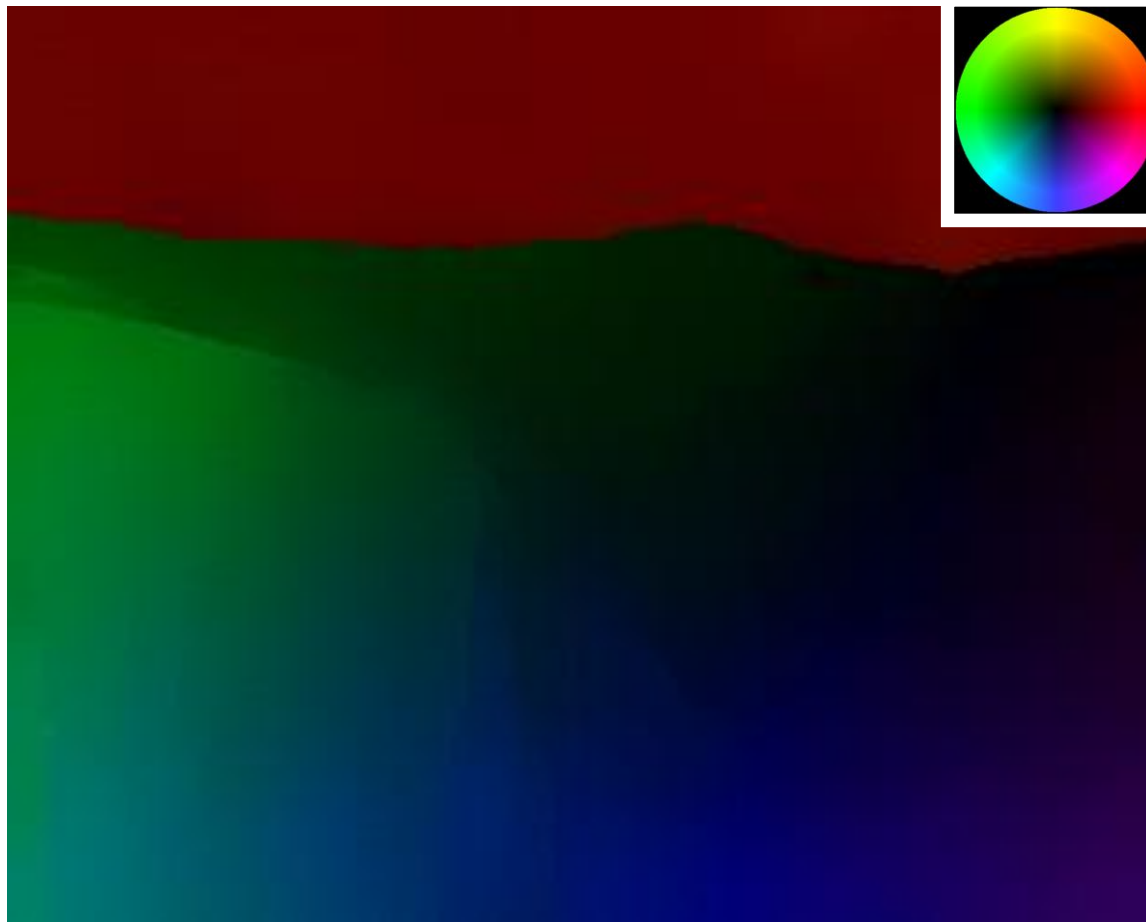
# Optical flow

Последовательность «Football»



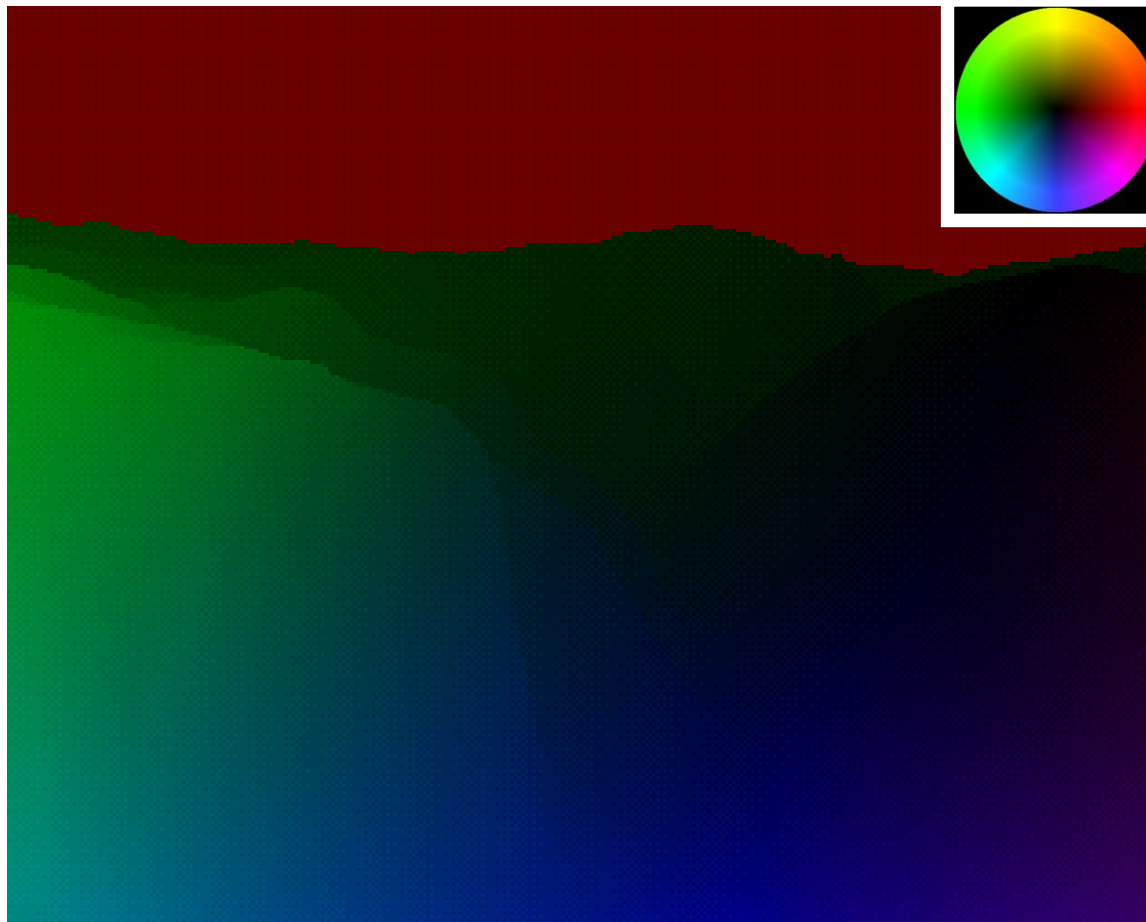
# Результат

Последовательность «Yosemite»



# Ground truth

Последовательность «Yosemite»





# Результаты

AAE	Army	Mequon	Schefflera	Wooden	Yosemite	Teddy
Lucas & Kanade	13,9	24,1	20,9	22,2	6,41	25,6
Horn & Schunck	8,0	9,1	14,2	12,4	4,01	9,2
Bilateral	—	—	—	—	2,57	—

Производительность	Конфигурация	Время на один кадр, с
Bilateral	CPU Intel Xeon 3,6 ГГц	4,0



# Содержание

---

- Введение
- Классические методы
- Билатеральная фильтрация
- **Сегментация**
- Временная корреляция
- Заключение

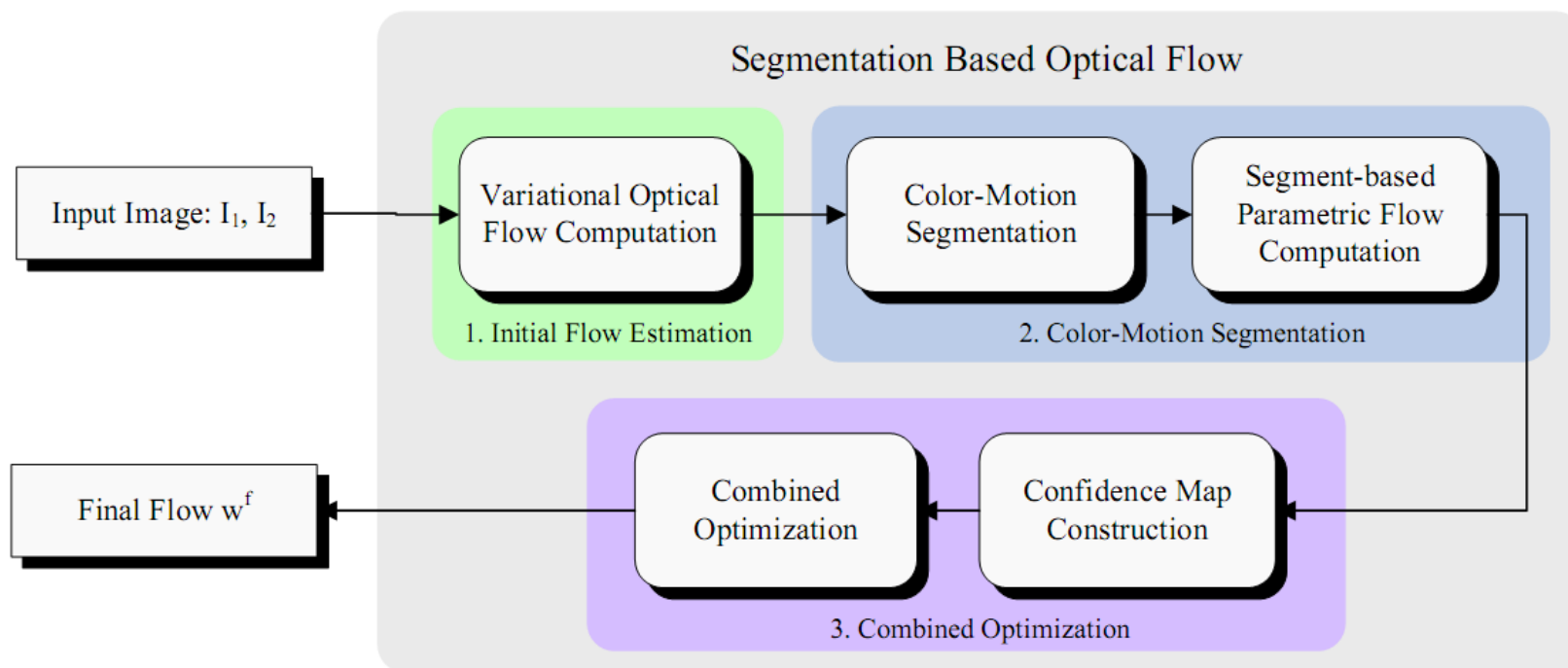


# Основные идеи

---

- Использование цветowych компонент при расчёте optical flow
- Цветовая сегментация
- Параметрическая модель для каждого сегмента
- Уточнение на основе первого приближения

# Схема метода



# Первое приближение

Используется глобальный метод:

$$E_0(\mathbf{u}) = E_D(\mathbf{u}) + \alpha E_S(\mathbf{u})$$

$$E_D(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} \sum_{c \in C} \Psi_D \left( |I_2^c(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - I_1^c(\mathbf{x})|^2 \right) d\mathbf{x}$$

$$E_S(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} \Psi_S \left( |\nabla u_1|^2 + |\nabla u_2|^2 \right) d\mathbf{x}$$

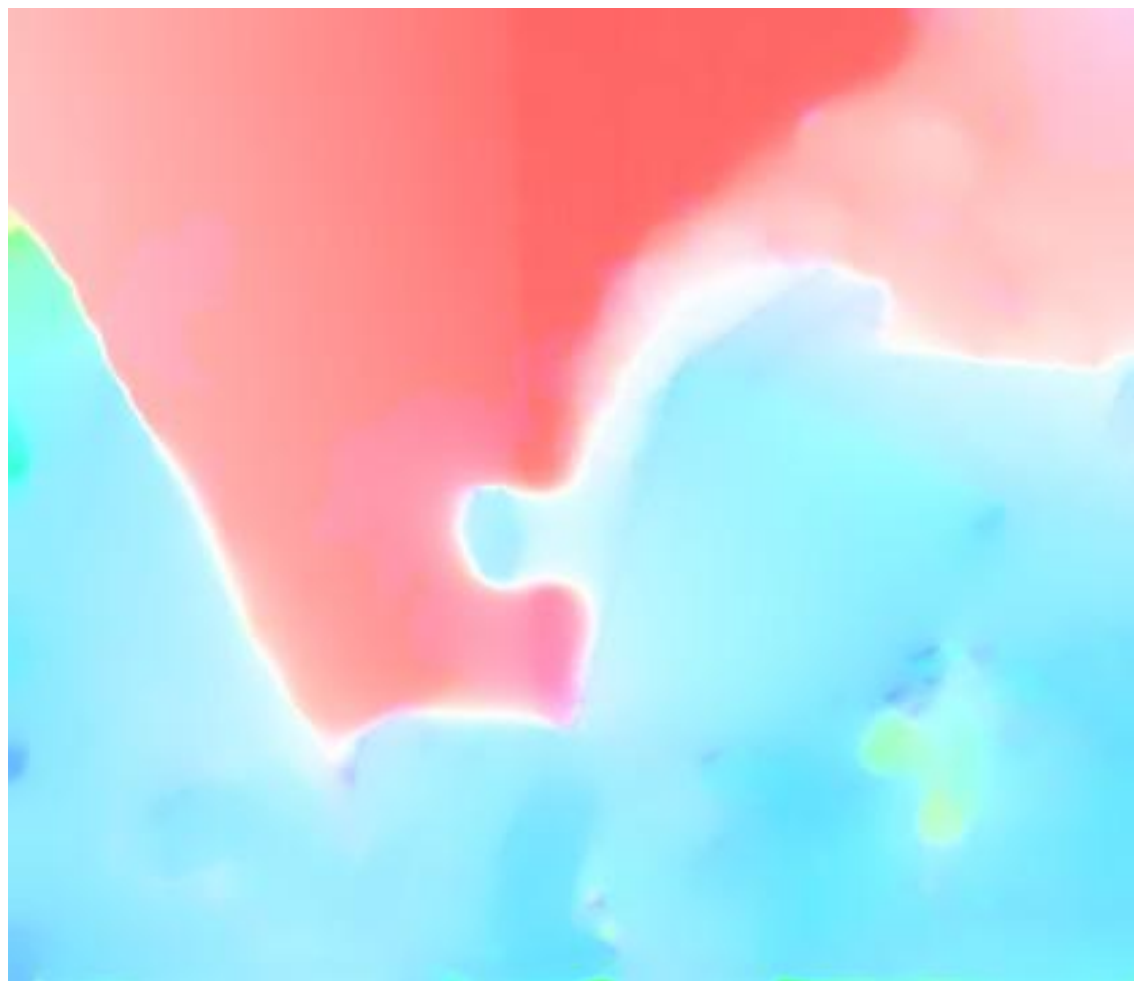
$$\Psi_D(s) = \Psi(s, \epsilon_D)$$

$$\Psi_S(s) = \Psi(s, \epsilon_S)$$

$$\Psi(s^2, \epsilon) = \sqrt{s^2 + \epsilon^2}$$

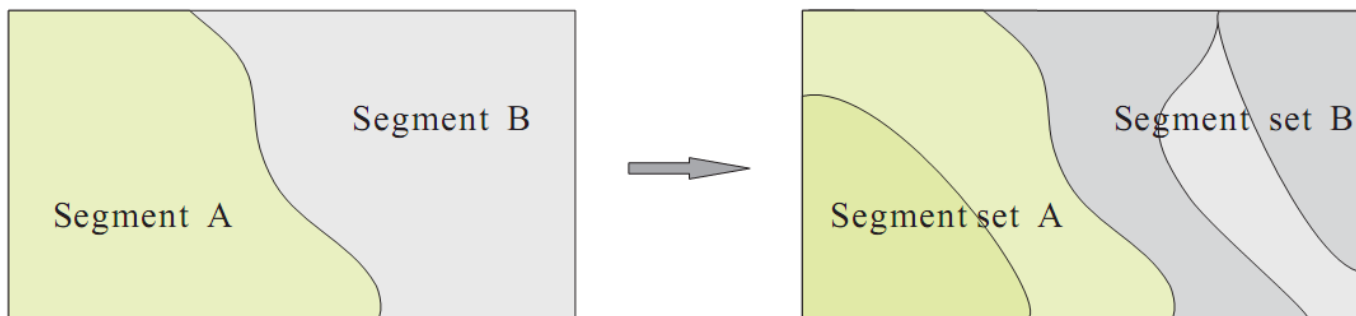
# Первое приближение

Последовательность «Teddy»



# Сегментация

- Алгоритм Mean Shift
- Два этапа:
  1. Цветовая сегментация
  2. Подразбиение на основе optical flow



# Параметрическая модель движения



Параметрическая модель движения для  
каждого сегмента:

$$\mathbf{u}(\mathbf{a}_s, \mathbf{x}) = (u_1(\mathbf{a}_s, \mathbf{x}), u_2(\mathbf{a}_s, \mathbf{x}))^\top$$

$$u_1(\mathbf{a}_s, \mathbf{x}) = a_s x + b_s y + c_s$$

$$u_2(\mathbf{a}_s, \mathbf{x}) = d_s x + e_s y + f_s$$

$$\mathbf{a}_s = (a_s, b_s, c_s, d_s, e_s, f_s)^\top$$

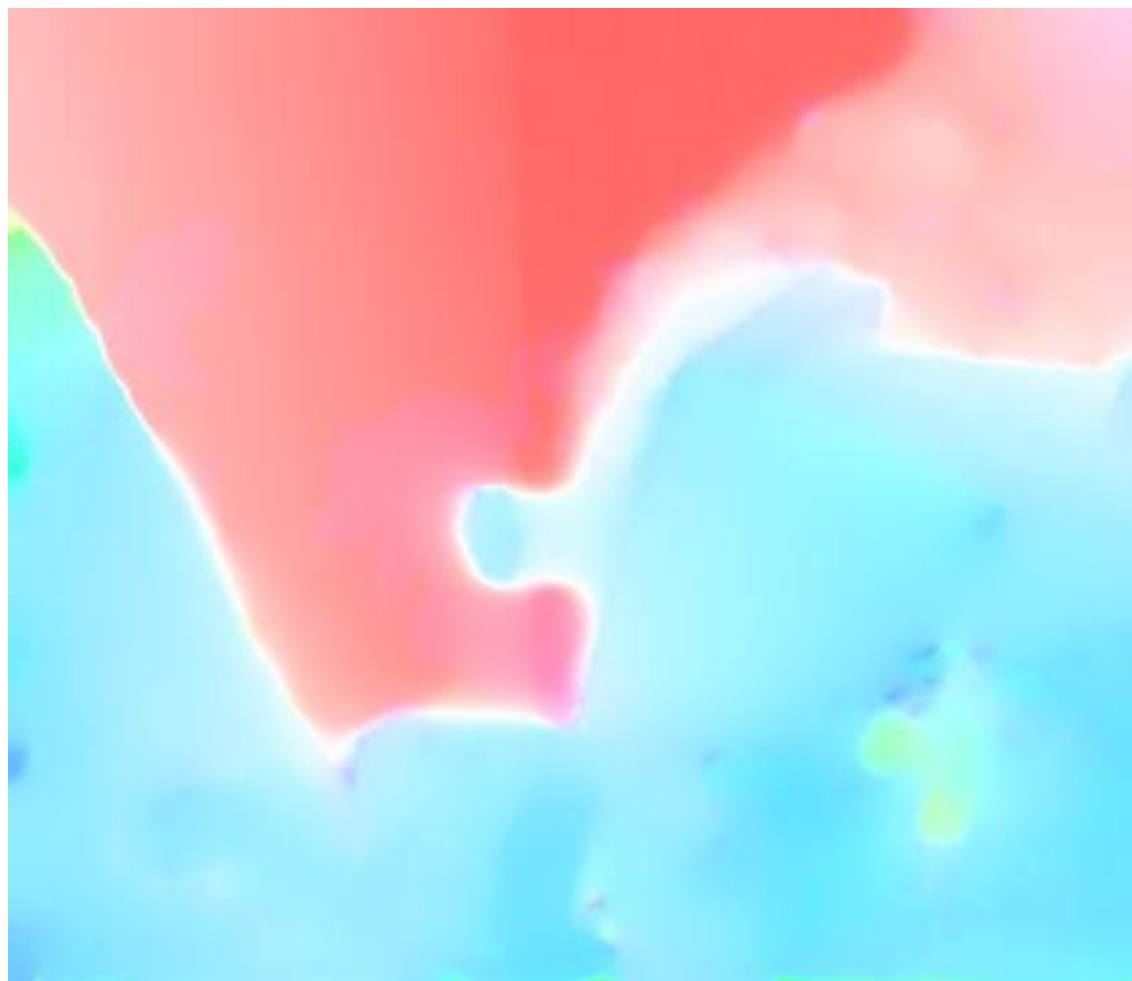
Суммарная энергия:

$$E_D(\mathbf{a}) = \sum_{s \in S} \int_s \sum_{c \in C} \Psi_D \left( |I_2^c(\mathbf{x} + \mathbf{u}(\mathbf{a}_s, \mathbf{x})) - I_1^c(\mathbf{x})|^2 \right) d\mathbf{x}$$



# Первое приближение

Последовательность «Teddy»



# Уточнение optical flow

Последовательность «Teddy»



# Ground truth

Последовательность «Teddy»



# Определение наложений объектов



Optical flow вычисляется от первого кадра ко второму и наоборот:

$\mathbf{u}_1^i$  — прямое поле optical flow

$\mathbf{u}_2^i$  — обратное поле optical flow

$i \in \{0, S\}$

На основе прямого и обратного полей вычисляется индикатор наложения объектов:

$O(\mathbf{x})$  — индикатор наложения объектов

# Попиксельное доверие

Попиксельная функция доверия к optical flow:

$$E_p(\mathbf{u}_1^i, \mathbf{u}_2^i, \mathbf{x}) = \exp \left( -\frac{1}{3\sigma_I^2} \sum_{c \in C} |I_2^c(\mathbf{x} + \mathbf{u}_1^i(\mathbf{x})) - I_1^c(\mathbf{x})|^2 \right) \times \\ \exp \left( -\frac{1}{\sigma_u^2} |\mathbf{u}_1^i(\mathbf{x}) + \mathbf{u}_2^i(\mathbf{x} + \mathbf{u}_1^i(\mathbf{x}))|^2 \right)$$

$$C_p(\mathbf{u}_1^S, \mathbf{u}_2^S, \mathbf{x}) = \begin{cases} \varsigma & \text{если } O(\mathbf{x}) = 1 \\ E_p(\mathbf{u}_1^S, \mathbf{u}_2^S, \mathbf{x}) & \text{иначе} \end{cases}$$

# Посегментное доверие

Посегментная функция доверия к optical flow:

$$C_s(\mathbf{u}_1^S, \mathbf{u}_2^S, s) = \frac{1}{\sum_{\mathbf{x} \in s} (1 - O(\mathbf{x}))} \times \sum_{\mathbf{x} \in s} \exp \left( -\frac{|\mathbf{u}_1^S(\mathbf{x}) - \mathbf{u}_1^0(\mathbf{x})|^2 E_p(\mathbf{u}_1^0, \mathbf{u}_2^0, \mathbf{x})}{\sigma_A^2} \right) (1 - O(\mathbf{x}))$$

Результирующая функция доверия к optical flow:

$$\text{conf}(\mathbf{x}) = C_p(\mathbf{u}_1^S, \mathbf{u}_2^S, \mathbf{x}) \times C_s(\mathbf{u}_1^S, \mathbf{u}_2^S, s(\mathbf{x}))$$

# Confidence map

Последовательность «Teddy»



# Исходные изображения

Последовательность «Schefflera»





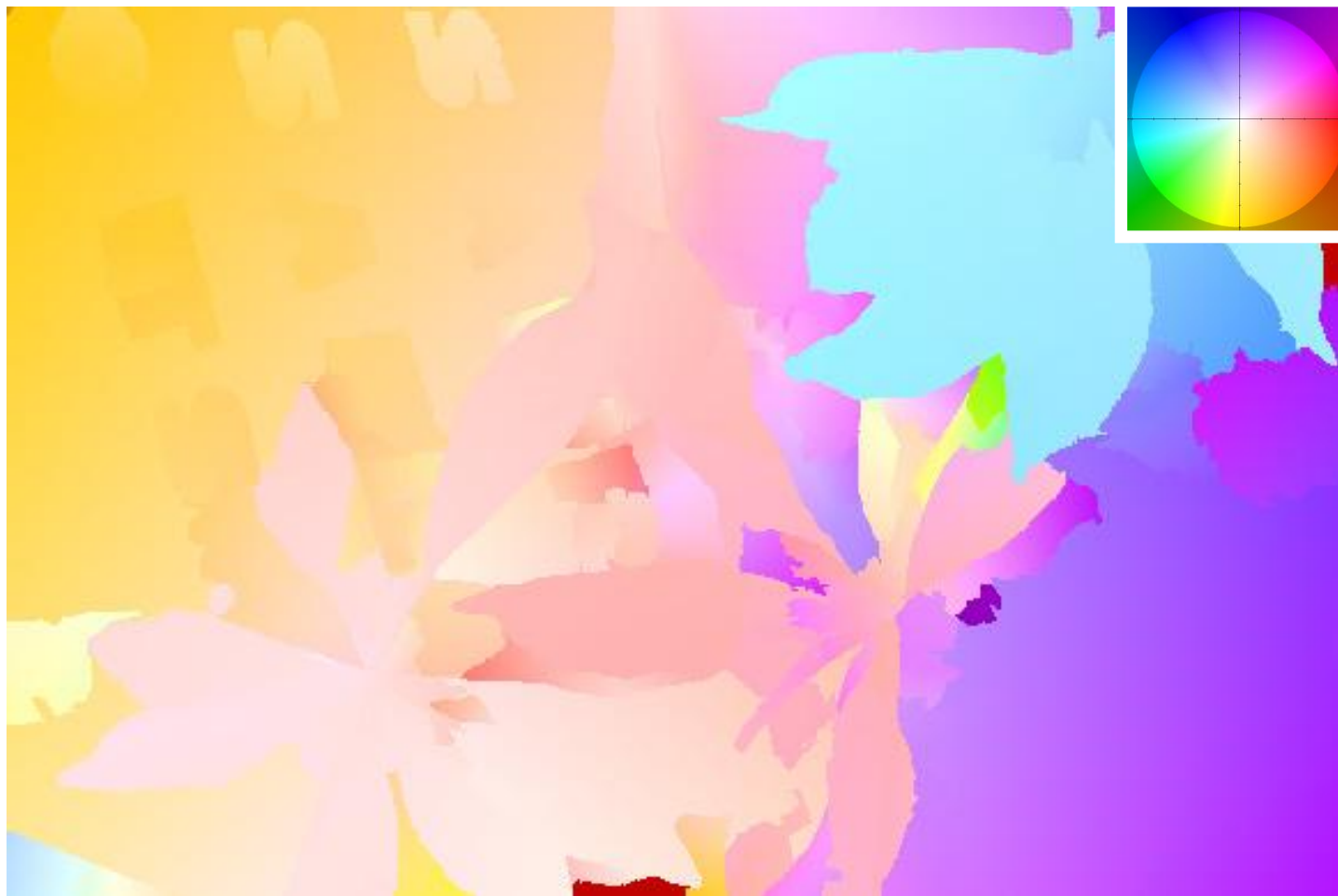
# Первое приближение

Последовательность «Schefflera»



# Уточнение optical flow

Последовательность «Schefflera»



# Ground truth

Последовательность «Schefflera»



# Confidence map

Последовательность «Schefflera»



# Финальная модель

Финальный этап — минимизация энергии:

$$E_D(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} (1 - O(\mathbf{x})) \sum_{c \in C} \Psi_D \left( |I_2^c(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - I_1^c(\mathbf{x})|^2 \right) + \\ \alpha \Psi_S \left( |\nabla u_1|^2 + |\nabla u_2|^2 \right) + \beta \text{conf}(\mathbf{x}) \left| \mathbf{u} - \mathbf{u}_1^S \right|^2 d\mathbf{x}$$

# Ground truth

Последовательность «Teddy»



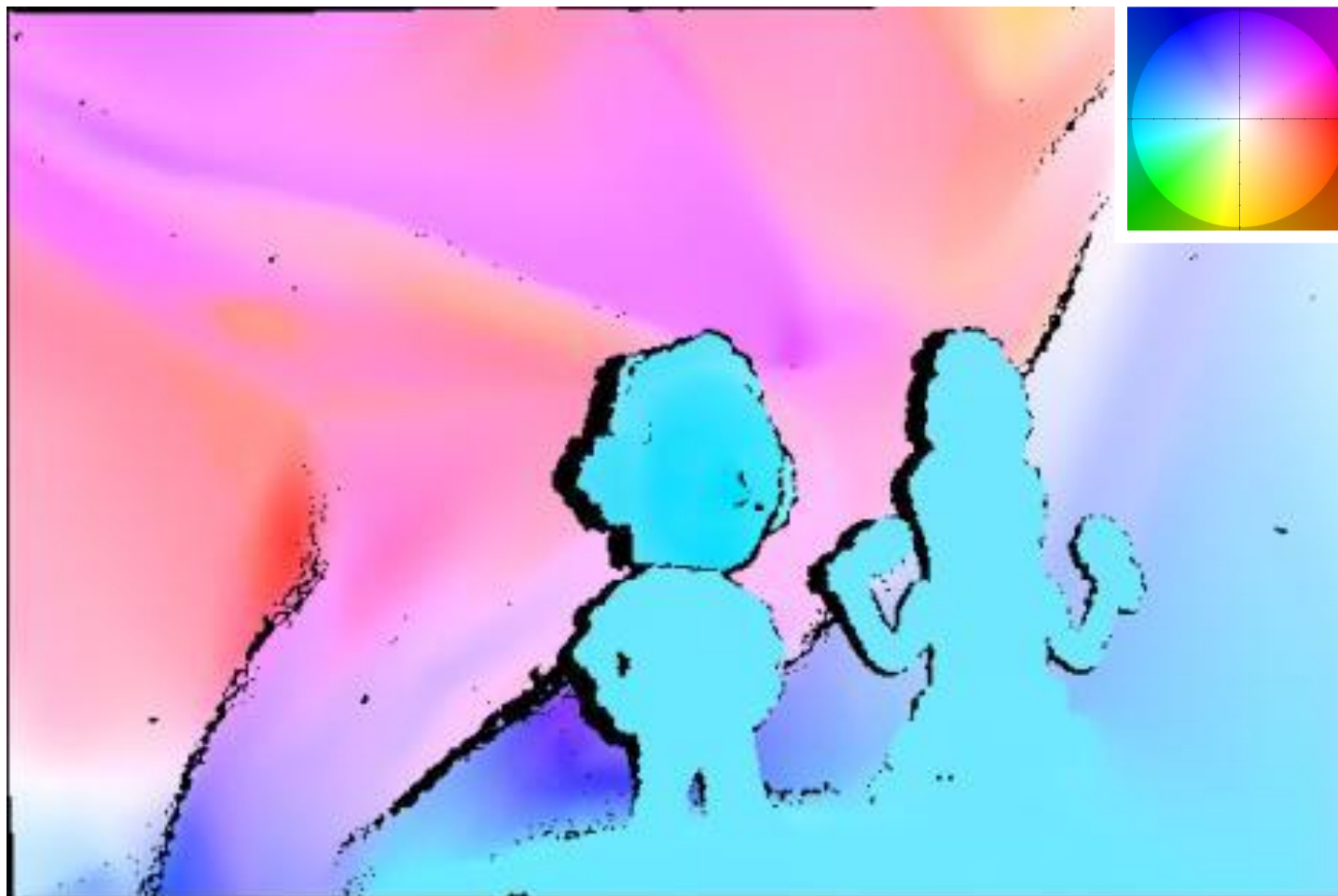
# Результат

Последовательность «Teddy»



# Ground truth

Последовательность «Mequon»





# Результат

Последовательность «Mequon»



# Ground truth

Последовательность «Schefflera»



# Результат

Последовательность «Schefflera»



# Результаты

AAE	Army	Mequon	Schefflera	Wooden	Yosemite	Teddy
Lucas & Kanade	13,9	24,1	20,9	22,2	6,41	25,6
Horn & Schunck	8,0	9,1	14,2	12,4	4,01	9,2
Bilateral	—	—	—	—	2,57	—
Segmentation	5,8	7,4	8,5	6,5	1,6	3,7

AEPE	Army	Mequon	Schefflera	Wooden	Yosemite	Teddy
Lucas & Kanade	0,39	1,67	1,50	1,57	0,30	3,80
Horn & Schunck	0,22	0,61	1,01	0,78	0,16	1,51
Segmentation	0,15	0,57	0,68	0,32	0,08	0,70

Производительность	Конфигурация	Время на один кадр, с
Bilateral	CPU Intel Xeon 3,6 ГГц	4,0
Segmentation	CPU Intel Core 2 Duo 2,4 ГГц	15,0



# Содержание

---

- Введение
- Классические методы
- Билатеральная фильтрация
- Сегментация
- **Временная корреляция**
- Заключение



# Основные идеи

---

- Особая функция штрафа
- Анизотропное сглаживание поля
- Построение optical flow на основе трёх кадров

# Основа метода

Глобальный метод с применением  $L^1$ -нормы:

$$E(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} \lambda \left| \nabla I^{\top} \mathbf{u} + I_t \right| + |\nabla u_1| + |\nabla u_2| d\mathbf{x}$$

$$\mathbf{u}(\mathbf{x}) = (u_1(\mathbf{x}), u_2(\mathbf{x}))^T$$

$\lambda$  — параметр модели

$$\nabla u_i = \left( \frac{\delta u_i}{\delta x}, \frac{\delta u_i}{\delta y} \right)^T$$

# Сглаживание

Исходный вариант сглаживания:

$$E_S(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} \sum_{i=1}^2 |\nabla u_i| d\mathbf{x}$$

Анизотропия и изменённая функция штрафа:

$$E_S(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} \sum_{i=1}^2 \Psi_{\varepsilon} (\nabla u_i^{\top} D \nabla u_i) d\mathbf{x} \quad \Psi_{\varepsilon}(s^2) = \begin{cases} \frac{s^2}{2\varepsilon} & s \leq \varepsilon \\ s - \frac{\varepsilon}{2} & \text{иначе} \end{cases}$$

$$D^{\frac{1}{2}} = \exp\left(-\alpha |\nabla I|^{\beta}\right) \mathbf{nn}^{\top} + \mathbf{n}^{\perp}(\mathbf{n}^{\perp})^{\top} \quad \mathbf{n} = \frac{\nabla I}{|\nabla I|}$$

$$E_S(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} \sum_{i=1}^2 \Psi_{\varepsilon} \left( \left| D^{\frac{1}{2}} \nabla u_i \right|^2 \right) d\mathbf{x}$$



# Минимизация

Вводится вспомогательная переменная:

$$\mathbf{v} = (v_1, v_2)^\top$$

$$E(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \int_{\Omega} \lambda |\nabla I \cdot \mathbf{v} + I_t| + \sum_{i=1}^2 \left( \Psi_{\varepsilon} \left( \left| D^{\frac{1}{2}} \nabla u_i \right|^2 \right) + \frac{1}{2\theta} (u_i - v_i)^2 \right) d\mathbf{x}$$

# Минимизация

## ■ Шаг 1

Для фиксированного  $\mathbf{v}$  минимизируется

$$E(\mathbf{u}) = \int_{\Omega} \sum_{i=1}^2 \left( \Psi_{\varepsilon} \left( \left| D^{\frac{1}{2}} \nabla u_i \right|^2 \right) + \frac{1}{2\theta} (u_i - v_i)^2 \right) d\mathbf{x}$$

## ■ Шаг 2

Для фиксированного  $\mathbf{u}$  минимизируется

$$E(\mathbf{v}) = \int_{\Omega} \left( \lambda |\nabla I \cdot \mathbf{v} + I_t| + \sum_{i=1}^2 \frac{1}{2\theta} (u_i - v_i)^2 \right) d\mathbf{x}$$

# Multi-frame optical flow

- Используются три последовательных кадра
- Optical flow полагается симметричным относительно центрального кадра

$$E(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \int_{\Omega} \lambda |\rho_1(\mathbf{v})| + \lambda |\rho_3(\mathbf{v})| + \sum_{i=1}^2 \left( \Psi_{\varepsilon} \left( \left| D^{\frac{1}{2}} \nabla u_i \right|^2 \right) + \frac{1}{2\theta} (u_i - v_i)^2 \right) d\mathbf{x}$$

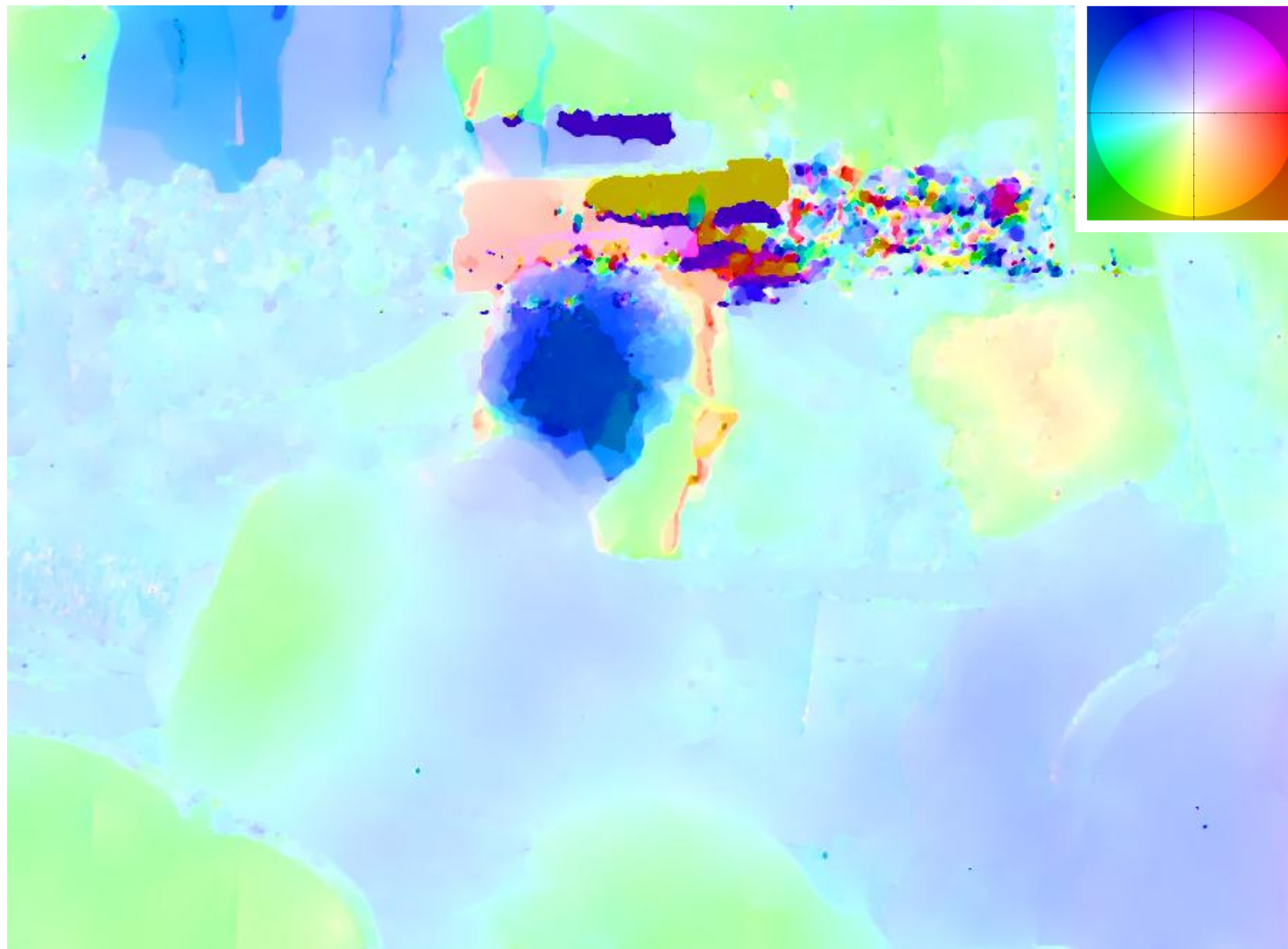
$$\rho_1(\mathbf{v}) = - \nabla I_1 \cdot \mathbf{v} + (I_1 - I_2)$$

$$\rho_3(\mathbf{v}) = \nabla I_3 \cdot \mathbf{v} + (I_3 - I_2)$$

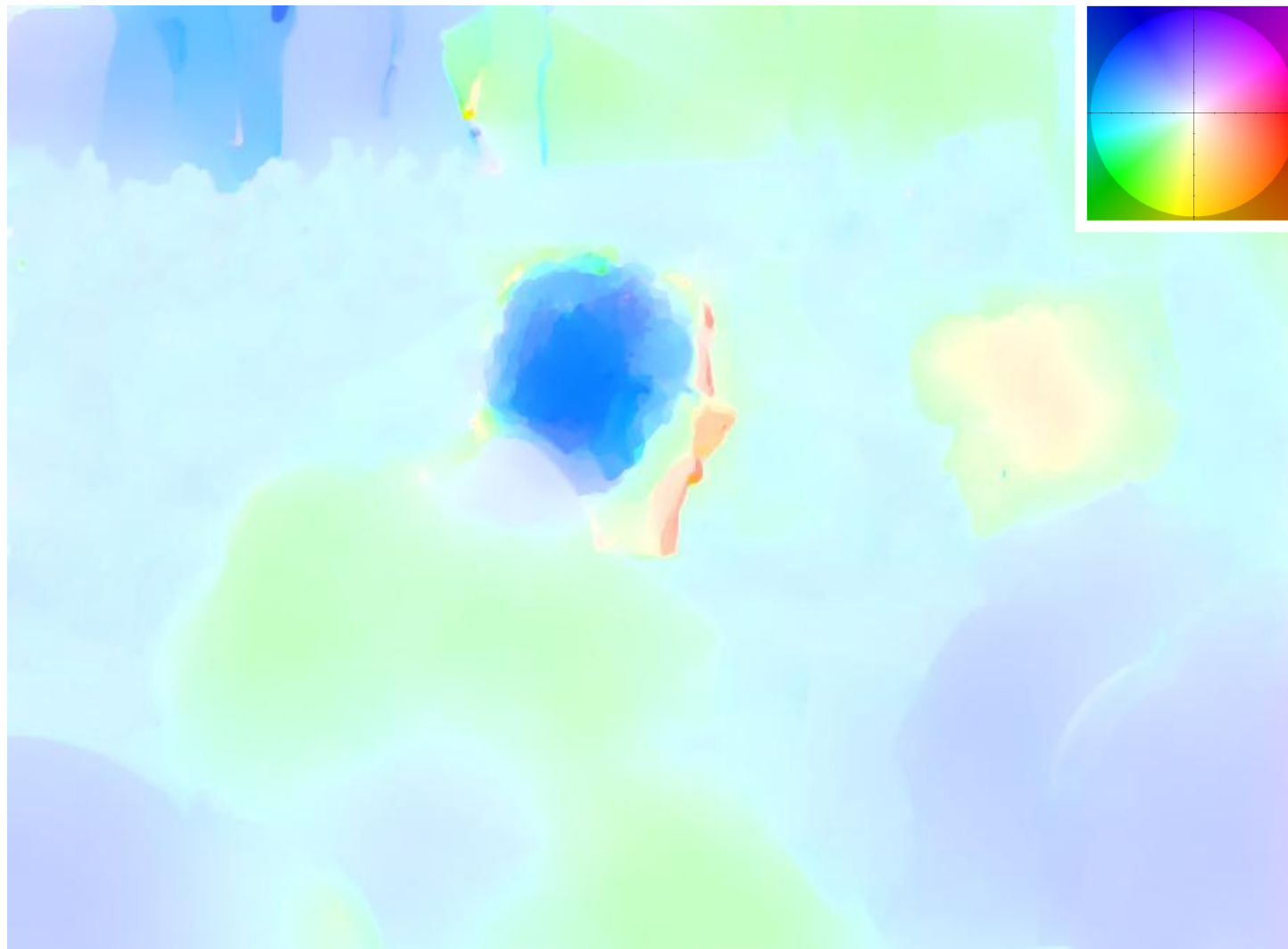
# Исходная последовательность



# Optical flow по двум кадрам



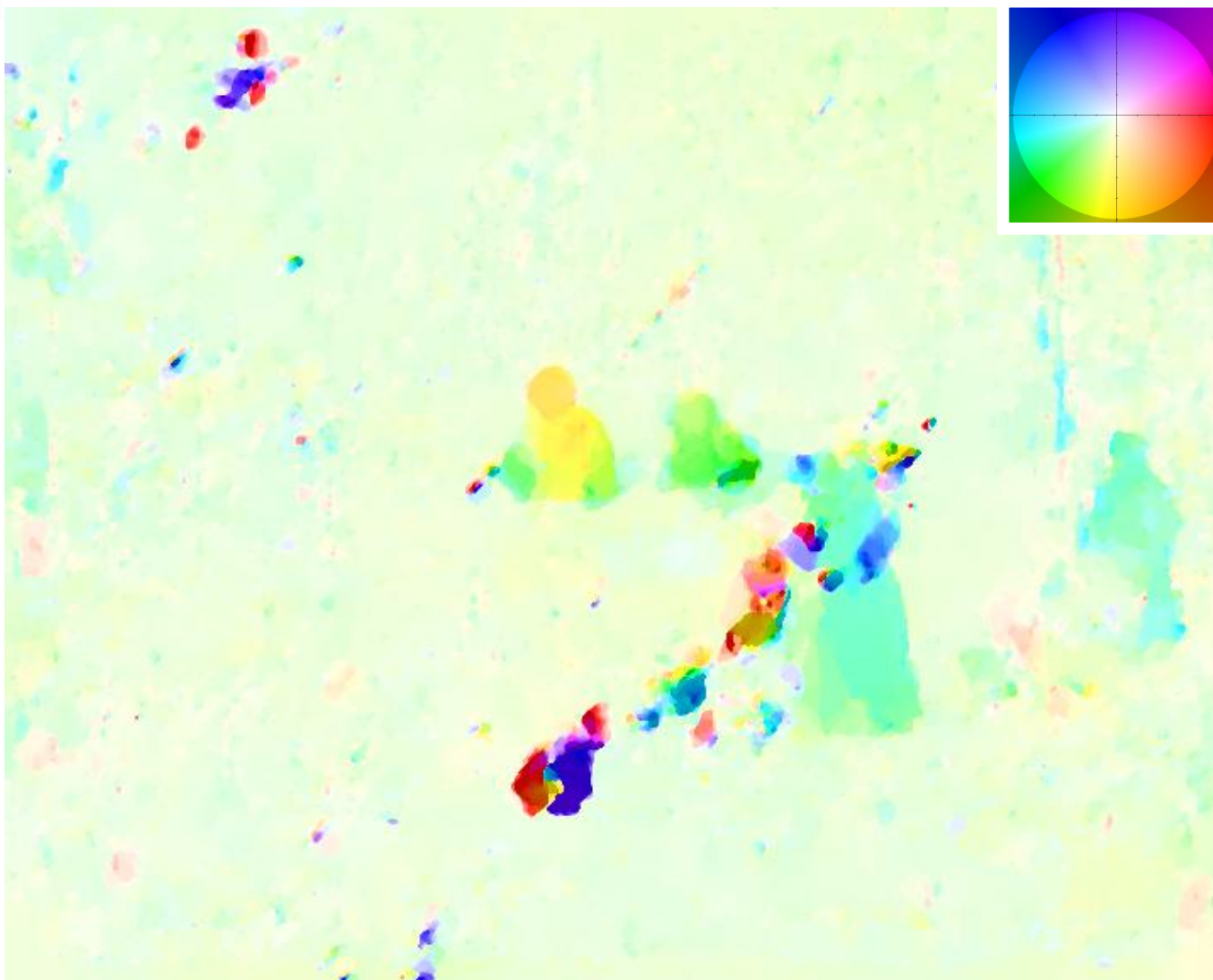
# Optical flow по трём кадрам



# Исходная последовательность

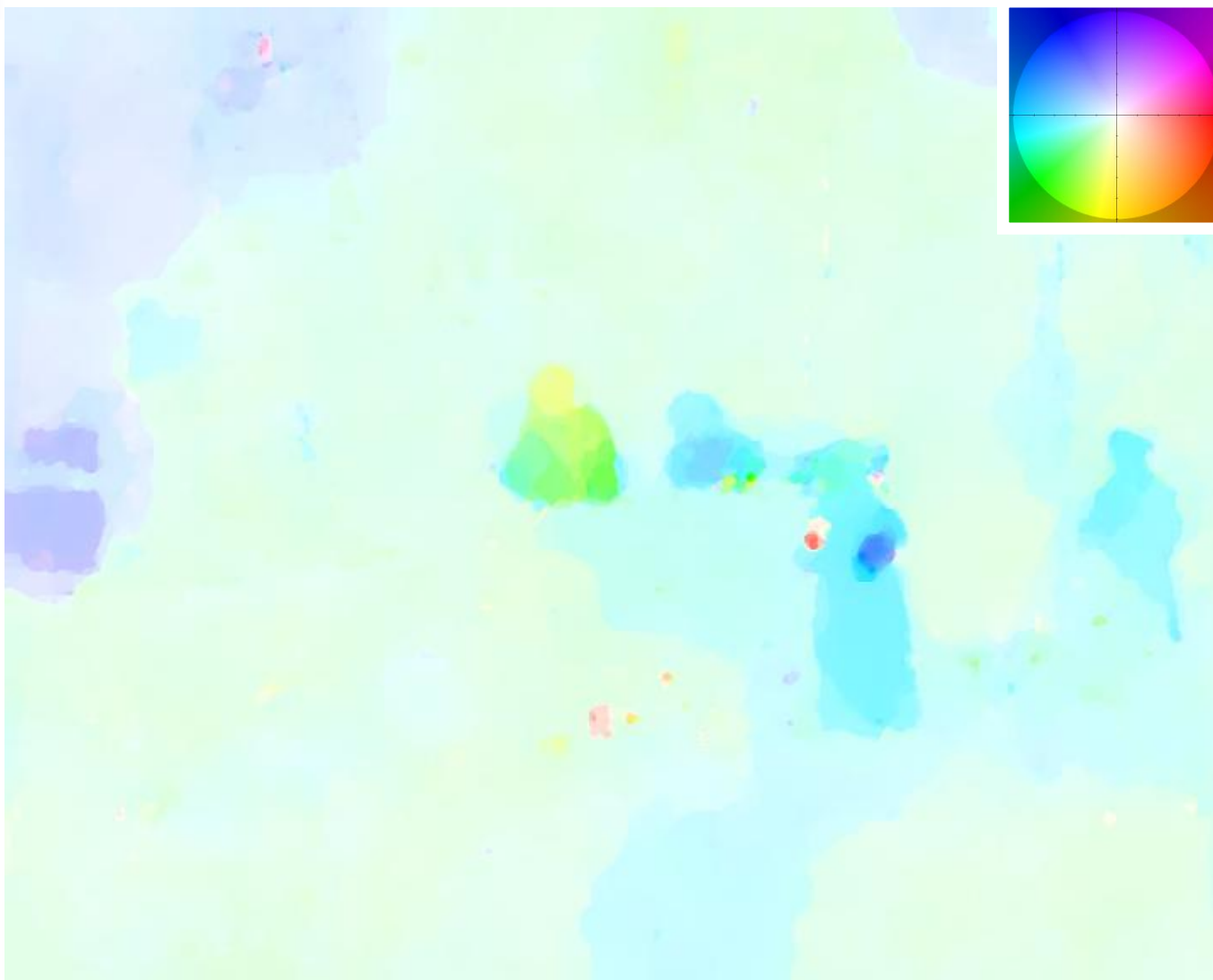


# Optical flow по двум кадрам



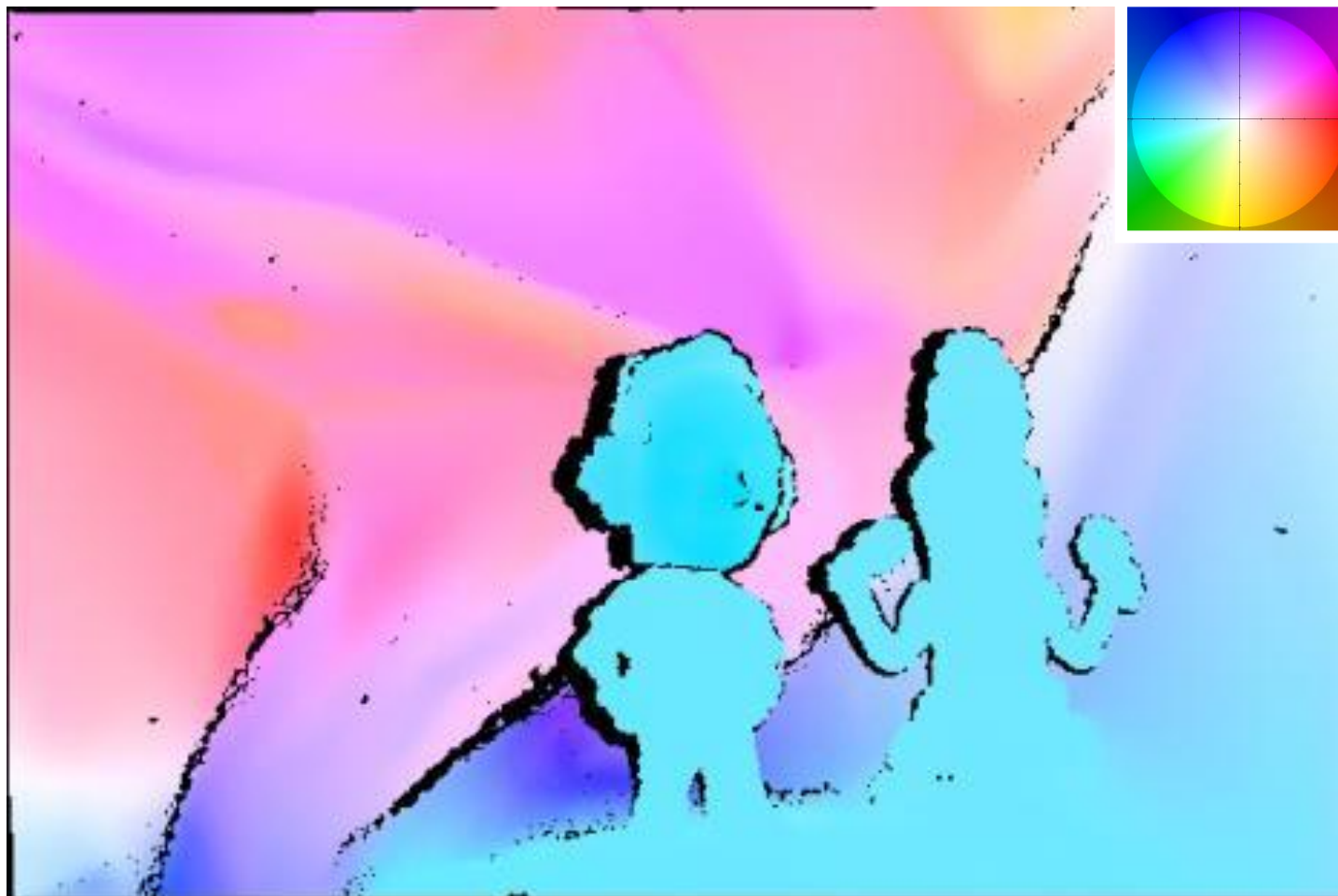


# Optical flow по трём кадрам



# Ground truth

Последовательность «Mequon»



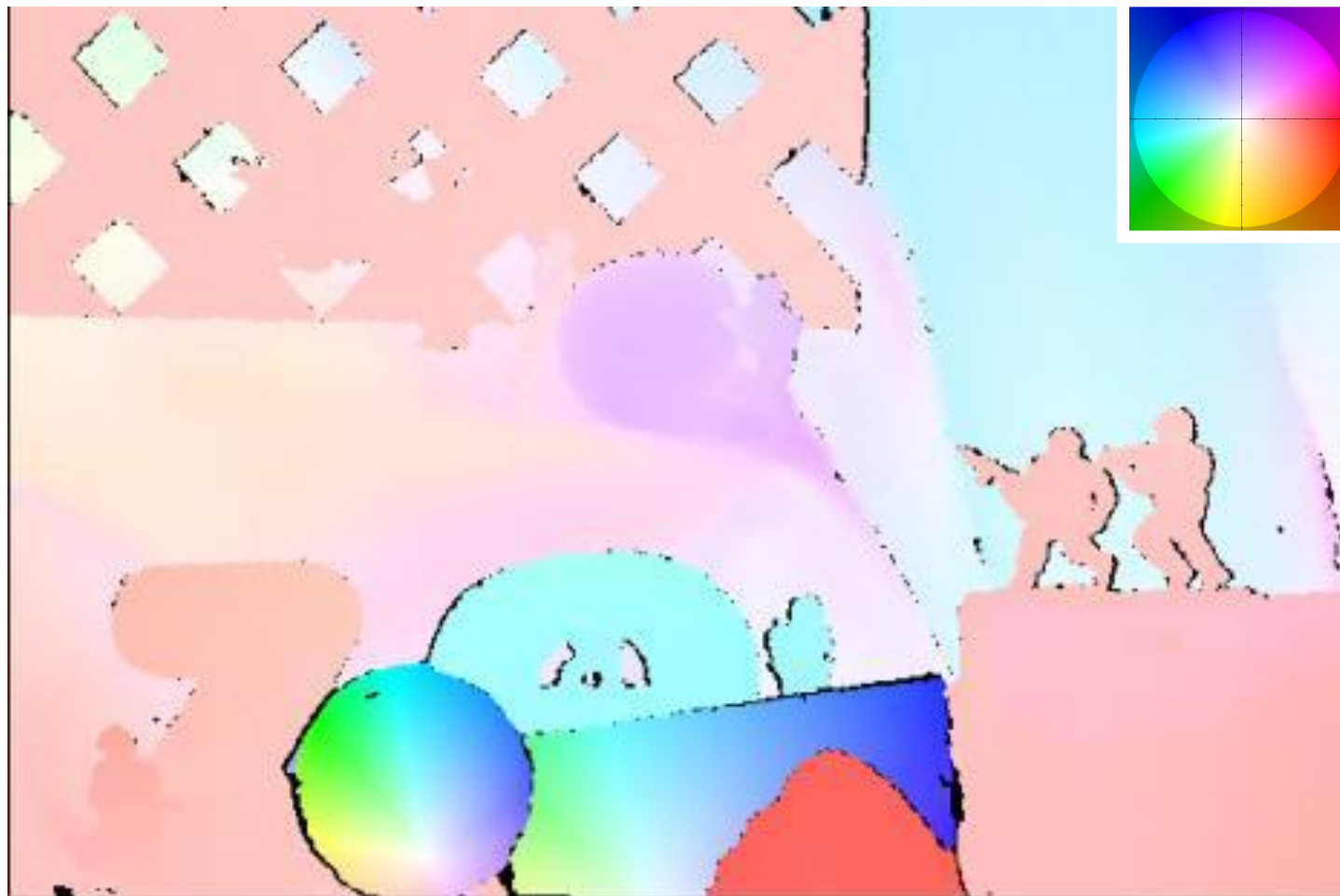
# Результат

Последовательность «Mequon»



# Ground truth

Последовательность «Army»



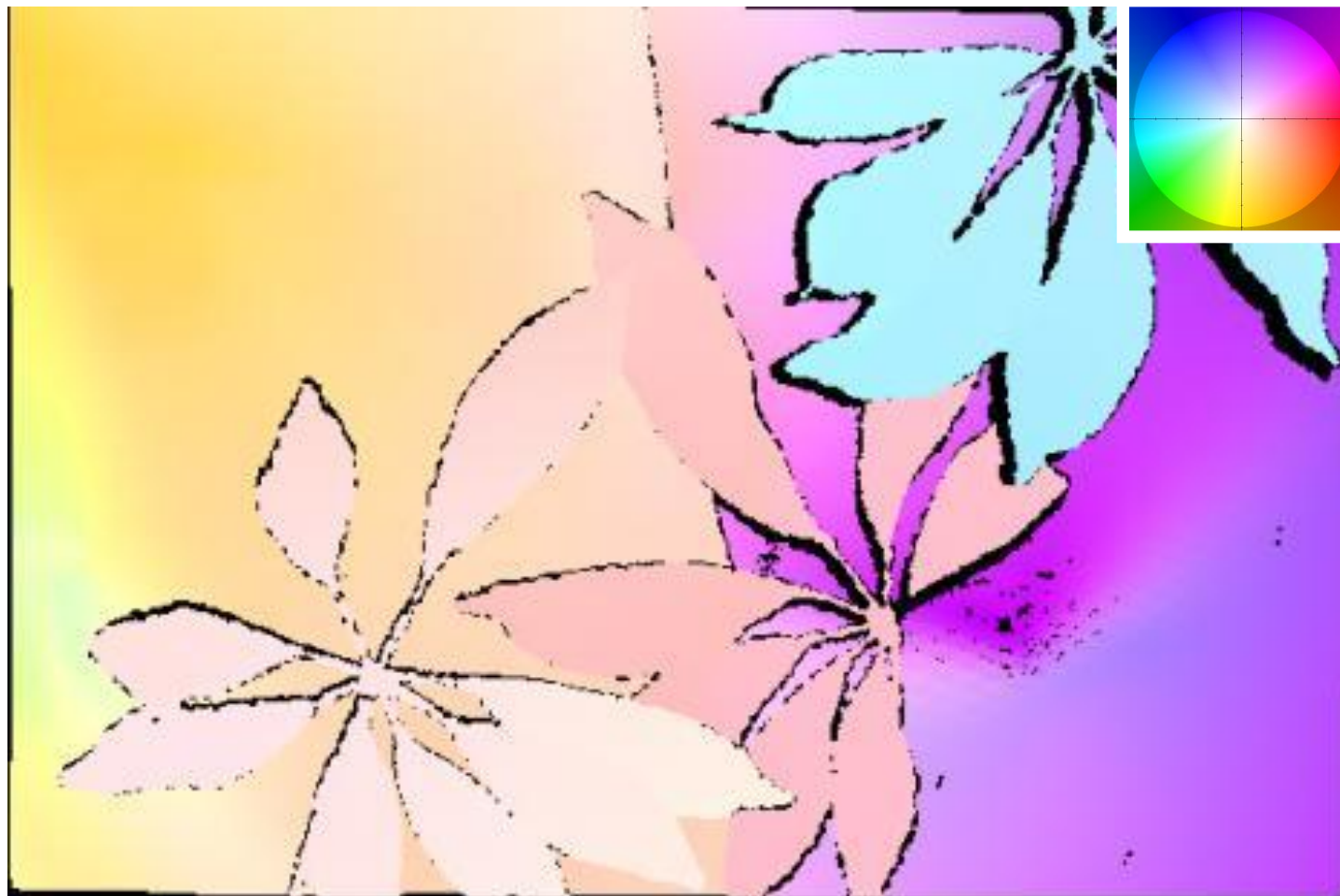
# Результат

Последовательность «Army»



# Ground truth

Последовательность «Schefflera»



# Результат

Последовательность «Schefflera»



# Сравнение качества

AAE	Army	Mequon	Schefflera	Wooden	Yosemite	Teddy
Horn & Schunck	8,0	9,1	14,2	12,4	4,01	9,2
Bilateral	—	—	—	—	2,57	—
Segmentation	5,8	7,4	8,5	6,5	1,6	3,7
<b>Aniso Huber-L<sup>1</sup></b>	3,7	4,4	6,9	3,5	3,4	3,2

AEPE	Army	Mequon	Schefflera	Wooden	Yosemite	Teddy
Horn & Schunck	0,22	0,61	1,01	0,78	0,16	1,51
Segmentation	0,15	0,57	0,68	0,32	0,08	0,70
<b>Aniso Huber-L<sup>1</sup></b>	0,10	0,31	0,56	0,20	0,17	0,64

Производительность	Конфигурация	Время на один кадр, с
Bilateral	CPU Intel Xeon 3,6 ГГц	4,0
Segmentation	CPU Intel Core 2 Duo 2,4 ГГц	15,0
<b>Aniso Huber-L<sup>1</sup></b>	GPU NVIDIA GTX 280	1,2





# Содержание

---

- Введение
- Классические методы
- Билатеральная фильтрация
- Сегментация
- Временная корреляция
- **Заключение**



# Заключение

---

- Особенности современных методов
  - Использование глобальной модели
  - Анизотропия
  - Низкая стабильность по времени
- Направления развития
  - Использование сегментации
  - Многокадровый optical flow



# Список литературы

---

1. S. Baker et al. A database and evaluation methodology for optical flow. ICCV, 2007. <http://vision.middlebury.edu/flow/>
2. J. Barron et al. Performance of optical flow techniques. International Journal of Computer Vision, 1994.
3. J. Xiao et al. Bilateral filtering-based optical flow estimation with occlusion detection. ECCV, 2006.
4. L. Xu et al. A segmentation based variational model for accurate optical flow estimation. ECCV, 2008.
5. M. Werlberger et al. Anisotropic Huber-L1 optical flow. BMVC 2009.



# Вопросы

---

