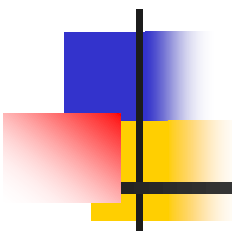


Способы построения и оценки карт салиентности



Максим Харенко

Video Group
CS MSU Graphics & Media Lab



Содержание

- **Введение**
- Реализованные модели
- A Novel Multiresolution Spatiotemporal Saliency Detection Model
- Nonparametric Bottom-Up Saliency Detection by Self-Resemblance
- Сравнение и оценка качества
- Заключение



Введение

- Салиентность – это термин обозначающий свойство объекта, человека, пикселя и т.д. выделяться на фоне группы других, соседних объектов того же типа
- Карты салиентности – вероятность того, что при первом взгляде человек обратит внимание на конкретные пиксели

Введение

Применение карт салиентности

- Сегментация (im, v)
- Распознавание объектов (im, v)
- Удаление объектов из видео (v)
- Зрение роботов (v)
- Сжатие (im, v)
- Auto Focus (im, v)
- Image & video description (im, v)
- Создание коллажей (im)
- Image thumbnailing (im)
- Image and video retargeting (im, v)
- Art effects (im, v)
- Content-aware resize (im)
- Web design (im)



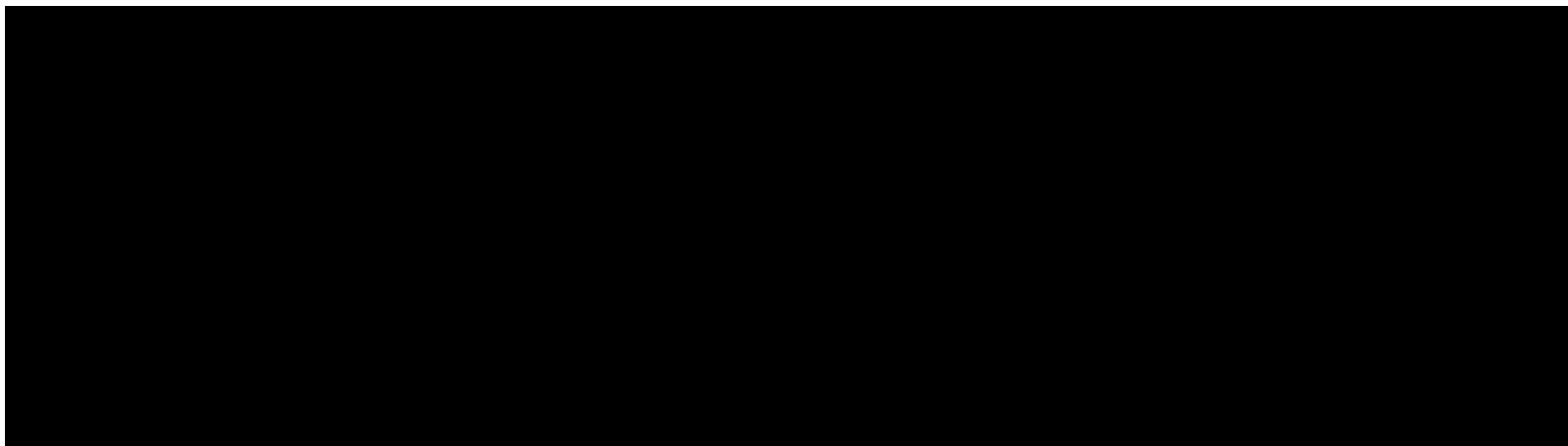
Содержание

- Введение
- **Реализованные модели**
- A Novel Multiresolution Spatiotemporal Saliency Detection Model
- Nonparametric Bottom-Up Saliency Detection by Self-Resemblance
- Сравнение и оценка качества
- Заключение

Реализованные модели

Contex-aware saliency

- Рассматривается окрестность некоторого пикселя (квадратный патч вокруг него)
- В изображении ищется k (64 в статье) наиболее похожих патчей
- Оценивается уникальность этого пикселя



Результаты нашей реализации

Реализованные модели

Saliency from face detection

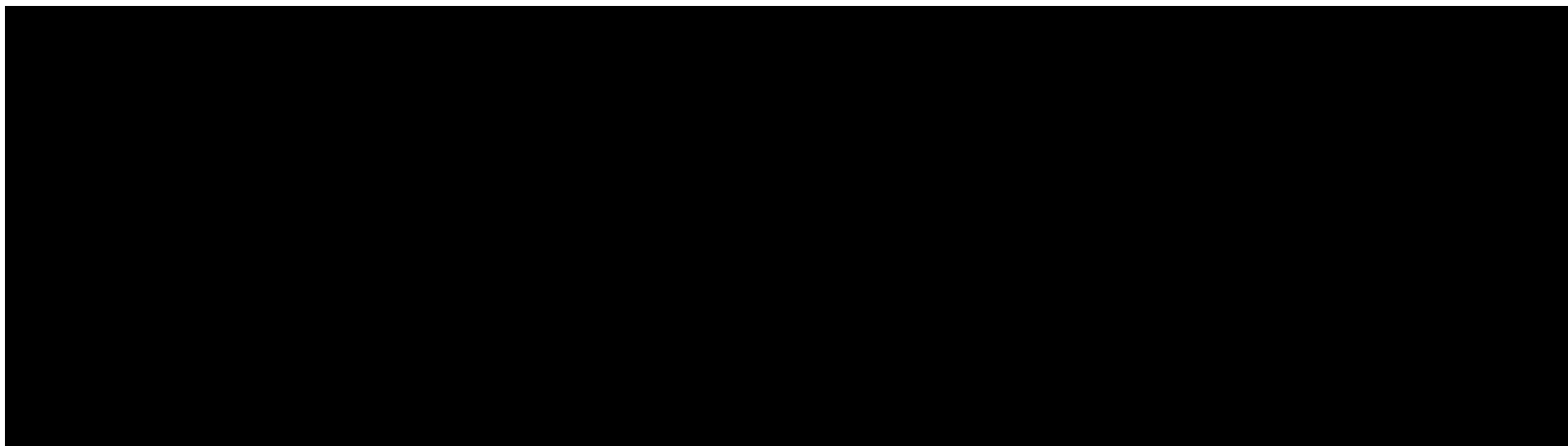
- Лица ищутся с помощью Viola/Jones Face Detector
- На их месте создаются салиентные области

Результаты нашей реализации

Реализованные модели

Saliency from motion

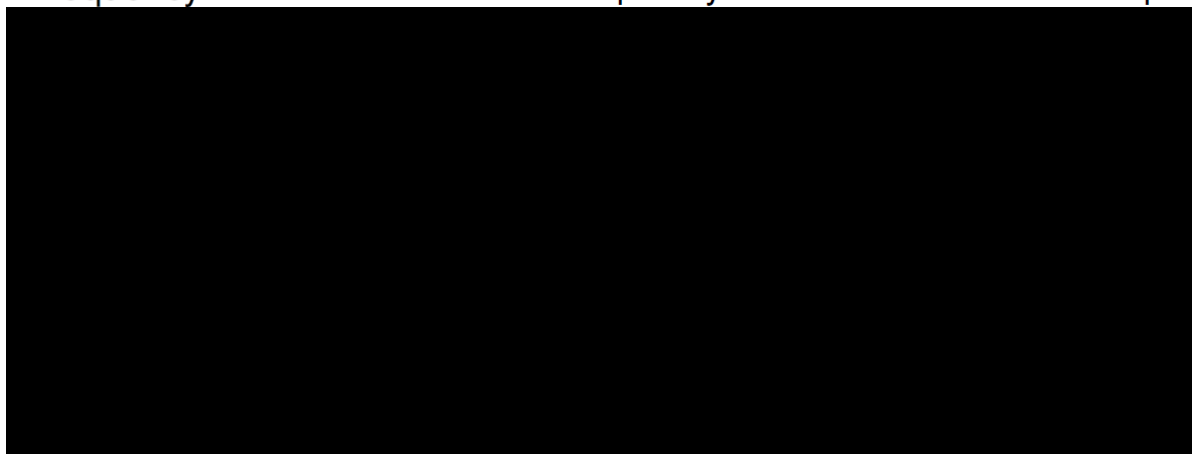
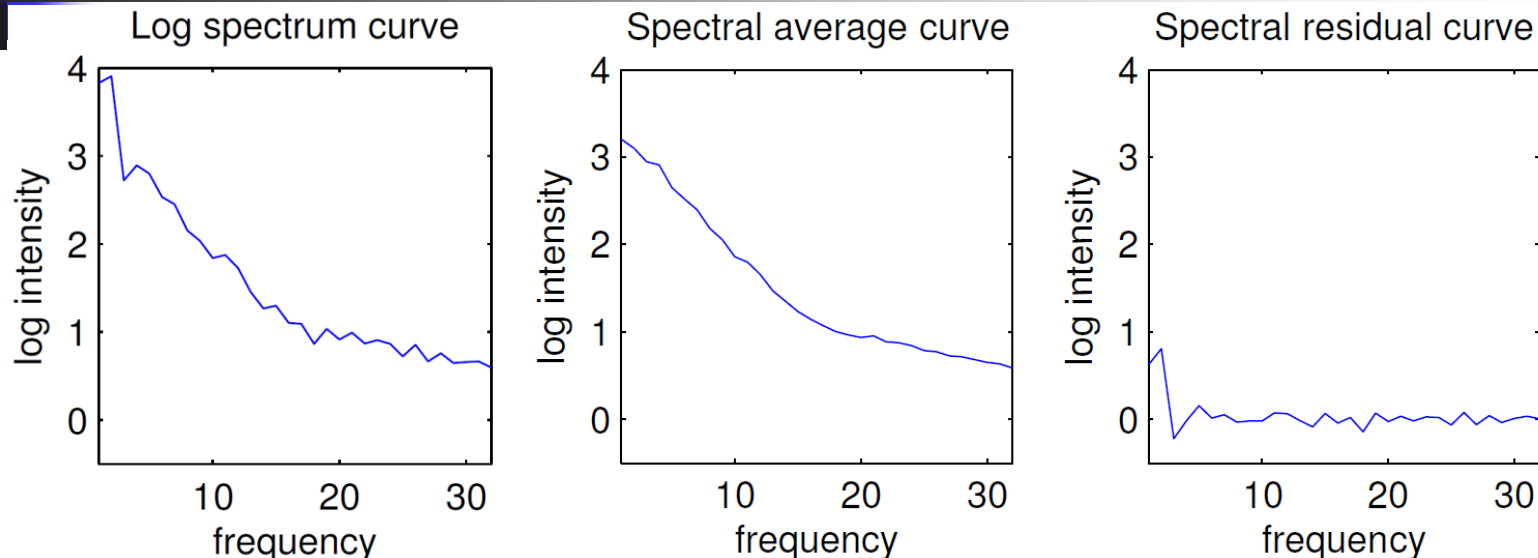
- Оценивается global motion
- Оценивается local motion
- Салиентность в каждой точке считается как разность local и global motion



Результаты нашей реализации

Реализованные модели

Saliency from spectral residual





Содержание

- Введение
- Реализованные модели
- **A Novel Multiresolution Spatiotemporal Saliency Detection Model**
- Nonparametric Bottom-Up Saliency Detection by Self-Resemblance
- Сравнение и оценка качества
- Заключение



Особенности модели

- Phase Quaternion Fourier Transform
- Hierarchical selectivity
- Multiresolution approach
- Wavelet domain foveation model

Novel Quaternion Representation of an Image



Для входного кадра $F(t)$ рассчитываются функции:

$$R(t) = r(t) - \frac{(g(t) + b(t))}{2}$$

$$G(t) = g(t) - \frac{(r(t) + b(t))}{2}$$

$$B(t) = b(t) - \frac{(r(t) + g(t))}{2}$$

$$Y(t) = \frac{(r(t) + g(t))}{2} - \frac{|r(t) - g(t)|}{2} - b(t)$$

$$t = 1, 2, \dots, T$$

Novel Quaternion Representation of an Image



- Цветовые каналы представляются в виде:

$$RG(t) = R(t) - G(t)$$

$$BY(t) = B(t) - Y(t)$$

- Каналы яркости и движения рассчитываются:

$$I(t) = \frac{(r(t) + g(t) + b(t))}{3}$$

$$M(t) = |I(t) - I(t - \tau)|$$

τ – пользовательский параметр задержки

Novel Quaternion Representation of an Image



- Кадр $F(t)$ переводится в квантернионное изображение $q(t)$:

$$q(t) = M(t) + RG(t)\mu_1 + BY(t)\mu_2 + I(t)\mu_3$$

где $\mu_i, i = 1, 2, 3$ такое, что:

$$\mu_i^2 = -1, \mu_1 \perp \mu_2, \mu_2 \perp \mu_3, \mu_1 \perp \mu_3, \mu_3 = \mu_1\mu_2$$

- и представляется в форме:

$$q(t) = f_1(t) + f_2(t)\mu_2$$

$$f_1(t) = M(t) + RG(t)\mu_1$$

$$f_2(t) = BY(t) + I(t)\mu_1.$$

Quaternion Fourier Transform

QFT можно посчитать, используя два стандартных FFT:

$$Q[u, v] = F_1[u, v] + F_2[u, v]\mu_2$$

$$F_i[u, v] = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} e^{-\mu_i 2\pi((mv/M)+(nu/N))} f_i(n, m)$$

(n, m) и (u, v) – положение пикселя
в пространственных и частотных координатах

Phase QFT

Обратная преобразование рассчитывается при помощи замены знака у экспоненты и индексов суммирования:

$$f_i(n, m) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{v=0}^{M-1} \sum_{u=0}^{N-1} e^{\mu_1 2\pi((mv/M)+(nu/N))} F_i[u, v]$$

Таким образом, построено представление частотного домена $Q(t)$ для $q(t)$: $Q(t) = \|Q(t)\| e^{\mu\Phi(t)}$

где $\Phi(t)$ – спектр фаз; μ – элементарный кватернион

Если установить $\|Q(t)\| = 1$, то останется только интересующая фазовая составляющая

PQFT(1)

Используя обратное преобразование, считается реконструкция $Q(t)$ обозначаемая $q'(t)$, которая может быть представлена в виде:

$$q'(t) = \rho_0(t) + \rho_1(t)\mu_1 + \rho_2(t)\mu_2 + \rho_3(t)\mu_3$$

Тогда пространственно-временная карта салиентности

$$sM(t) = g * \sum_{i=0}^3 (w_i \rho_i^2(t))$$

где g – 2-D фильтр гаусса с дисперсией $4 \leq \sigma \leq 16$

PQFT(2)

Пусть $w_i = 1$, тогда
 $sM(t) = g * \|q'(t)\|^2$

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$



(a) Input image



(b) $\sigma = 4$



(c) $\sigma = 8$



(d) $\sigma = 16$

Chenlei Guo and Liming Zhang, "A novel multiresolution spatiotemporal saliency detection model and its applications in image and video compression," Trans. Img. Proc., 2010

Поиск focus of attention (FoA)

- Есть построенная $sM(t)$ для кадра $F(t)$ в момент времени t
- $sm_1(t) = sM(t)$, $sm_i(t)$ – i -я карта салиентности
- O_i^{\max} – наибольшая салиентная область в $sm_i(t)$ с координатами (x_i, y_i)
- i -тый object candidate area (OCA) вычисляется:

$$\text{Mask}_i = \{(x, y) | \alpha \cdot O_i^{\max} \leq O(x, y) \leq O_i^{\max}\} \quad (20) \quad 0.65 \leq \alpha \leq 0.85$$

$$\text{OCA}_i = \text{findArea}(\text{Mask}_i, (x_i, y_i)) \quad (21)$$

- Найденная область обнуляется
- Поиск не заканчивается пока для текущего i :

$$O_i^{\max} \leq \gamma \cdot E(sM(t)) \quad (22) \quad \gamma = 2.0$$

Поиск focus of attention

Варьирование переменных



(a) Input image



(b) Saliency map



(a) $\gamma = 1.0$



(b) $\gamma = 2.0$



(c) $\alpha = 0.55$



(d) $\alpha = 0.65$



(e) $\alpha = 0.75$



(f) $\alpha = 0.85$



(c) $\gamma = 3.0$

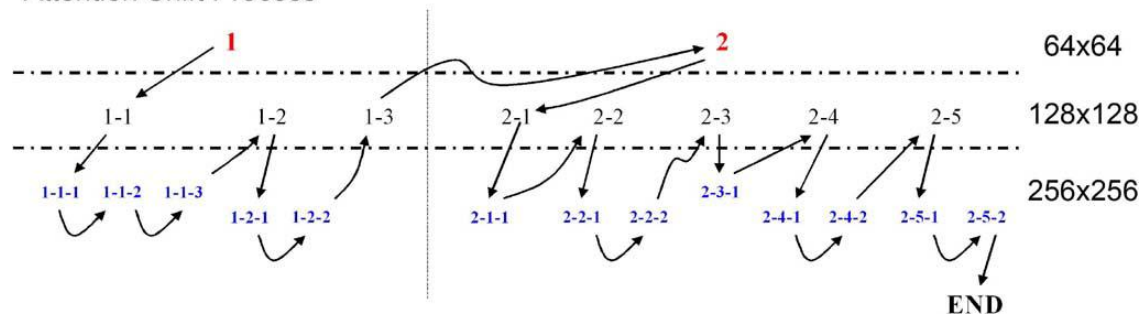
Hierarchical Selectivity PQFT



Алгоритм

- Предположение: “there may be a hierarchy of units of attention, ranging from intraobject surfaces and parts to multiobject surfaces and perceptual groups”
- Количество уровней иерархии φ задается как параметр (в статье $\varphi = 3$)
- Рассчитываются карты салиентности размером 64x64, 128x128 и 256x256

Attention Shift Process



Древовидное представление изображения «sheeps»

Chenlei Guo and Liming Zhang, “A novel multiresolution spatiotemporal saliency detection model and its applications in image and video compression,” Trans. Img. Proc., 2010

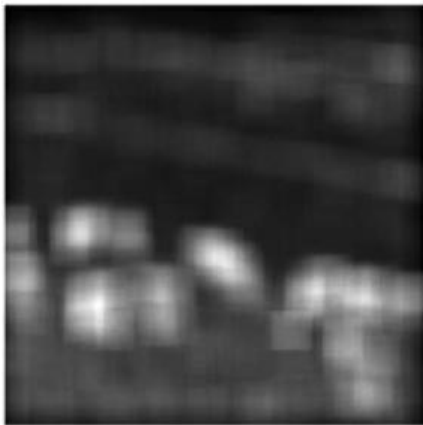
Hierarchical Selectivity PQFT



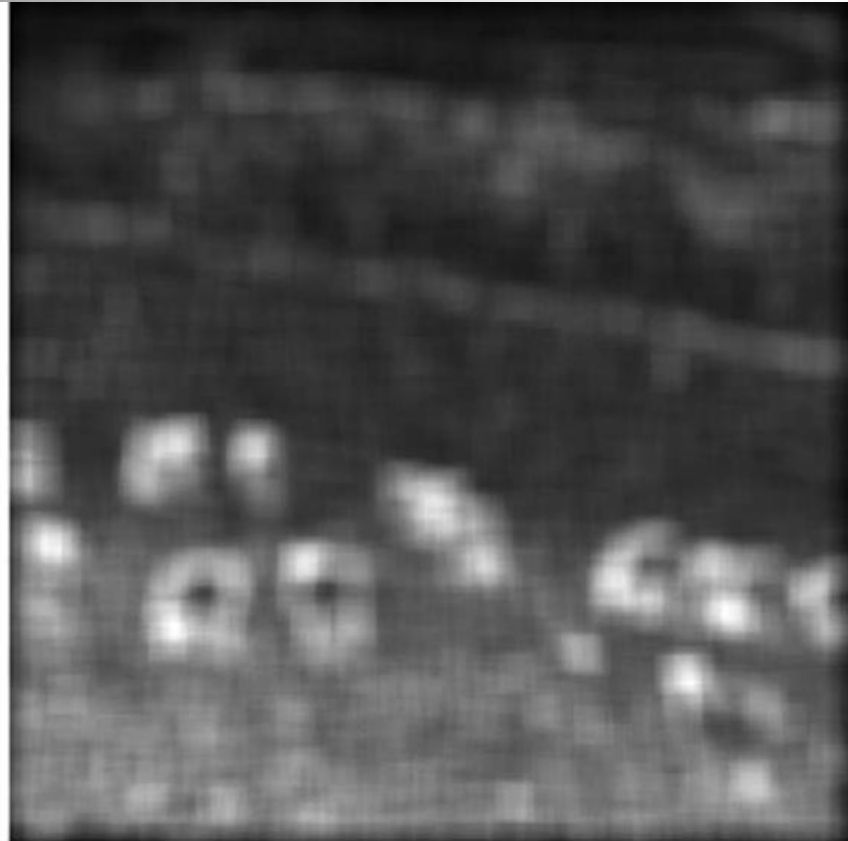
“coarse to fine” подход



64X64



128X128



256X256

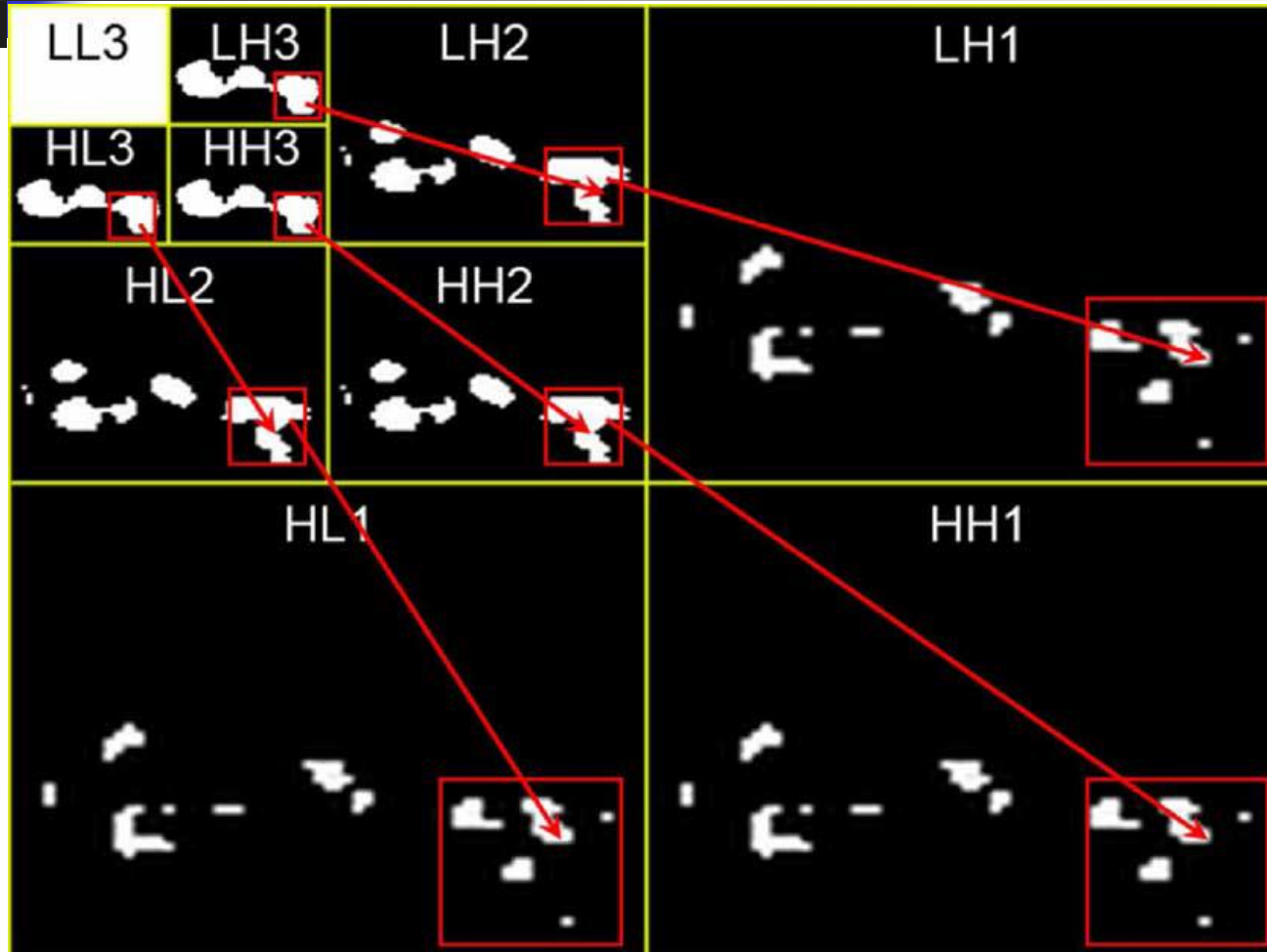
Hierarchical Selectivity PQFT

Уровни на изображения



Chenlei Guo and Liming Zhang, "A novel multiresolution spatiotemporal saliency detection model and its applications in image and video compression," Trans. Img. Proc., 2010

Multiresolution Wavelet Domain Foveation Model



Chenlei Guo and Liming Zhang, "A novel multiresolution spatiotemporal saliency detection model and its applications in image and video compression," Trans. Img. Proc., 2010

Сжатие с WDFW



Original
size = 628 Kb

Compressed
size = 328 Kb

Сжатие с HS-MWDF



Original
size = 628 Kb

Compressed
size = 261 Kb



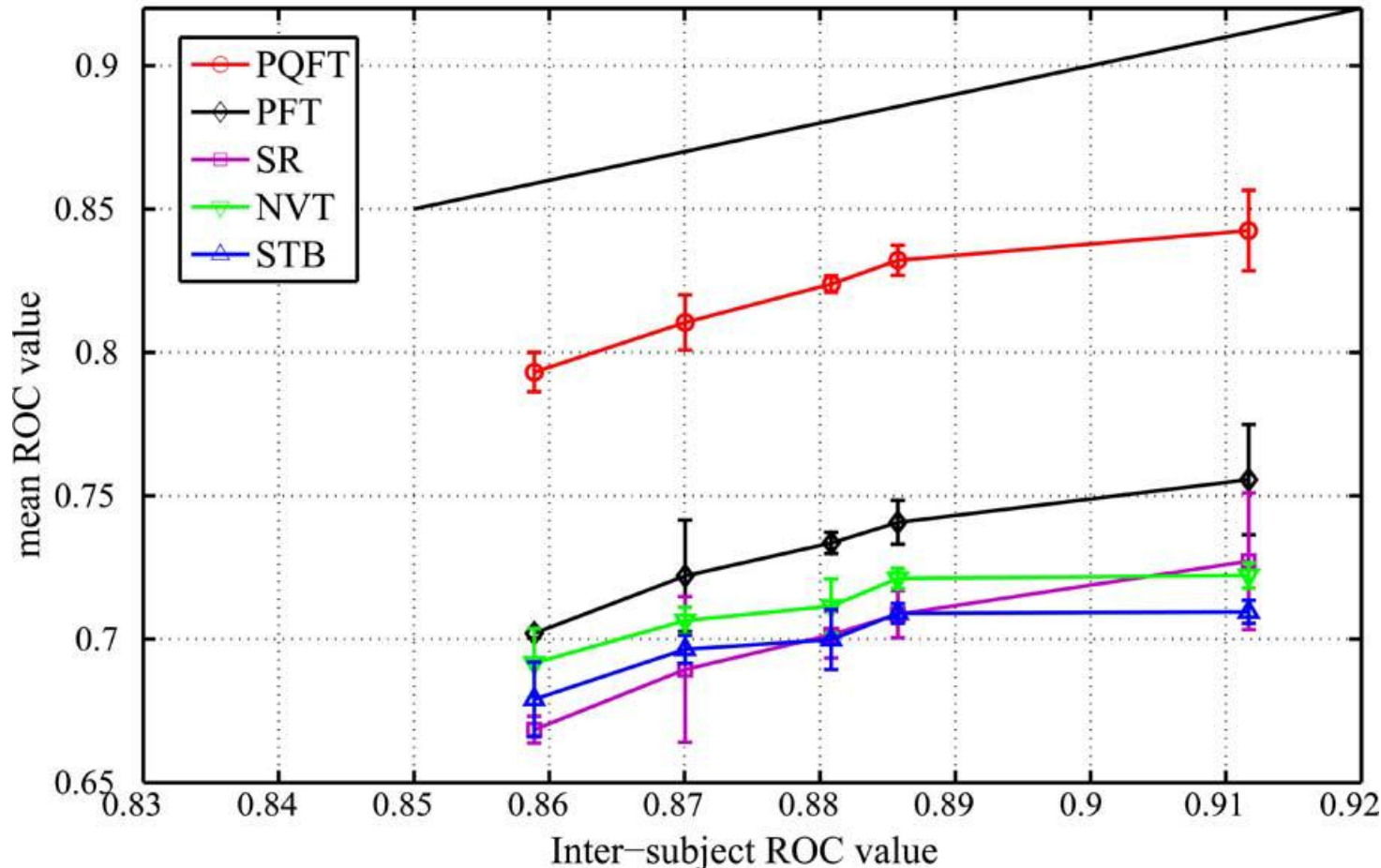
Сжатие видео

COMPRESSED VIDEO FILE SIZE USING DIFFERENT COMPRESSION STANDARDS (AUTO FOV)

Model	MPEG-4	H.264
None	11.4Mb	8.88Mb
WDFW	8.53Mb	7.20Mb
HS-MWDF	7.07Mb	5.98Mb

Сравнение с картами фиксации изображений

Comparison between different saliency models



Chenlei Guo and Liming Zhang, "A novel multiresolution spatiotemporal saliency detection model and its applications in image and video compression," Trans. Img. Proc., 2010



Выводы

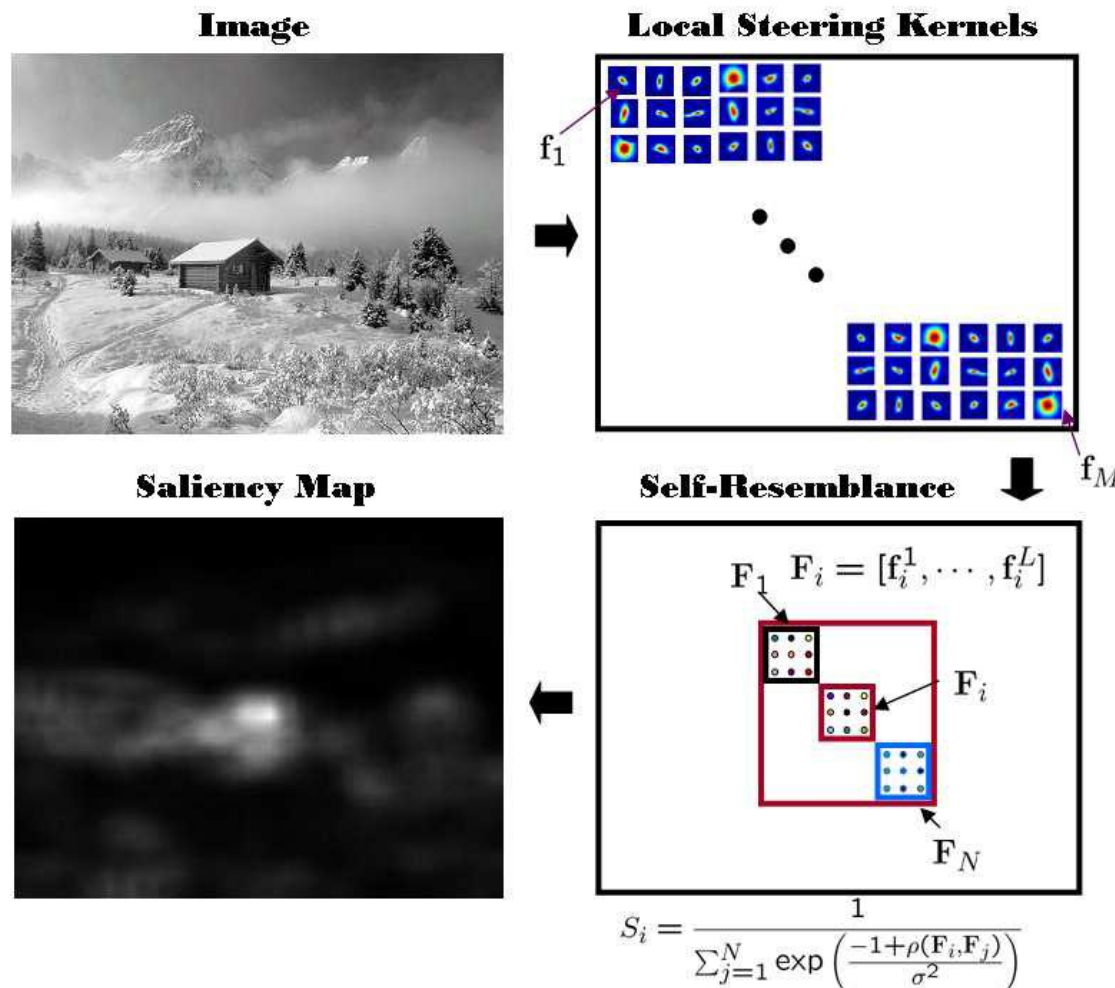
- **Достоинства:**
 - Real-time
 - Временные и цветовые каналы
 - Устойчивость к высокотекстурированному фону
- **Недостатки:**
 - Сравнение только со схожими или слабыми моделями
 - Высокая чувствительность к разрешению

Содержание

- Введение
- Реализованные модели
- A Novel Multiresolution Spatiotemporal Saliency Detection Model
- **Nonparametric Bottom-Up Saliency Detection by Self-Resemblance**
- Сравнение и оценка качества
- Заключение

Saliency Detection by Self-Resemblance

1. Расчет local steering kernels
2. Для каждого пикселя строится матрица F center+surrounding region
3. Салиентность пикселя определяется с помощью алгоритма self-resemblance



Graphical overview of saliency detection system

2-D Local Steering Kernel

Анализируя расстояния, основанные на посчитанных градиентах, получают локальную структуру изображения
Эта информация и определяет форму и размер ядра
Для каждого пикселя \mathbf{x}_i моделируется Local Steering Kernel:

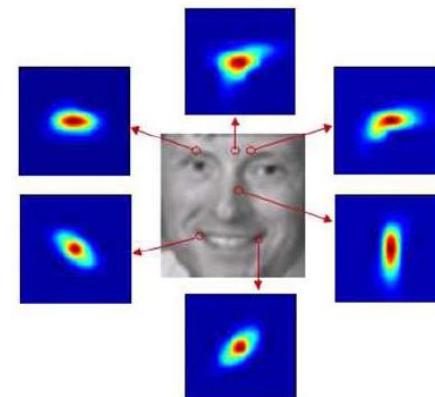
$$K(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}_i) = \frac{\sqrt{\det(\mathbf{C}_l)}}{h^2} \exp \left\{ \frac{(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}_i)^T \mathbf{C}_l (\mathbf{x}_l - \mathbf{x}_i)}{-2h^2} \right\}$$

$$\mathbf{x}_l = [x_1, x_2]_l^T$$

\mathbf{C}_l – матрица ковариации

P – количество пикселей в локальном окне

h – сглаживающий параметр



3-D Local Steering Kernel

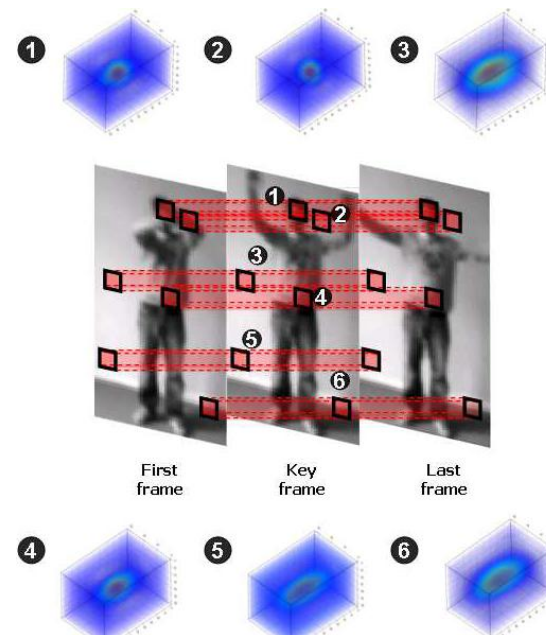
Local Steering Kernel для центра \mathbf{x}_i

$$K(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}_i) = \frac{\sqrt{\det(\mathbf{C}_l)}}{h^2} \exp \left\{ \frac{(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}_i)^T \mathbf{C}_l (\mathbf{x}_l - \mathbf{x}_i)}{-2h^2} \right\}$$

$$\mathbf{C}_l = \mathbf{J}_l^T \mathbf{J}_l$$

$$\mathbf{x}_l = [x_1, x_2, t]^T \quad \mathbf{J}_l = \begin{bmatrix} z_{x_1}(\mathbf{x}_1), & z_{x_2}(\mathbf{x}_1), & z_t(\mathbf{x}_1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ z_{x_1}(\mathbf{x}_P), & z_{x_2}(\mathbf{x}_P), & z_t(\mathbf{x}_P) \end{bmatrix}$$

$z_{x_1}(\cdot), z_{x_2}(\cdot), z_t(\cdot)$ – первые производные по соответствующим осям

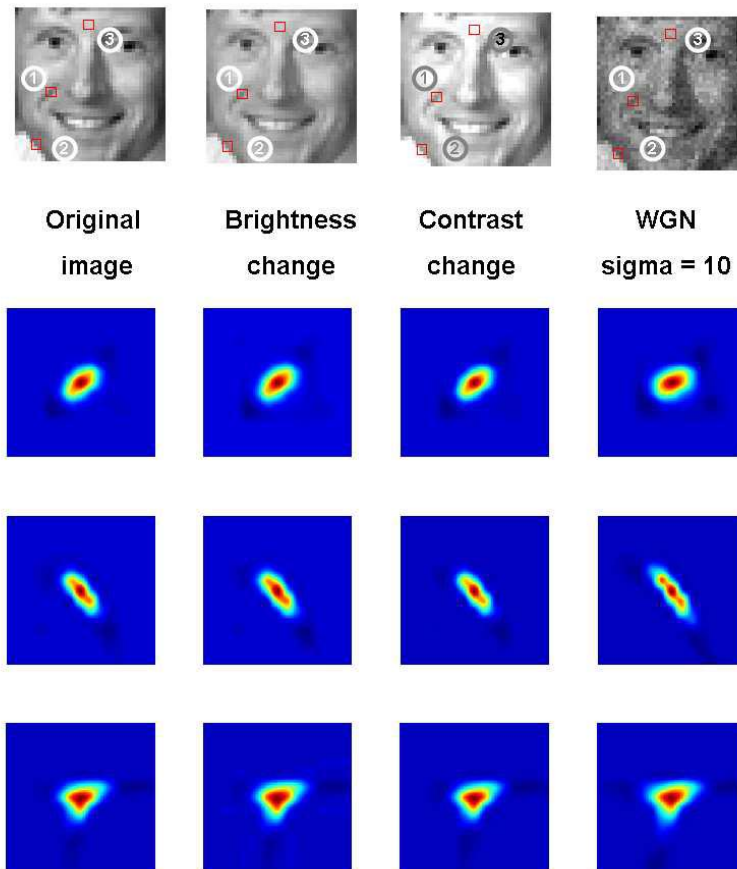


LSK-weights

$K(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}_i)$ рассчитывается для каждого \mathbf{x}_i и нормализуется весами:

$$W(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}_i) = \frac{K(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}_i)}{\sum_{l=1}^P K(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}_i)},$$

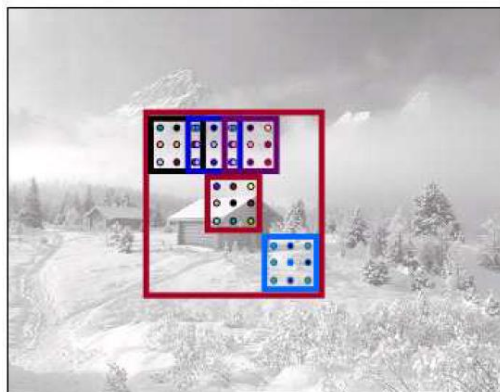
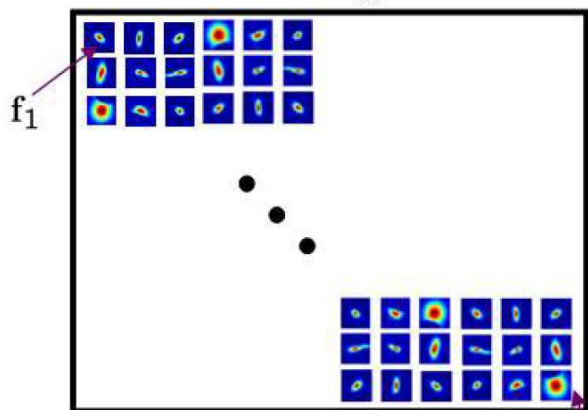
$$i = 1, \dots, M$$



Устойчивость и надежность LSK-весов

Вероятностная модель(1)

Local Steering Kernels



Center feature matrix : 

Center + Surrounding feature matrices:



$\mathbf{F}_i = [\mathbf{f}_i^1, \dots, \mathbf{f}_i^L]$ – center feature matrix для \mathbf{X}_i

$\mathbf{F} = [\mathbf{F}_1, \dots, \mathbf{F}_N]$ – center + surrounding region feature matrix

L – количество feature vectors в \mathbf{F}_i

N – количество feature matrix в \mathbf{F}

Вероятностная модель(2)

- Введем случайную величину

$$y_i = \begin{cases} 1, & \text{if } \mathbf{x}_i \text{ is salient,} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \mathbf{x}_i = [x_1, x_2]_i^T \\ i = 1, \dots, M$$

- Салиентность \mathbf{x}_i определяется как вероятность:

$$S_i = Pr(y_i = 1 | \mathbf{F})$$

Вероятностная модель(3)

- По теореме Байеса:

$$S_i = Pr(y_i = 1 | \mathbf{F}) = \frac{p(\mathbf{F} | y_i = 1) Pr(y_i = 1)}{p(\mathbf{F})}$$

- Требуется оценить условную вероятность $p(\mathbf{F} | y_i = 1)$
- Для этого используется nonparametric kernel density estimation

Self-resemblance

Когда оценивается плотность вероятности в конкретной feature point, ядро, с центром в этой точке, распространяет плотность масс поровну во всех пространственных направлениях, уделяя много внимания незначимым областям и мало внимания важным

Поэтому строится нормализованная функция:

$$\hat{p}(\mathbf{F} | y_i = 1) = \frac{G_i(\bar{\mathbf{F}}_i - \bar{\mathbf{F}}_i)}{\sum_{j=1}^N G_i(\bar{\mathbf{F}}_i - \bar{\mathbf{F}}_j)},$$

$$G_i(\bar{\mathbf{F}}_i - \bar{\mathbf{F}}_j) = \exp\left(\frac{-\|\bar{\mathbf{F}}_i - \bar{\mathbf{F}}_j\|_F^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$\bar{\mathbf{F}}_i = \left[\frac{\mathbf{f}_i^1}{\|\mathbf{F}_i\|_F}, \dots, \frac{\mathbf{f}_i^L}{\|\mathbf{F}_i\|_F} \right]$$

$$\bar{\mathbf{F}}_j = \left[\frac{\mathbf{f}_j^1}{\|\mathbf{F}_j\|_F}, \dots, \frac{\mathbf{f}_j^L}{\|\mathbf{F}_j\|_F} \right]$$

$\|\cdot\|_F$ – Frobenious norm

σ – параметр, контролирующий стабильность весов

Self-resemblance

Матрица похожести LSK-векторов

Функция G_i переписывается в виде:

$$G_i(\bar{\mathbf{F}}_i - \bar{\mathbf{F}}_j) = \exp\left(\frac{-1 + \rho(\mathbf{F}_i, \mathbf{F}_j)}{\sigma^2}\right), \quad j = 1, \dots, N$$

где $\rho(\mathbf{F}_i, \mathbf{F}_j)$ – матрица похожести между

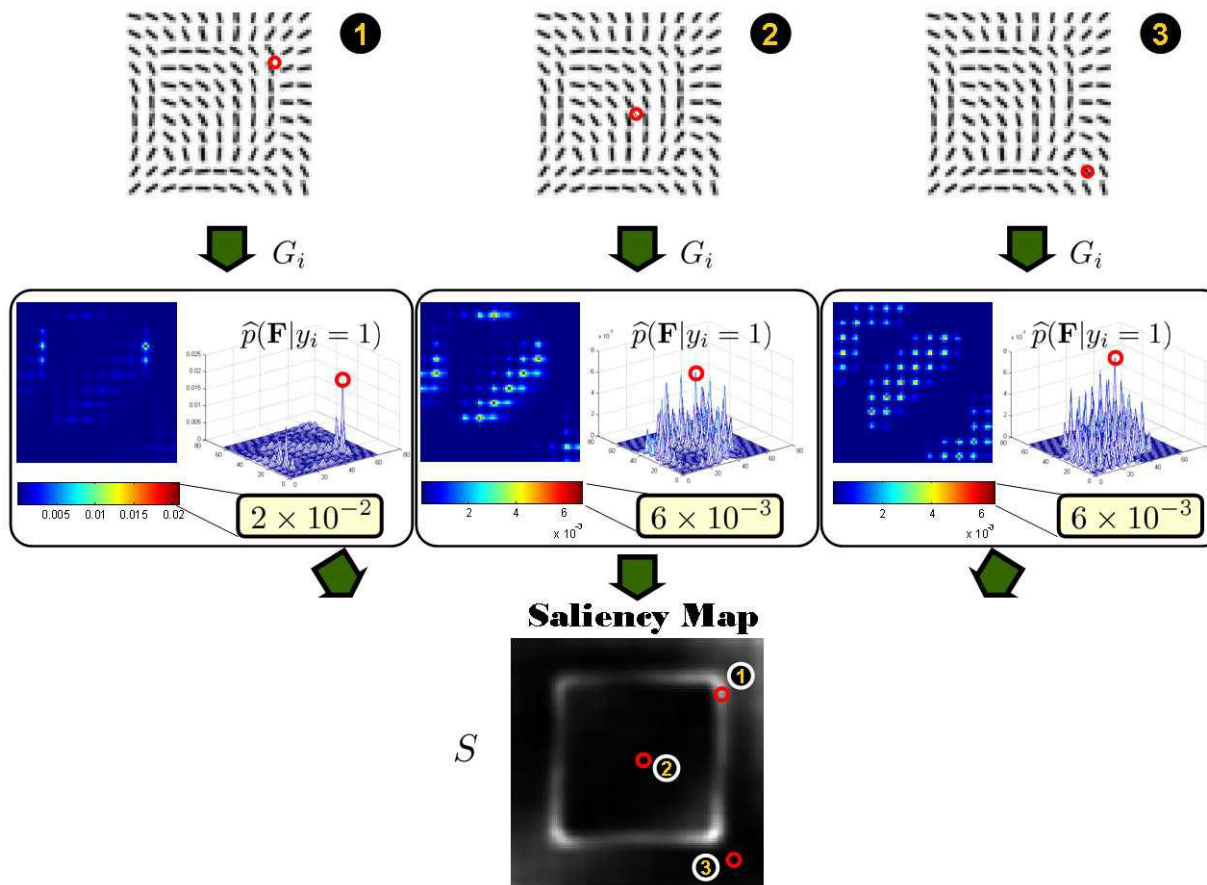
\mathbf{F}_i и \mathbf{F}_j , определяемая как “Frobenius inner product”:

$$\rho(\mathbf{F}_i, \mathbf{F}_j) = \langle \bar{\mathbf{F}}_i, \bar{\mathbf{F}}_j \rangle_F = \text{trace}\left(\frac{\mathbf{F}_i^T \mathbf{F}_j}{\|\mathbf{F}_i\|_F \|\mathbf{F}_j\|_F}\right) \in [-1, 1]$$

Эта матрица представляется в виде взвешенной суммы похожестей $\rho(\mathbf{f}_i, \mathbf{f}_j)$ между каждой парой LSK-векторов:

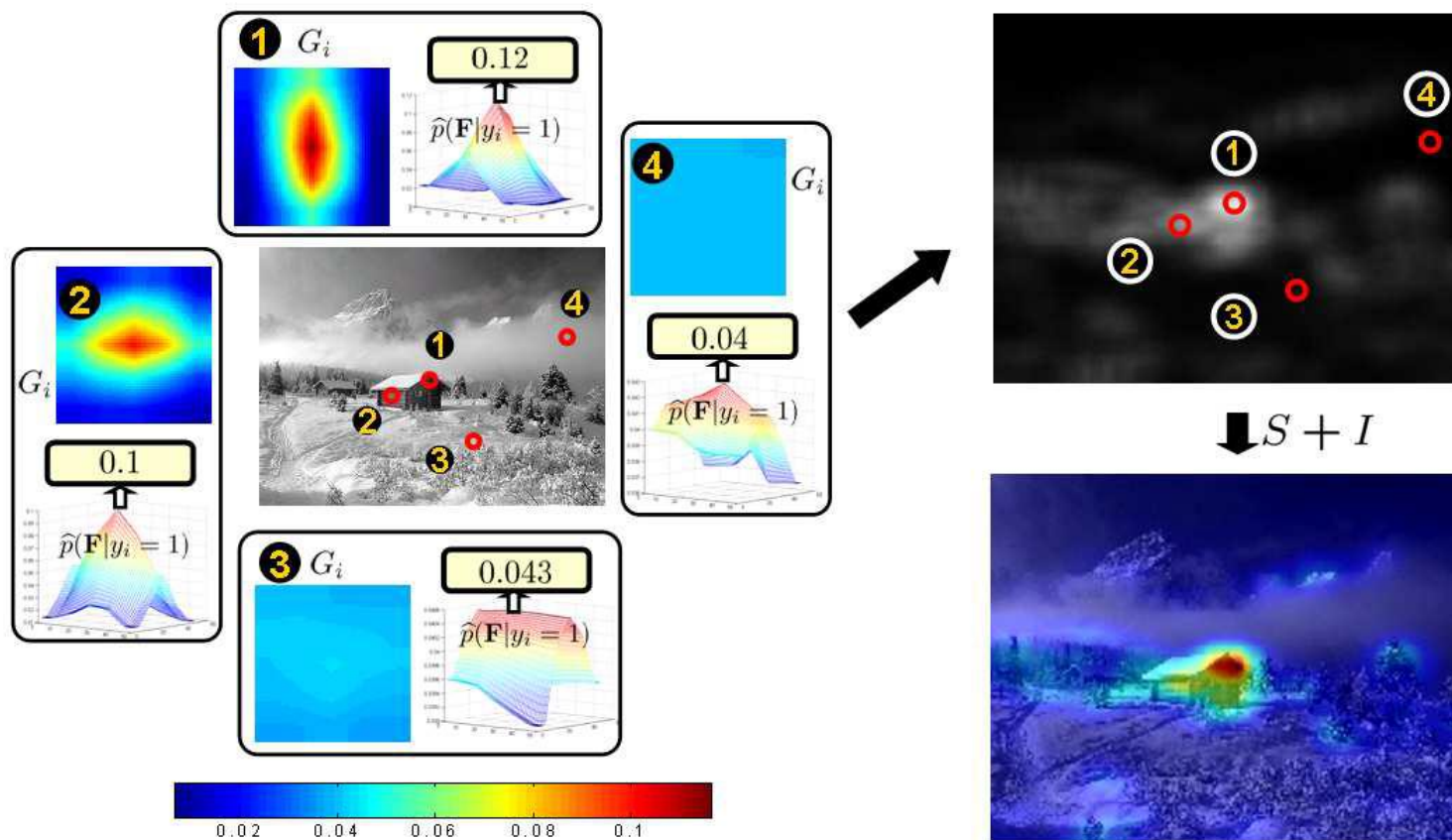
$$\rho_i = \sum_{\ell=1}^L \frac{\mathbf{f}_i^{\ell T} \mathbf{f}_j^{\ell}}{\|\mathbf{F}_i\|_F \|\mathbf{F}_j\|_F} = \sum_{\ell=1}^L \rho(\mathbf{f}_i^{\ell}, \mathbf{f}_j^{\ell}) \frac{\|\mathbf{f}_i^{\ell}\| \|\mathbf{f}_j^{\ell}\|}{\|\mathbf{F}_i\|_F \|\mathbf{F}_j\|_F}$$

Self-resemblance



Пример на психологическом шаблоне

Self-resemblance



Пример на изображении

Self-resemblance

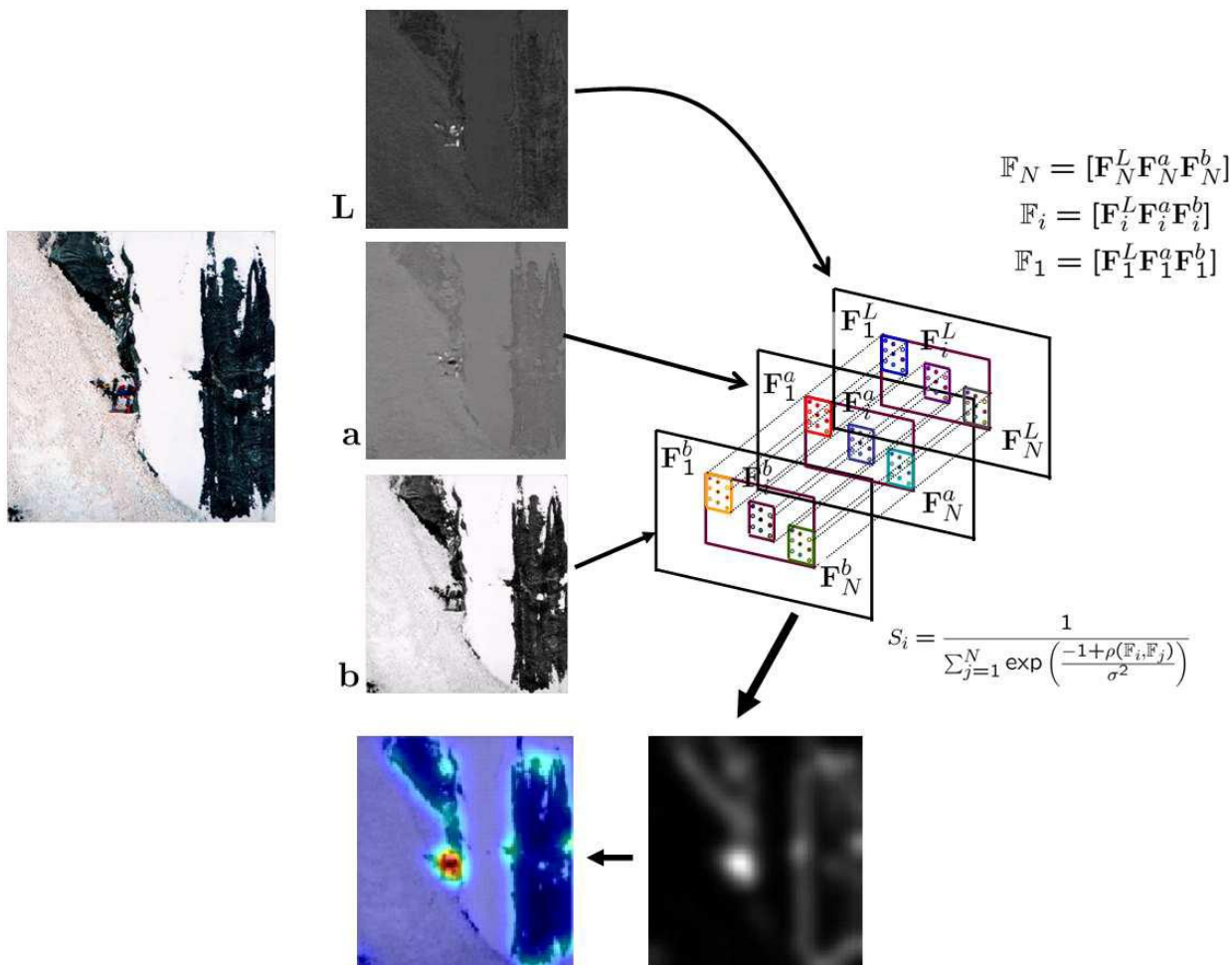
Салиентность

Салиентность в пикселе x_i ($S_i = \hat{p}(\mathbf{F} | y_i = 1)$)
это центральное значение нормализованной
весовой функции G_i

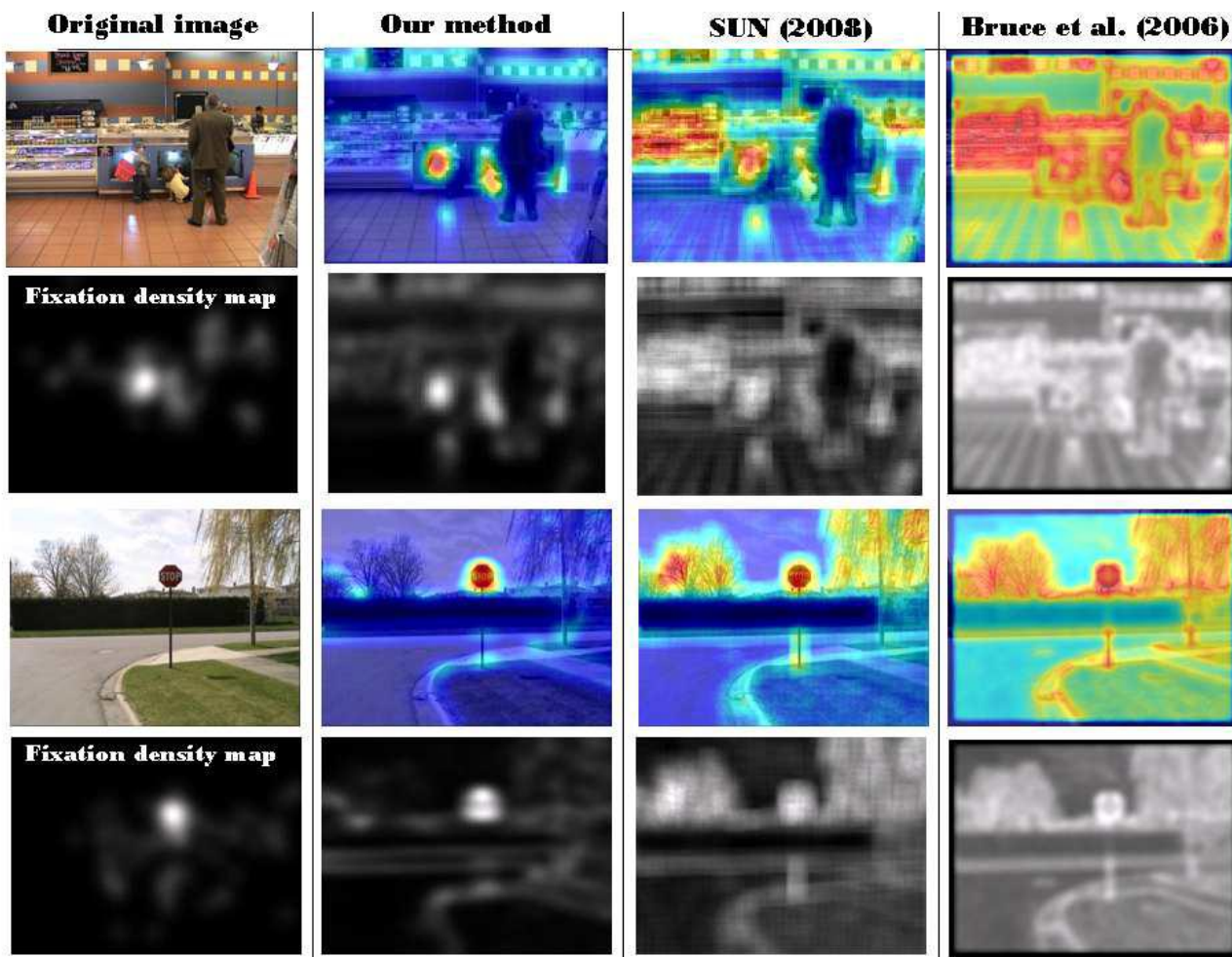
$$S_i = \frac{1}{\sum_{j=1}^N \exp\left(\frac{-1 + \rho(\mathbf{F}_i, \mathbf{F}_j)}{\sigma^2}\right)}$$

Self-resemblance

Обработка ЦВЕТОВЫХ КАНАЛОВ



Сравнение методов(1)



Сравнение методов(2)


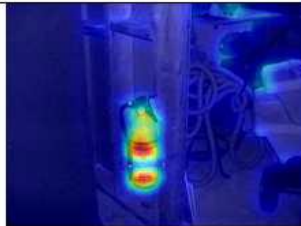
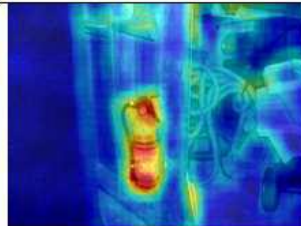
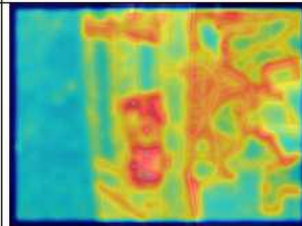

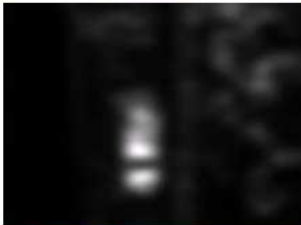




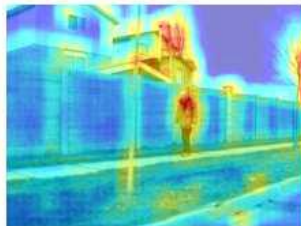
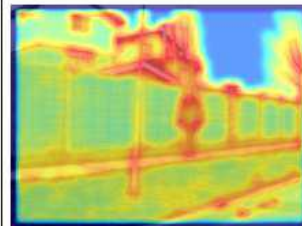



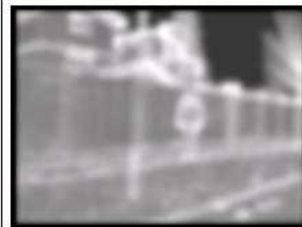
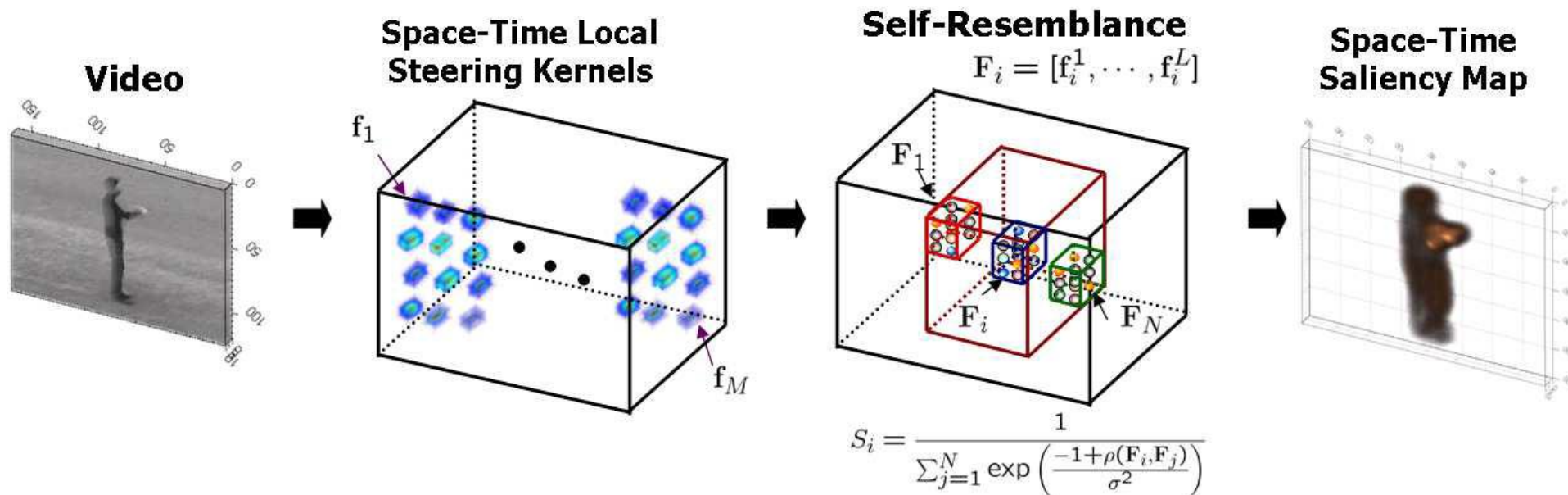
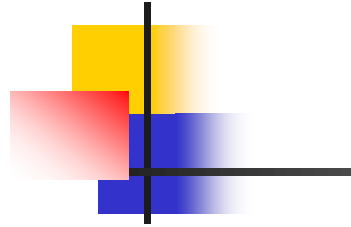
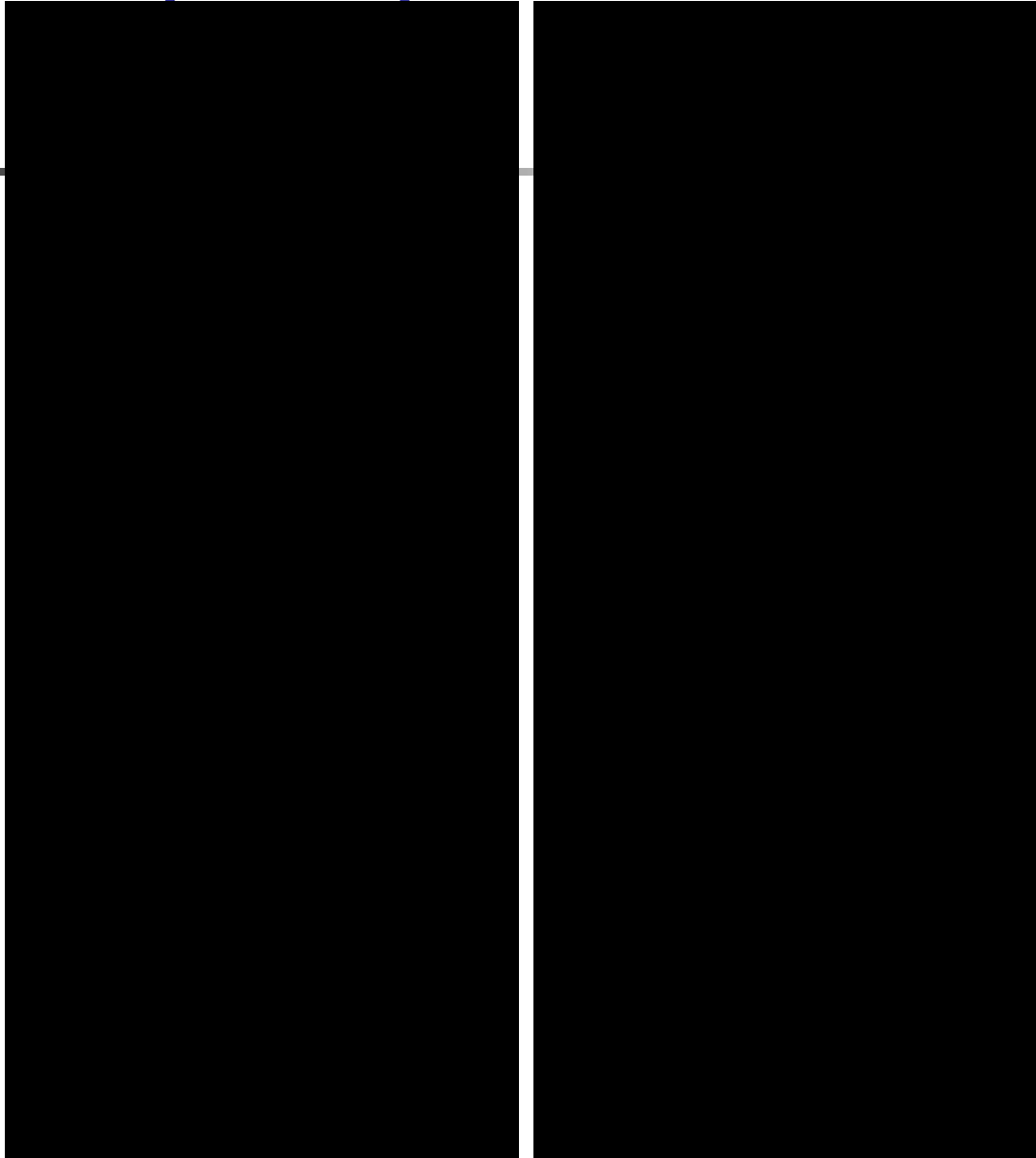
Original image	Our method	SUN (2008)	Bruce et al. (2006)
			
Fixation density map 			
			
Fixation density map 			

Схема построения space-time saliency map



Примеры на видео



Выводы

- Достоинства:
 - Оригинальная вероятностная модель
 - Альтернатива ME и OF при построении SM во времени
 - Использование цветов
- Предположительный недостаток:
 - Низкая скорость на HD при большом размере окна окрестностей



Содержание

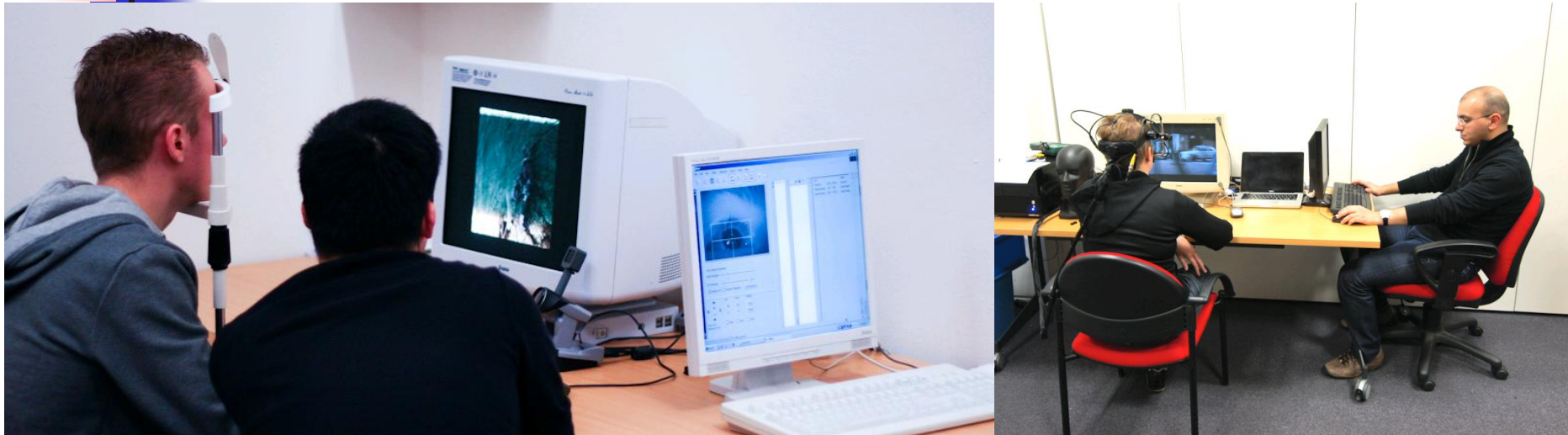
- Введение
- Реализованные модели
- A Novel Multiresolution Spatiotemporal Saliency Detection Model
- Nonparametric Bottom-Up Saliency Detection by Self-Resemblance
- **Сравнение и оценка качества**
- Заключение

Оценка качества saliency map

- В задачах обнаружения объектов – количество правильно распознанных объектов
- В задачах сегментации – сравнение точности границ сегментов
- Визуальное сравнение: группу людей просят показать «важные» регионы изображения
- Бинарная ручная разметка изображений и подсчет площади под ROC-кривой
- Объективное и субъективное сравнение с результатами eye-tracking

Оценка качества saliency map

Eye tracking(1)

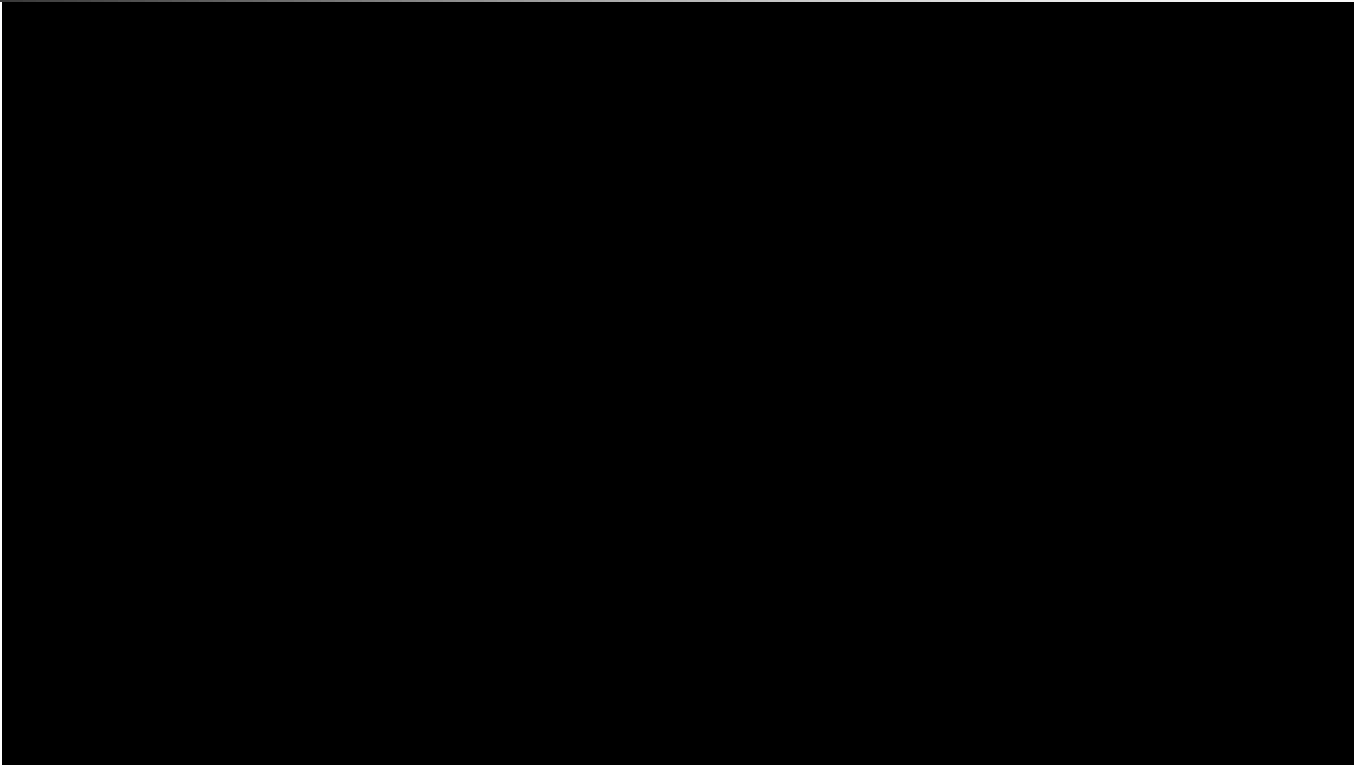


Система слежения за глазами

- В ходе эксперимента испытуемый смотрит в экран
- Плавное последовательное движение глаза, когда наблюдатель следит за происходящим на экране, регистрируется аппаратом как фиксация
- Фиксации всех зрителей объединяются в карты фиксаций

Оценка качества saliency map

Eye tracking(2)



- Карты фиксации нормализуют $[0,1]$ с помощью весов Гаусса
- Получается представление вероятности, пиксель в пиксель, что среднестатистический зритель зафиксирует конкретный пиксель

Базы eye-tracking видео

- TUD
 - Eye-tracking видео от 24 человек
 - Разрешение 1280x720
 - Сцены из фильмов
- DIEM
 - Eye-tracking видео от 30 до 100 человек
 - Разрешение SD,HD
 - Фильмы, трейлеры, новости, спорт, реклама, анимация, документалистика

Оценка качества saliency map

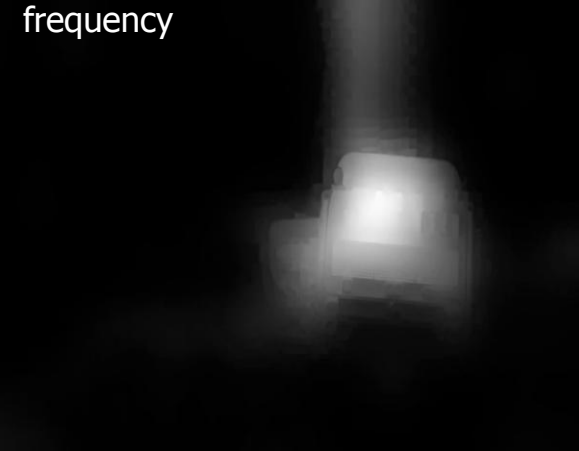
Как же автоматически сравнивать с GT?



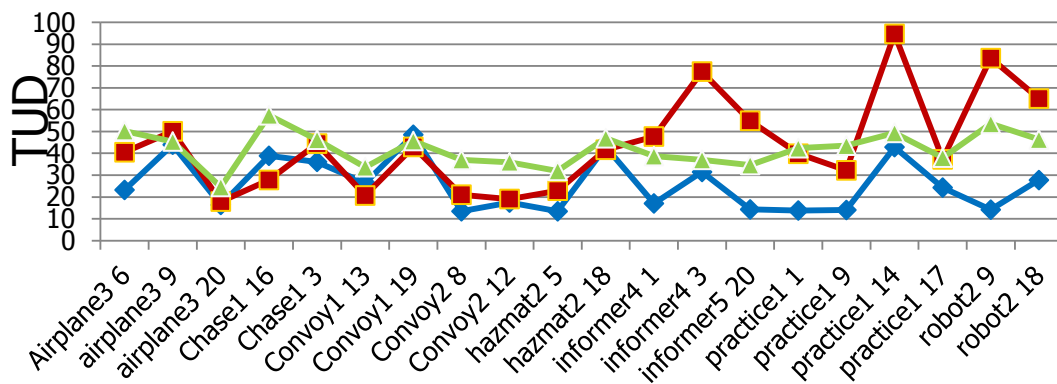
contrast



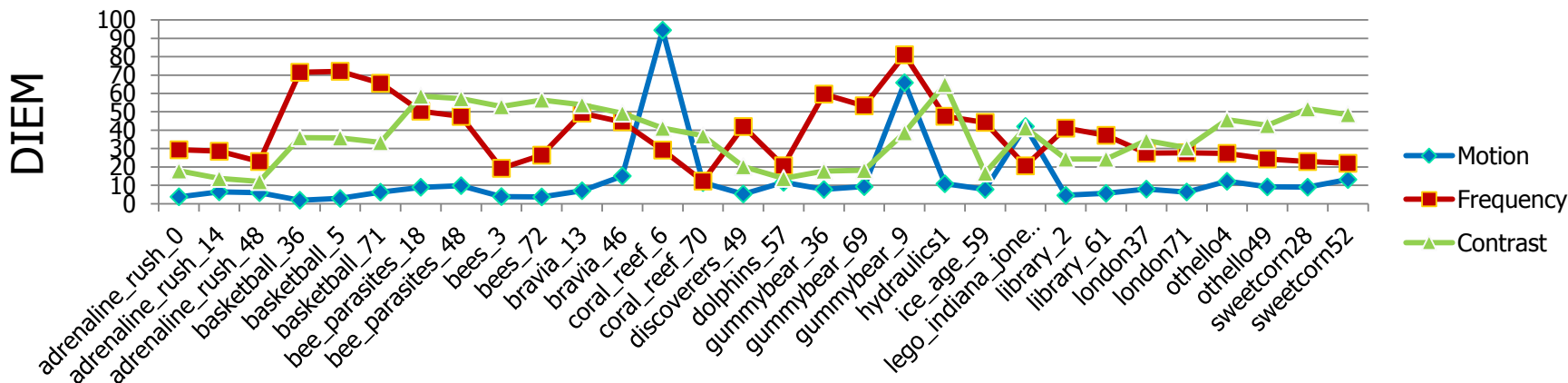
frequency



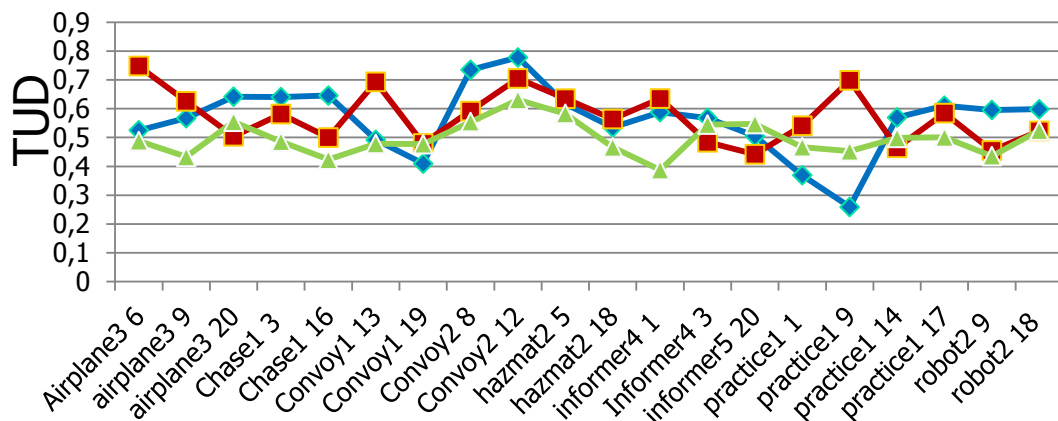
Сравнение метрикой SAD



$$SAD = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |T_{i,j}^1 - T_{i,j}^2|$$

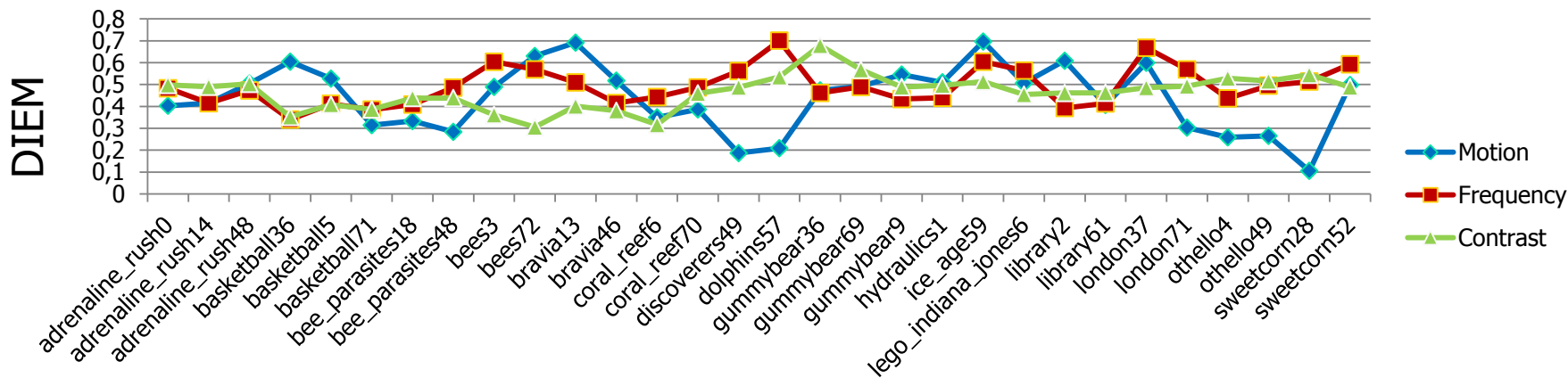


Сравнение метрикой NCC

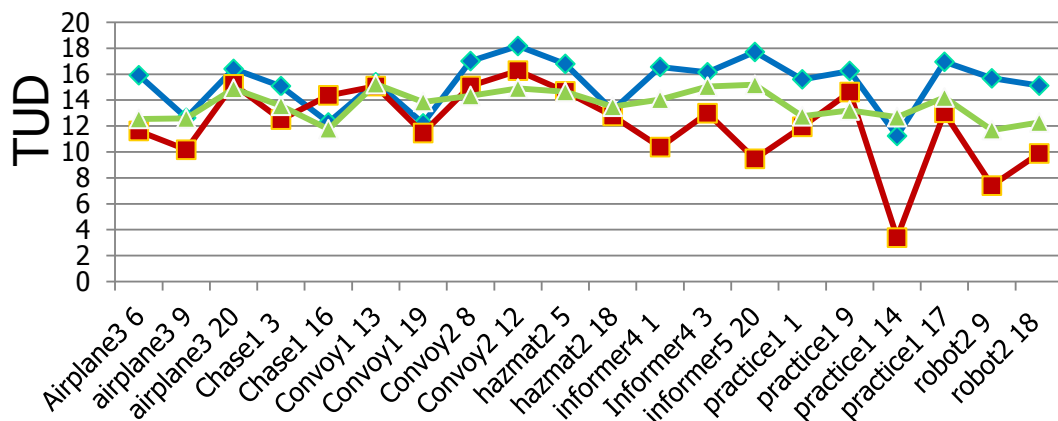


$NCC =$

$$\frac{\sum_{(i,j) \in W} I_1(i,j) \cdot I_2(x+i, y+j)}{\sqrt{\sum_{(i,j) \in W} I_1^2(i,j) \cdot \sum_{(i,j) \in W} I_2^2(x+i, y+j)}}$$

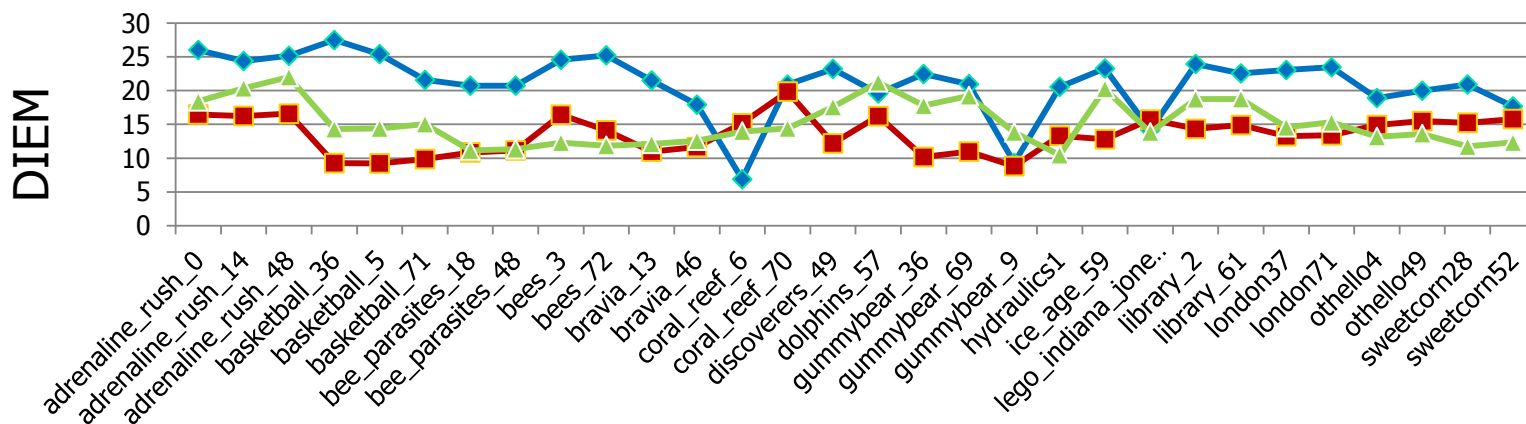


Сравнение метрикой PSNR



$$MSE = \frac{1}{m n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2$$

$$PSNR = 20 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}} \right)$$

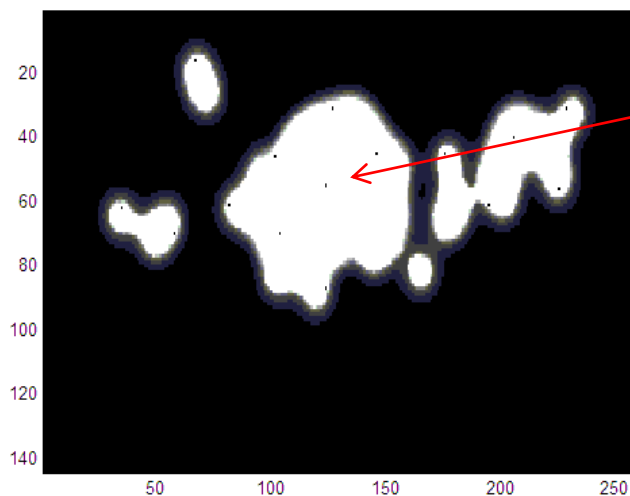


- Motion
- Frequency
- ▲ Contrast

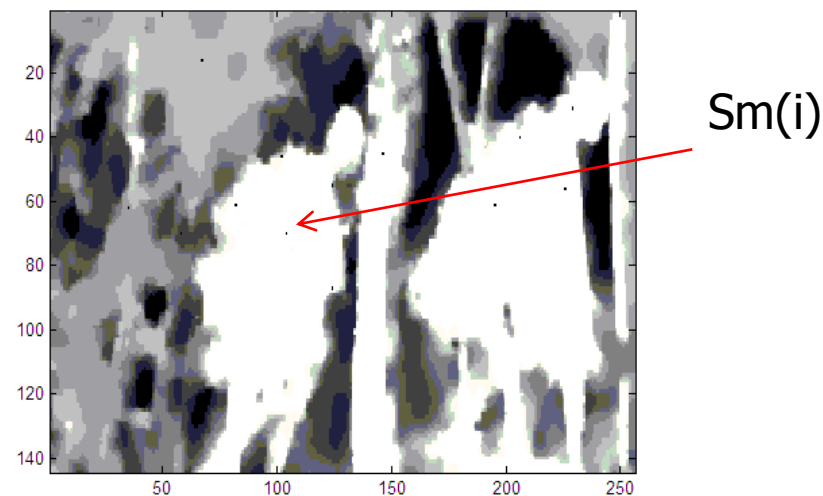
Сравнение метрикой

Моя метрика

Ground truth



Saliency map



N – количество найденных максимумов

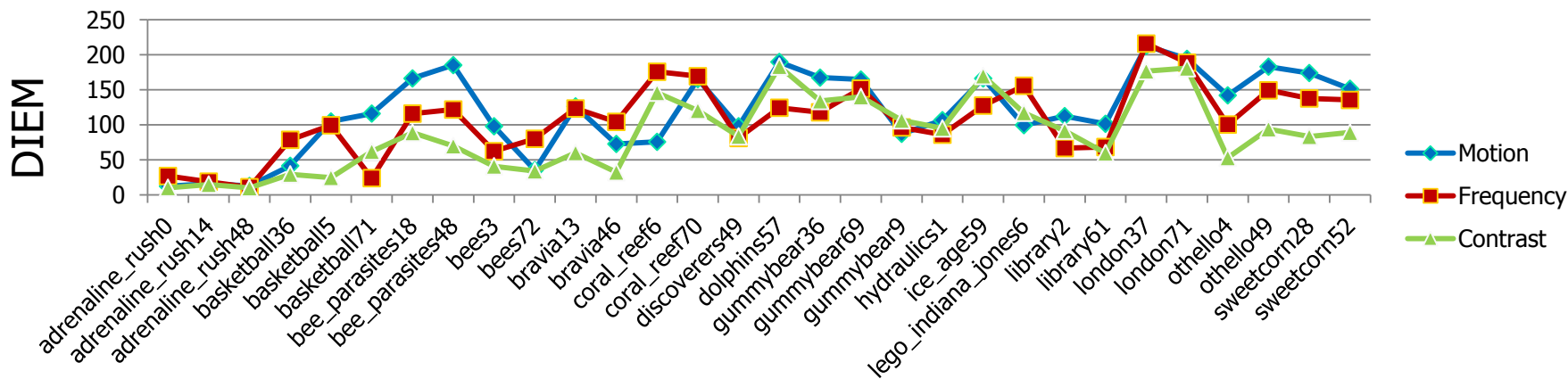
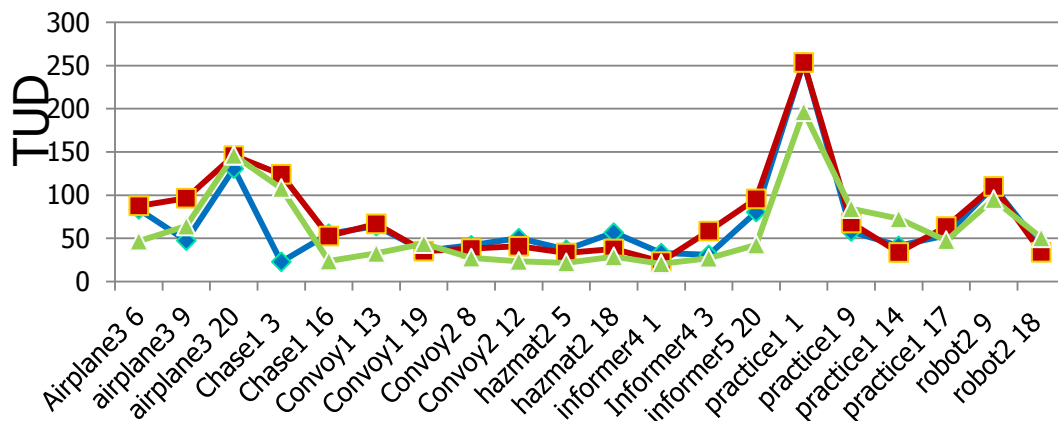
Gt – вектор значений локальных максимумов на Ground truth

Sm – вектор значений соответствующих координат на Saliency map

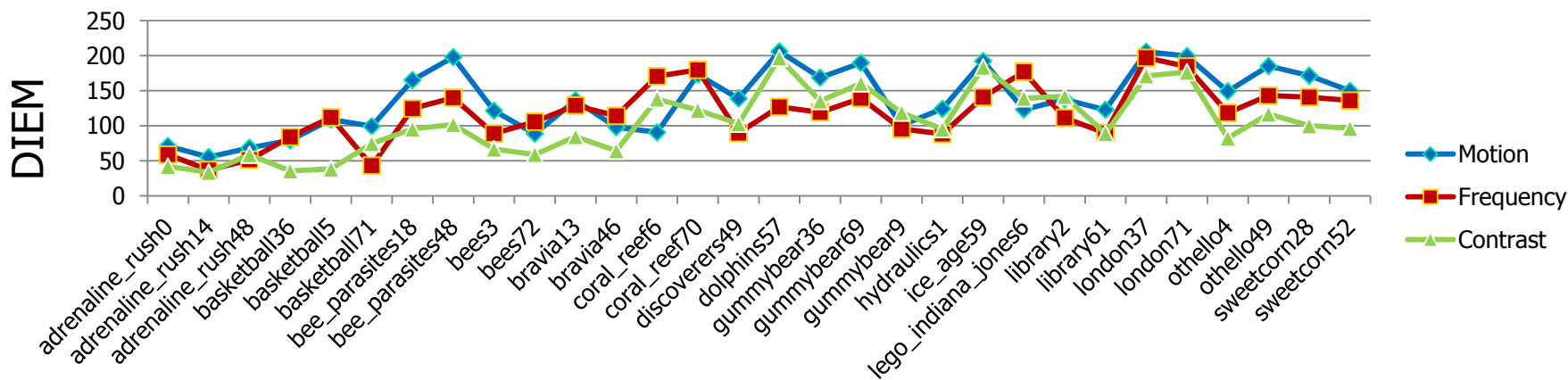
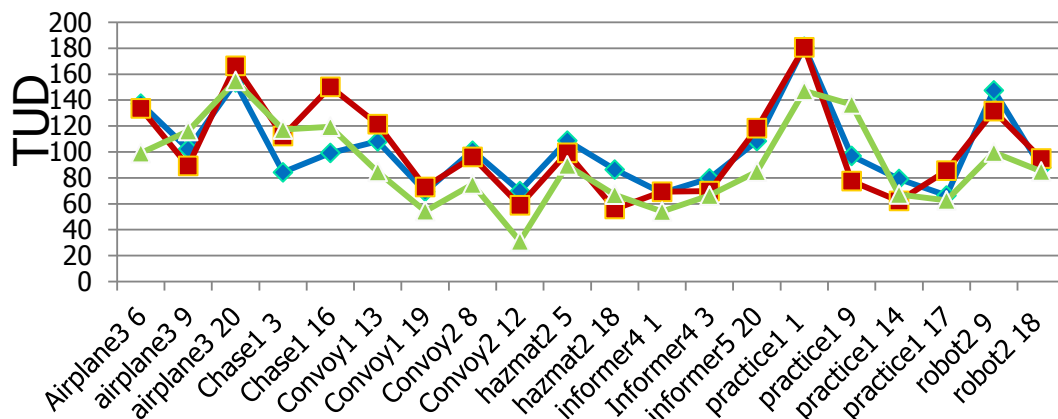
$$LMM = Med((Abs(Gt(i)-Sm(i))))$$

$$LMA = Sum((Abs(Gt(i)-Sm(i)))/N$$

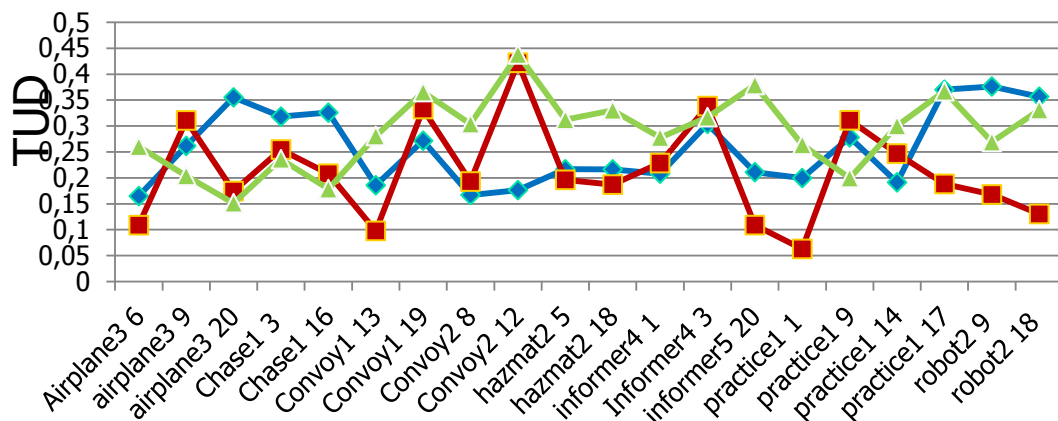
Сравнение метрикой LMM



Сравнение метрикой LMA

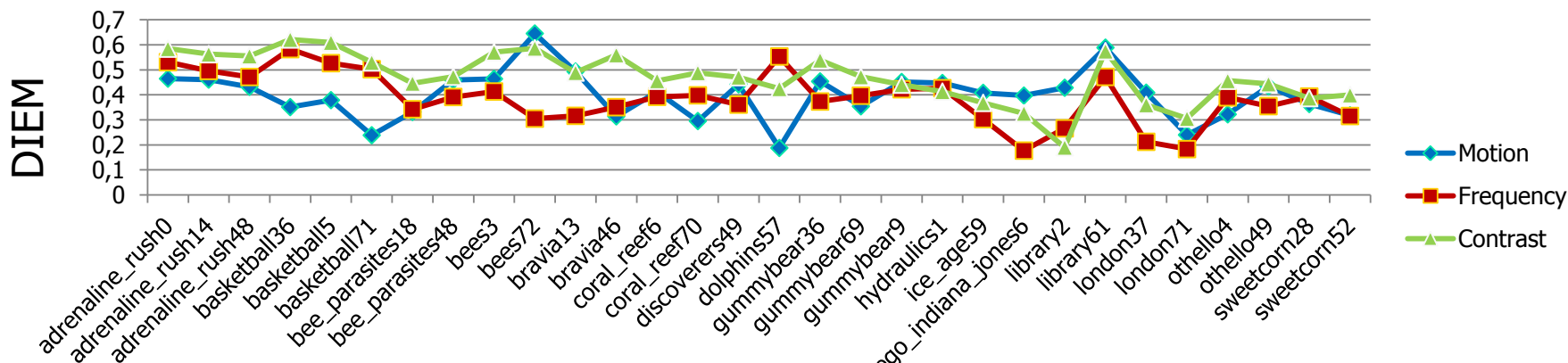


Сравнение метрикой Similarity

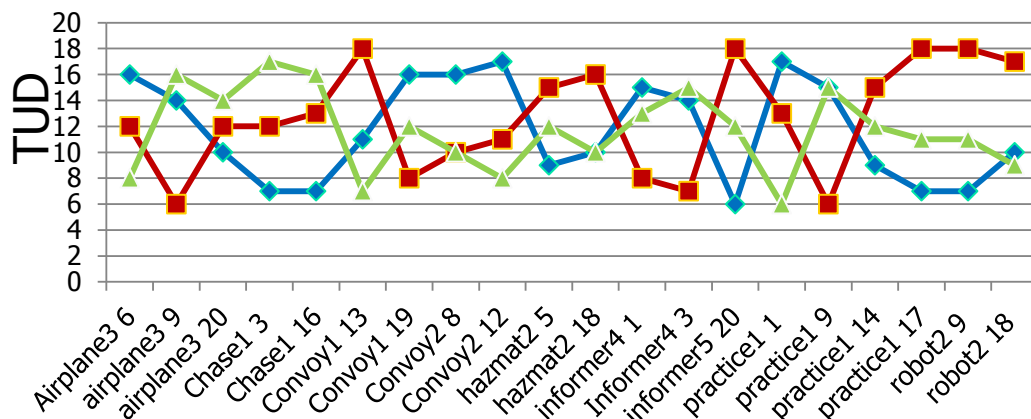


$$S = \sum_{i,j} \min(P_{i,j}, Q_{i,j})$$

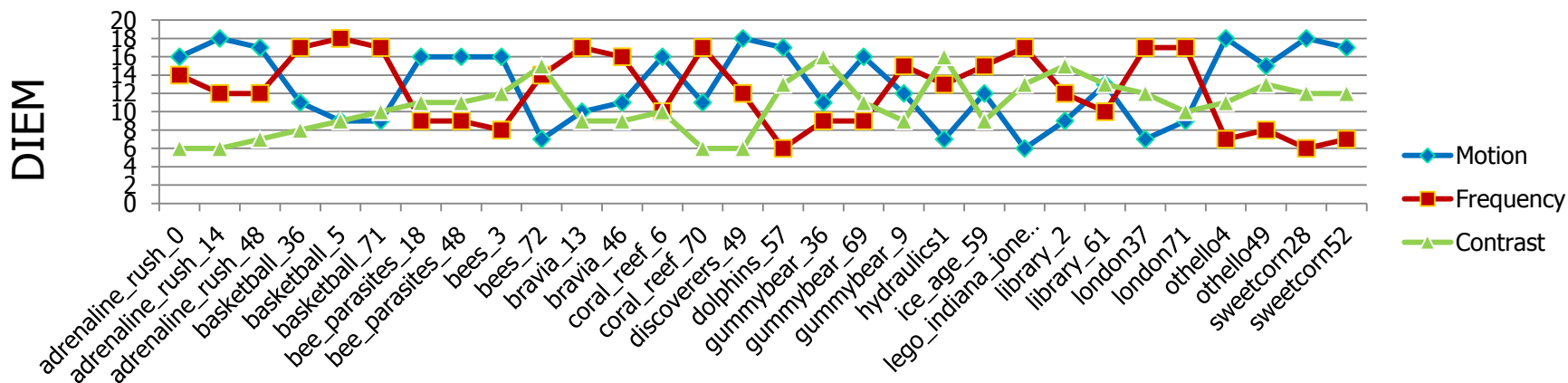
$$\text{where } \sum_{i,j} P_{i,j} = \sum_{i,j} Q_{i,j} = 1$$



Субъективное тестирование



Суммарные результаты
шести человек

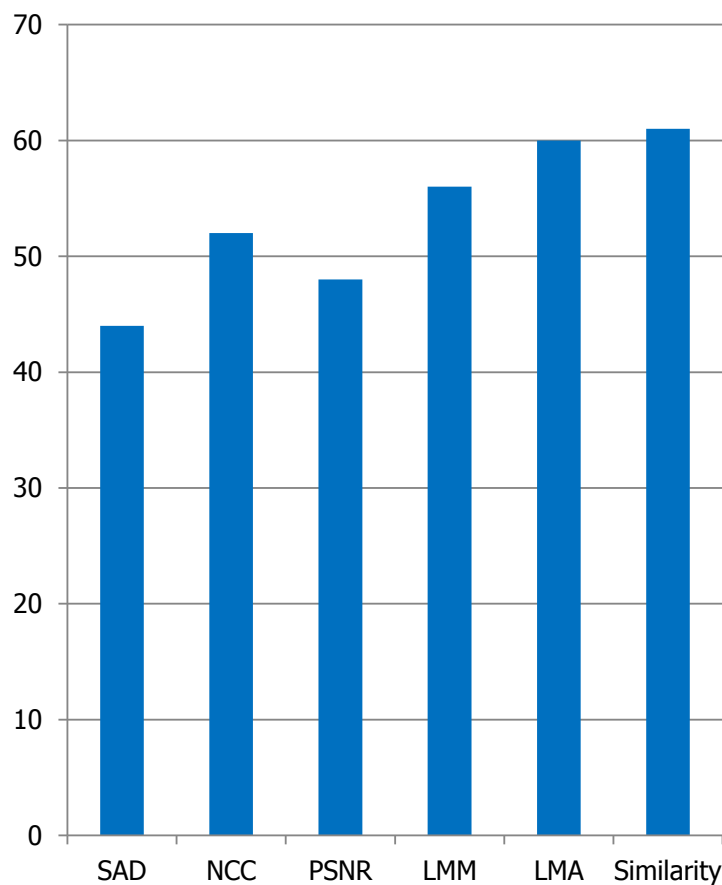


◆ Motion
■ Frequency
▲ Contrast

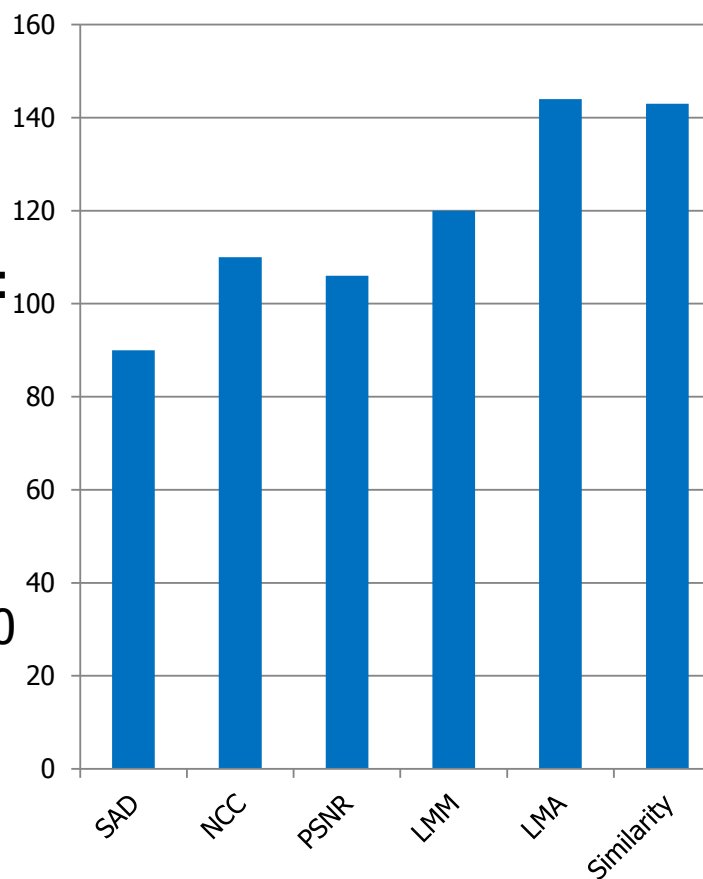
Оценка метрик для DIEM

Max = $30 \cdot 3 = 90$

Max = $30 \cdot 9 = 270$



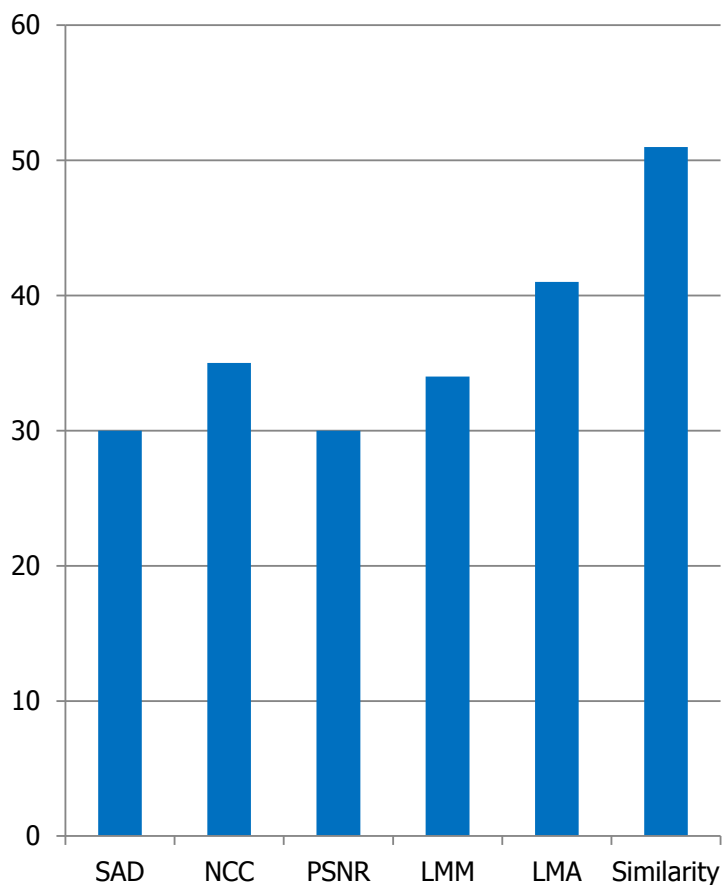
Баллы:
 ABC=3
 ACB=2
 BAC=2
 CAB=1
 BCA=1
 CBA=0



Баллы:
 ABC=9
 ACB=4
 BAC=4
 CAB=1
 BCA=1
 CBA=0

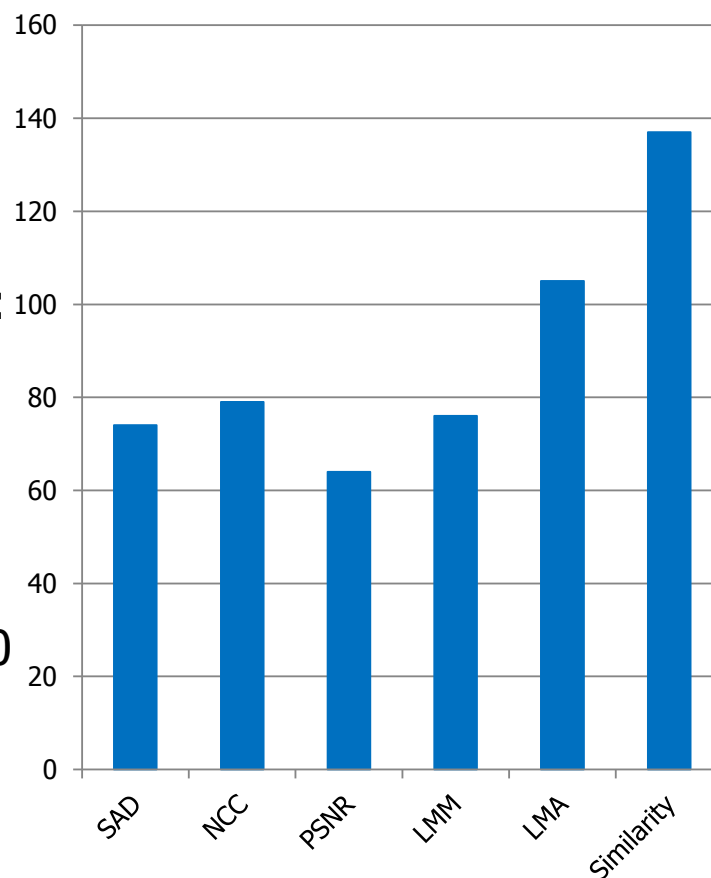
Оценка метрик для TUD

Max = $20 \cdot 3 = 60$



Баллы:
 ABC=3
 ACB=2
 BAC=2
 CAB=1
 BCA=1
 CBA=0

Max = $20 \cdot 9 = 180$



Баллы:
 ABC=9
 ACB=4
 BAC=4
 CAB=1
 BCA=1
 CBA=0



Содержание

- Введение
- Реализованные модели
- A Novel Multiresolution Spatiotemporal Saliency Detection Model
- Nonparametric Bottom-Up Saliency Detection by Self-Resemblance
- Сравнение и оценка качества
- **Заключение**

Заключение

- Улучшить SR до PQFT
- Saliency Detection by Self-Resemblance хорошая модель, идеи можно использовать как улучшение модели Context-aware
- Для обучения классификатора на результатах eye-tracking стоит использовать метрику similarity или комбинацию similarity+LMA

Литература

1. S. Goferman, L. Zelnik-Manor, and A. Tal, "Context-aware saliency detection," *CVPR*, 2010.
2. X. Hou and L. Zhang, "Saliency detection: A spectral residual Approach", *CVPR*, 2007.
3. Hani Aleresa, Judith A. Redia, and Ingrid Heynderickxa, "Examining the effect of task on viewing behavior in videos using saliency maps," *Human Vision and Electronic Imaging XVII*, 2012.
4. Hae Jong Seo and P. Milanfar, "Nonparametric bottom-up saliency detection by self-resemblance," *CVPR*, 2009.
5. Henderson, J.M.: Diem video and eye tracking database.
(<http://thediemproject.wordpress.com/>)
6. Tilke Judd, Fredo Durand and Antonio Torralba, "A Benchmark of Computational Models of Saliency to Predict Human Fixations," *PAMI*, 2012.



Вопросы?

Лаборатория компьютерной графики и мультимедиа



Видеогруппа — это:

- Выпускники в аспирантурах Англии, Франции, Швейцарии (в России в МГУ и ИПМ им. Келдыша)
- Выпускниками защищены 5 диссертаций
- Наиболее популярные в мире сравнения видеокодеков
- Более 3 миллионов скачанных фильтров обработки видео