



Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского

***Разработка мультимедийных приложений
с использованием библиотек OpenCV и IPP***

Детекторы и дескрипторы ключевых точек.

Алгоритмы классификации изображений.

Задача детектирования объектов на изображениях
и методы её решения

Половинкин А.Н.
кафедра математического обеспечения ЭВМ,
факультет ВМК

Содержание

- ❑ Введение
- ❑ Детекторы ключевых точек на изображении
- ❑ Детекторы ключевых точек
- ❑ Алгоритмы классификации изображений
 - Bag-of-words методы классификации изображений
 - Модели объектов, основанные на частях
- ❑ Постановка задачи детектирования объектов
- ❑ Методы решения задачи детектирования объектов
 - Методы, основанные на извлечении признаков
 - Методы поиска по шаблону

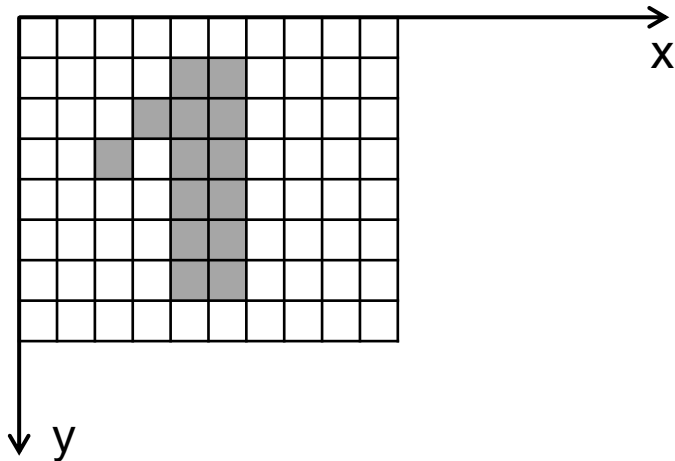


ДЕТЕКТОРЫ И ДЕСКРИПТОРЫ КЛЮЧЕВЫХ ТОЧЕК



Введение

- $I(x,y)$ – интенсивность цвета пикселя в изображении с координатами (x,y)



- Можно ли использовать данное представление для описания изображения?
- Нет инвариантности относительно преобразований изображения

Преобразования изображения

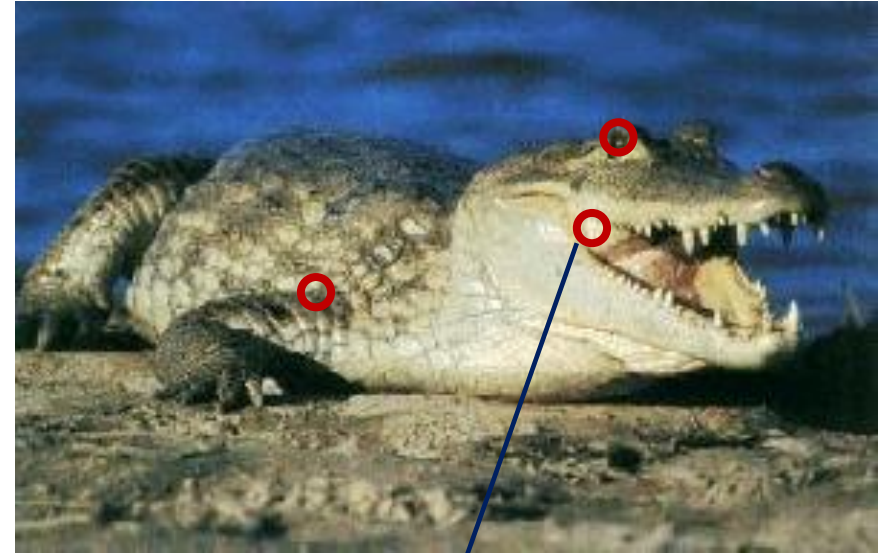


Детекторы и дескрипторы особых точек

- ❑ Выделить на изображении особые точки
- ❑ Вычислить признаковые описания особых точек (дескрипторы)

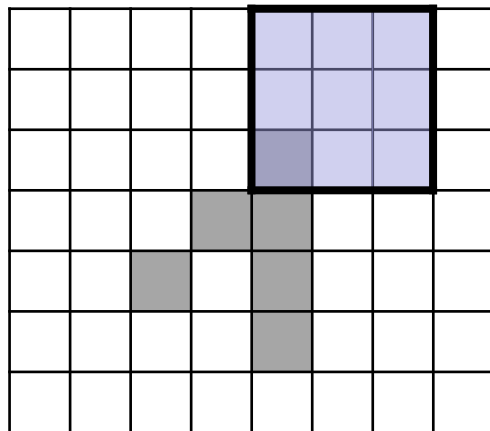
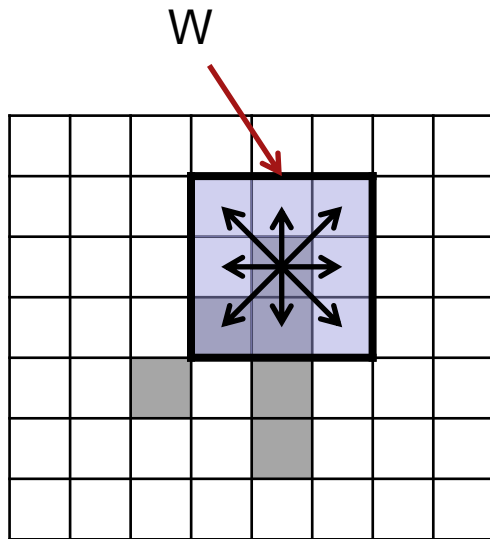
Инвариантность относительно преобразований исходного изображения:

- Смещение
- Поворот
- Изменение масштаба
- Изменение яркости
- Изменение точки положения камеры



(x_1, x_2, \dots, x_n)

Детектор Моравеца



$(u, v) = (1, -1)$

□ Для каждого пикселя (x, y)

1. Для всех $(u, v) \in \left\{ \begin{array}{l} (1,0), (1,1), (0,1), (-1,1), \\ (-1,0), (-1,-1), (0,-1), (1,-1) \end{array} \right\}$

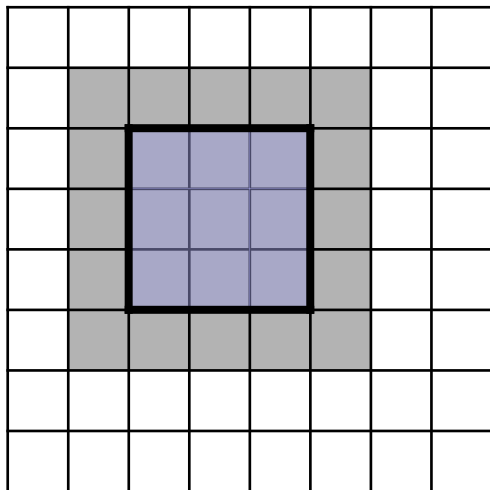
$$V_{u,v}(x, y) = \sum_{(a,b) \in W} \left(\frac{I(x+u+a, y+v+b) - I(x+a, y+b)}{I(x+a, y+b)} \right)^2$$

2. $C(x, y) = \min_{(u,v)} \{V_{u,v}(x, y)\}$

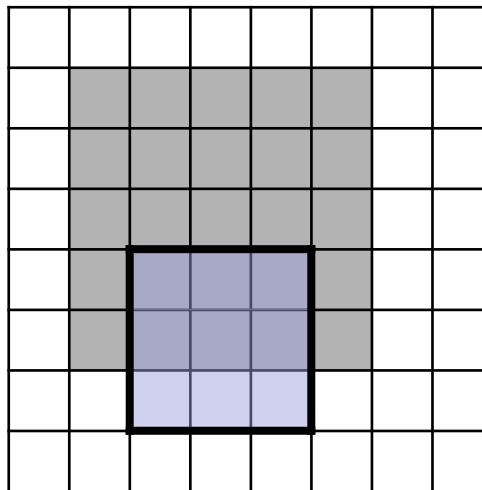
3. $C(x, y) = \begin{cases} C(x, y), & \text{если } C(x, y) > \text{threshold} \\ 0 & \end{cases}$

□ Найти локальные максимумы в $C(x, y)$, используя non-maximum suppression

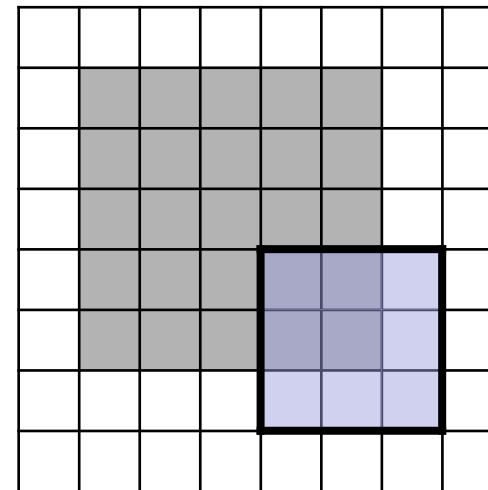
Детектор Моравеца



Внутренняя область



Ребро

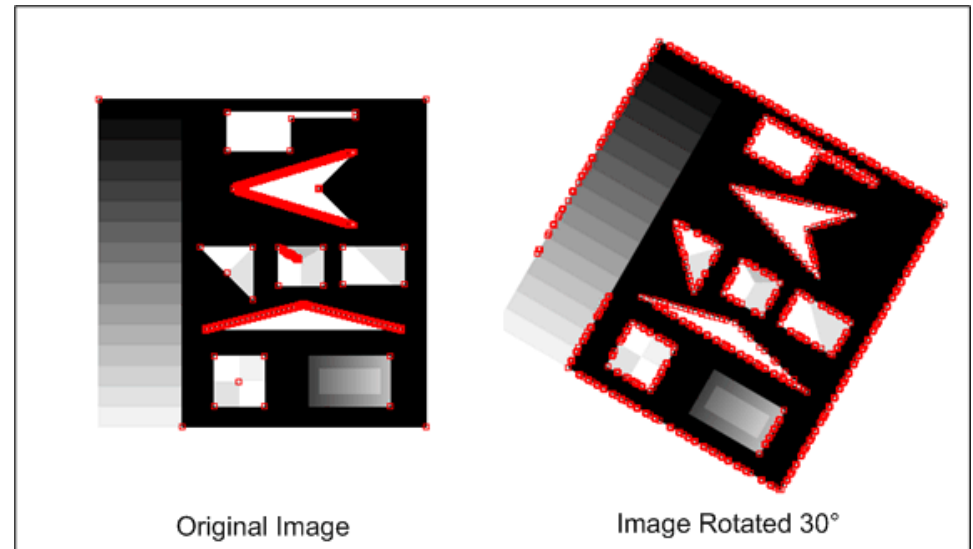


Угол

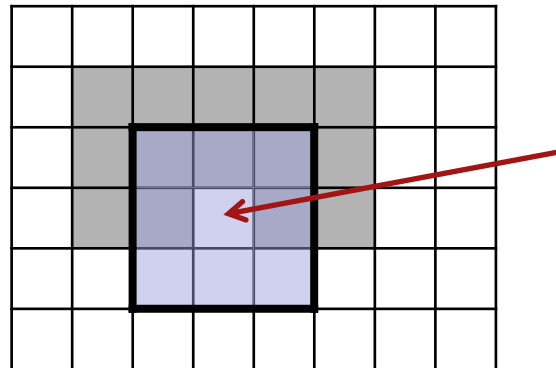
Детектор Моравеца

❑ Недостатки:

- не является инвариантным относительно преобразования поворота
- большое число ложных срабатываний на ребрах вследствие шума



<http://kiwi.cs.dal.ca/~dparks/CornerDetection/moravec.htm>



Детектор Харриса

- Детектор Моравеца анизотропен, т.к. изменение интенсивности измеряется только в 8 направлениях!

- $$I(x + u + a, y + v + b) \approx I(x + a, y + b) + u \frac{\partial I}{\partial x} + v \frac{\partial I}{\partial y} =$$
$$I(x + a, y + b) + \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} & \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$

- $$V_{u,v}(x, y) = \sum_{(a,b) \in W} \left(\begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} & \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \right)^2 =$$

$$\sum_{(a,b) \in W} \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} \\ \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} & \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix} \left(\sum_{(a,b) \in W} \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} \\ \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} & \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix} A_{u,v}(x, y) \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$



Детектор Харриса

- $A_{u,v}(x, y)$ – автокорреляционная матрица Харриса
- Чтобы уменьшить чувствительность к шуму:

0.04	0.12	0.04
0.12	0.36	0.12
0.04	0.12	0.04

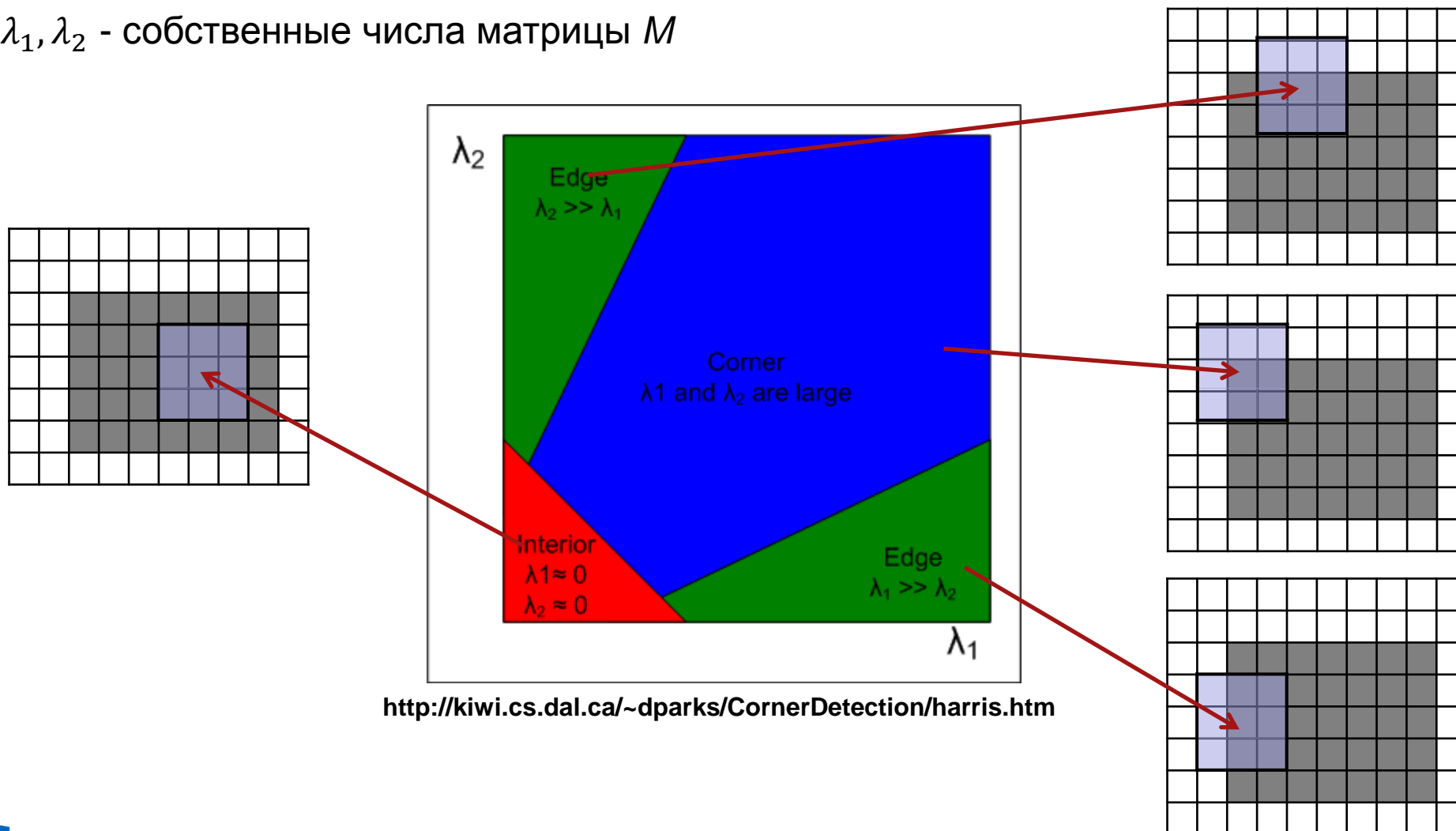
Гауссово ядро

$$V_{u,v}(x, y) = \sum_{(a,b) \in W} w_{(a,b)} \left(\begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} & \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \right)^2$$
$$= Au^2 + 2Cuv + Bv^2$$
$$A = \left(\frac{\partial I}{\partial x} \right)^2 \otimes w, B = \left(\frac{\partial I}{\partial y} \right)^2 \otimes w, C = \left(\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial I}{\partial y} \right) \otimes w$$

$$V_{u,v}(x, y) = \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix} M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}, M = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix}$$

Детектор Харриса

λ_1, λ_2 - собственные числа матрицы M



Детектор Харриса

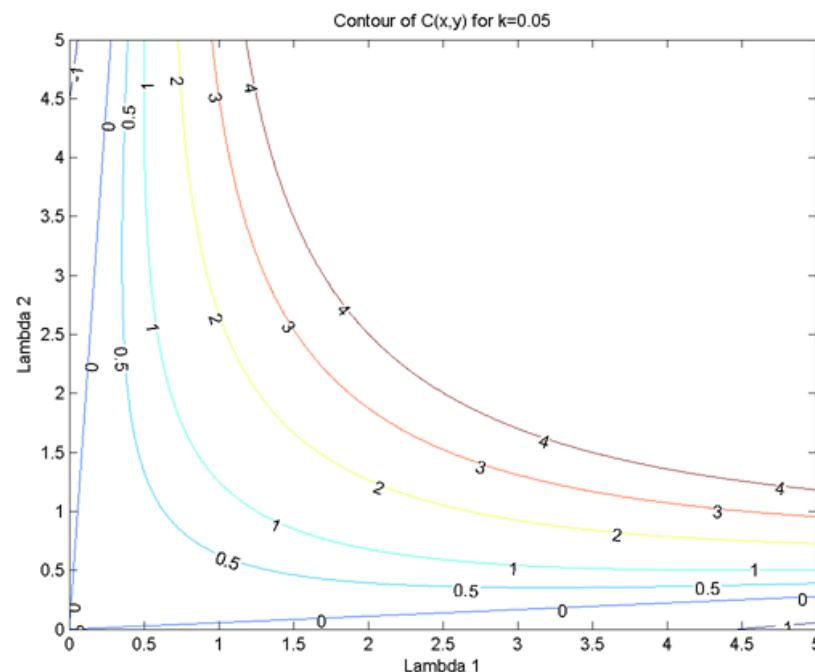
□ Вычисление собственных чисел матрицы M требует применения операции извлечения квадратного корня

□ Пусть $C(x, y) = \det(M) - k(\text{trace}(M))^2$

$$\det(M) = \lambda_1 \lambda_2 = AB - C^2,$$

$$\text{trace}(M) = \lambda_1 + \lambda_2 = A + B,$$

$$k = \text{const}$$



<http://kiwi.cs.dal.ca/~dparks/CornerDetection/harris.htm>



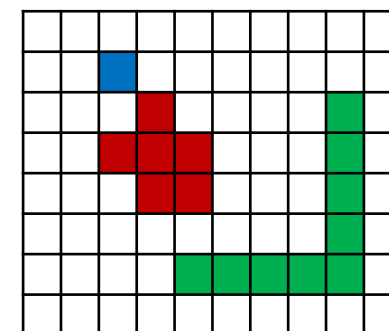
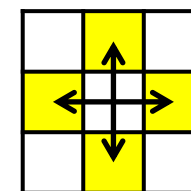
Детектор Харриса

❑ Недостатки:

- большая вычислительная трудоемкость (по сравнению с детектором Моравеца)
- чувствительность к шуму
- зависимость результатов детектирования от масштаба изображения

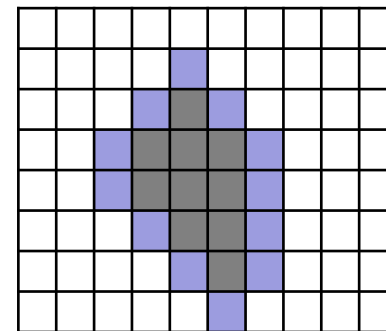
Детектор MSER

- ❑ MSER = maximally stable extremal regions
- ❑ 2 пикселя $p = (x_1, y_1)$ и $q = (x_2, y_2)$, принадлежащие изображению D , называются соседними, если $|x_1 - x_2| + |y_1 - y_2| \leq 1$
- ❑ Область $Q \subset D$ называется компонентой связности, если для любых $p, q \in Q$ существует множество $\{a_1, \dots, a_n\} \in Q$: $(p, a_1), (a_1, a_2), \dots, (a_n, q)$ – соседние

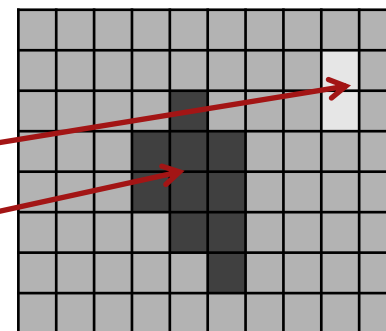


Детектор MSER

- Границей области $Q \subset D$ называется множество
 $\partial Q = \{q \in D \setminus Q: \exists p \in Q: (p, q) - \text{соседние}\}$



- Область $Q \subset D$ называется областью экстремума, если для всех $p \in Q, q \in \partial Q$:
 $I(p) > I(q)$ (область максимума) или
 $I(p) < I(q)$ (область минимума)



Детектор MSER



(a) Input



(b) $g = 75$



(c) $g = 105$



(d) $g = 135$



(e) $g = 165$



(f) $g = 195$



(g) $g = 225$



(h) $g = 255$

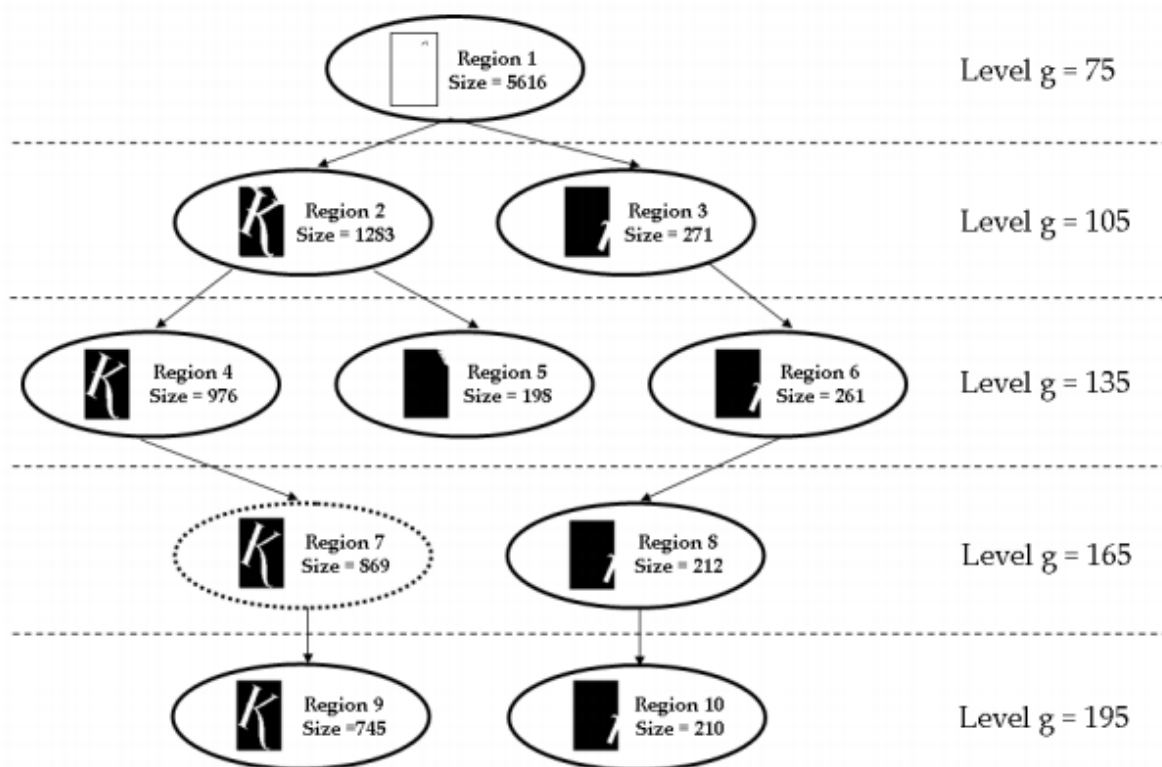
Для каждого $g \in \{0, 1, \dots, 255\}$ вычисляется I_g - результат бинаризации исходного изображения с порогом, равным g

$$I_g(x, y) = \begin{cases} 255, & I(x, y) > g \\ 0, & I(x, y) \leq g \end{cases}$$

M. Donoser, H. Bischof, Efficient Maximally Stable Extremal Region (MSER) Tracking

Детектор MSER

Строится дерево, описывающее иерархию связанных компонент на бинаризованных изображениях



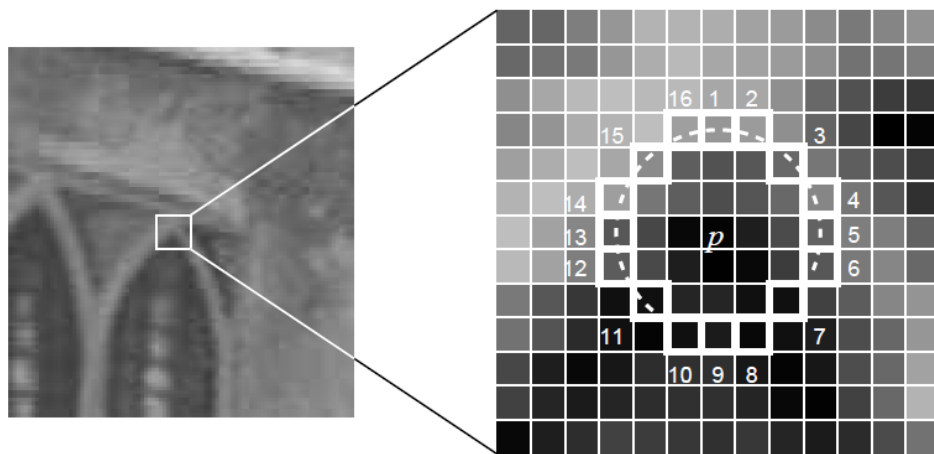
M. Donoser, H. Bischof, Efficient Maximally Stable Extremal Region (MSER) Tracking



Детектор MSER

- Пусть $Q_1, Q_2, \dots, Q_{i-1}, Q_i, \dots$ последовательность вложенных областей экстремума. Область экстремума Q_{i*} называется **максимально устойчивой** тогда и только тогда, когда функция $q(i) = |Q_{i+\Delta} \setminus Q_{i-\Delta}| / |Q_i|$ имеет локальный минимум в i^* , где Δ – параметр алгоритма.
- Q_{i*} является устойчивой при изменении порога в диапазоне $[i - \Delta; i + \Delta]$.
- Преимущества:
 - инвариантность к аффинным преобразованиям интенсивностей
 - устойчивость
 - одновременное детектирование областей разного масштаба
 - вычислительная эффективность ($O(n \log \log n)$)

Детектор FAST



E. Rosten, Machine learning for high-speed corner detection

p является углом, если существует непрерывная последовательность из n пикселей, такая, что для всех пикселей последовательности $I_{p \rightarrow x} > I_p + t$ ($I_{p \rightarrow x} < I_p - t$)

- ❑ $n = 12$
- ❑ Сравнить интенсивность в точках 1, 5, 9 и 13 с интенсивностью в точке p (*)
- ❑ Если для 3 точек выполнено условие $I_{p \rightarrow x} > I_p + t$ ($I_{p \rightarrow x} < I_p - t$)
 - провести полный тест для всех 16 точек
- ❑ Недостатки:
 - при $n \neq 12$ нет обобщения для быстрого теста (*)
 - при полном тесте не используется информация из быстрого теста

Детектор FAST

- Идея: использовать алгоритмы машинного обучения для классификации пикселей
- P – множество всех пикселей на изображении, $x \in \{1, 2, \dots, 16\}$
- $S_{p \rightarrow x} = \begin{cases} d, I_{p \rightarrow x} \leq I_p - t \\ s, I_p - t < I_{p \rightarrow x} < I_p + t \\ b, I_{p \rightarrow x} \geq I_p + t \end{cases}$
- $\forall x \ P = P_d \cup P_s \cup P_b$
- $K_p = \begin{cases} 1, p - \text{угол} \\ 0 \end{cases}$

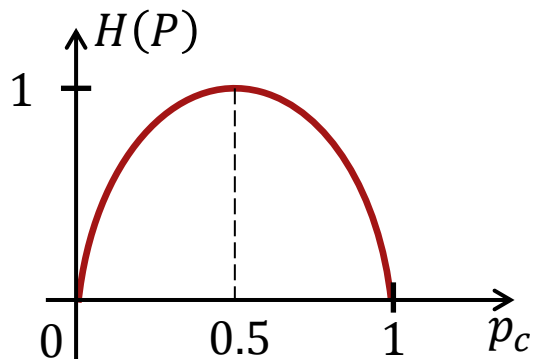
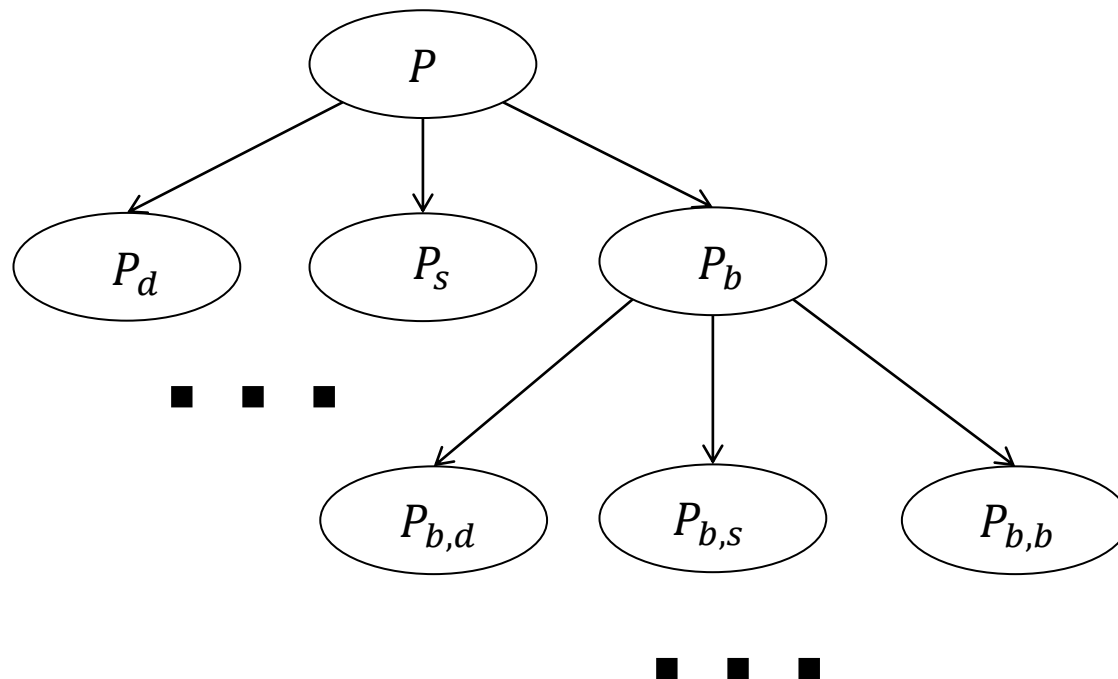


Детектор FAST

□ $H(P) = (c + \bar{c})\log_2(c + \bar{c}) - c \cdot \log_2 c - \bar{c} \cdot \log_2 \bar{c}$ - энтропия
 $c = |\{p | K_p = 1\}|, \bar{c} = |\{p | K_p = 0\}|$

$$c + \bar{c} = |P|$$
$$p_c = \frac{c}{|P|}$$

$$\tilde{x} = \arg \max_x \{H(P) - H(P_d) - H(P_s) - H(P_b)\}$$



Детектор SIFT

- $G(x, y, \sigma)$ – гауссово ядро со степенью размытия σ

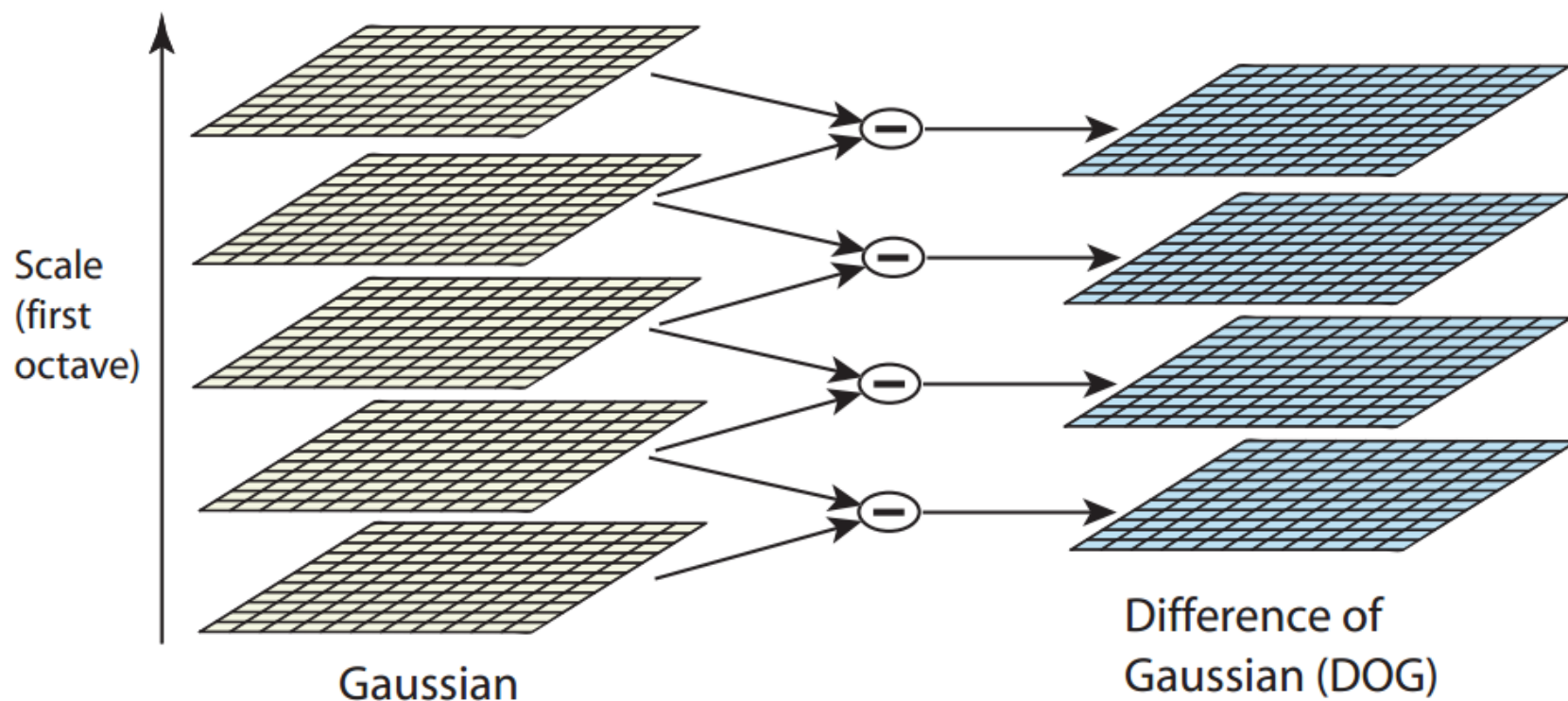
$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$$

- $L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y)$ – гауссиан изображения



Детектор SIFT

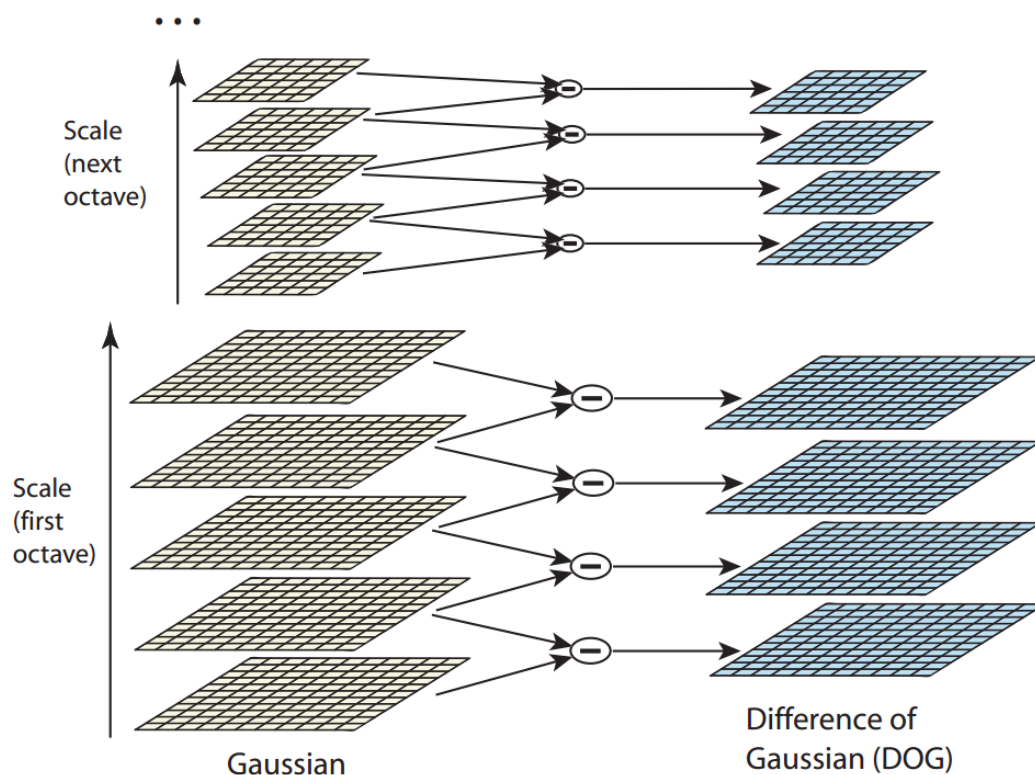
- $D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma)$ – разность гауссианов



D. Lowe, Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints

Детектор SIFT

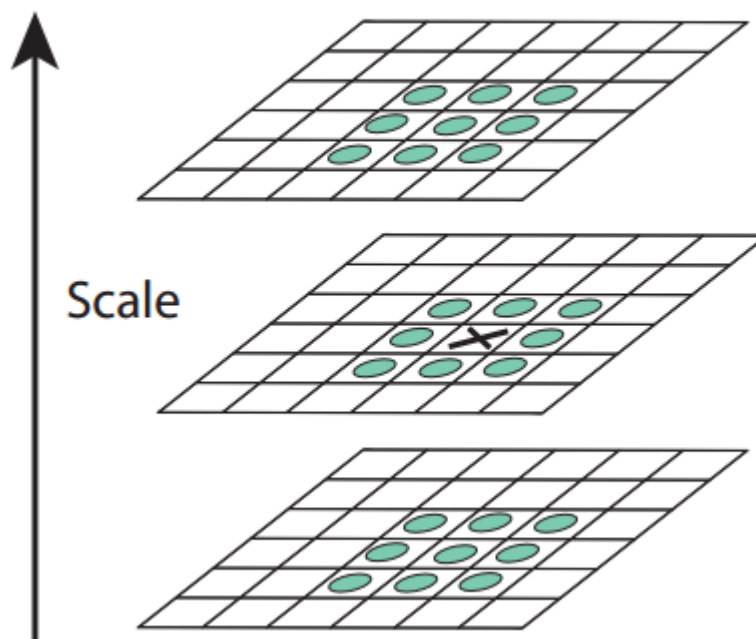
- Для каждой октавы σ увеличивается в 2 раза
- s – число интервалов в октаве, $k = 2^{1/s}$
- Для каждой октавы строится $(s+3)$ изображения
- Исходное изображение следующей октавы получается путем сэмплирования (берется каждая вторая строка и каждый второй столбец) изображения из предыдущей октавы



D. Lowe, Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints

Детектор SIFT

- Точка считается ключевой, если она является локальным экстремумом разности гауссианов



D. Lowe, Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints

Детектор SIFT

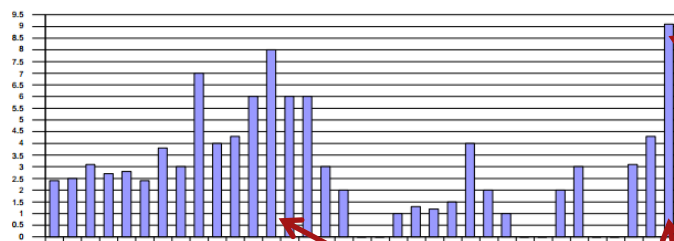
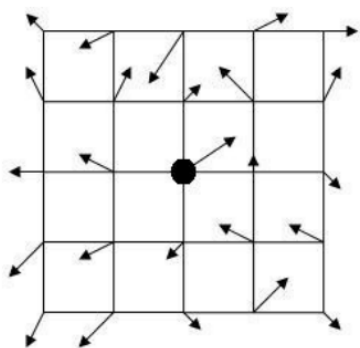
- Фильтрация ключевых точек:
 - Уточнение координат точки с субпиксельной точностью
 - Удаление точек с малым контрастом
 - Удаление точек на границе объектов



Детектор SIFT

□ Вычисление ориентации ключевой точки

- $m(x, y) = \sqrt{(L(x + 1, y) - L(x - 1, y))^2 + (L(x, y + 1) - L(x, y - 1))^2}$
- $\theta(x, y) = \arctan (L(x, y + 1) - L(x, y - 1) / L(x + 1, y) - L(x - 1, y))$

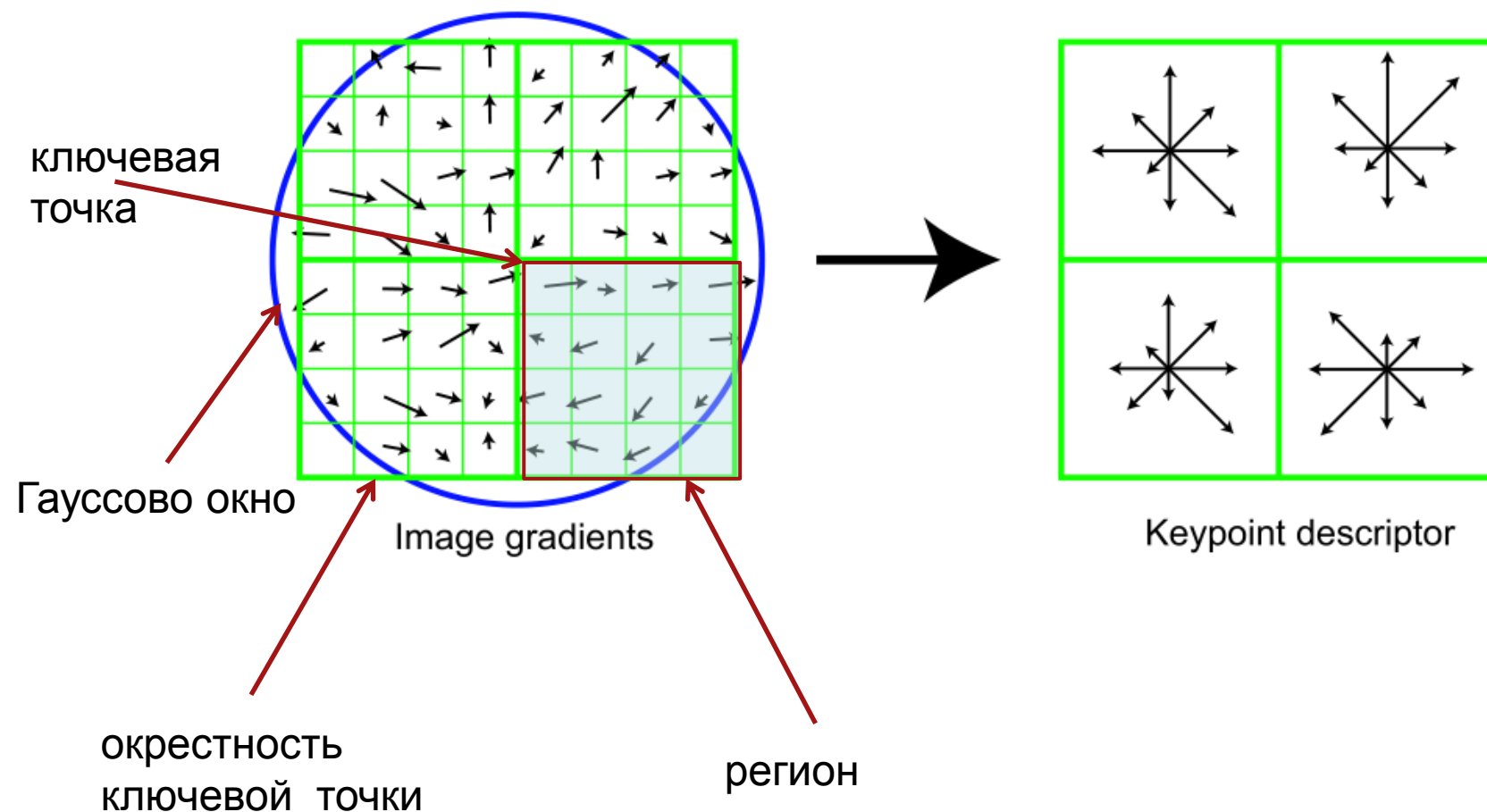


- Строится взвешенная гистограмма градиентов в окрестности особой точки (36 бинов)
- Выбирается направление, соответствующее максимальной компоненте гистограммы (m_{max})
- Точке присваиваются все направления, которым соответствуют значения компонент гистограммы $\geq 0.8 \cdot m_{max}$

Yu. Meng, Implementing the Scale Invariant Feature Transform (SIFT) Method

Дескриптор SIFT

D. Lowe, Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints

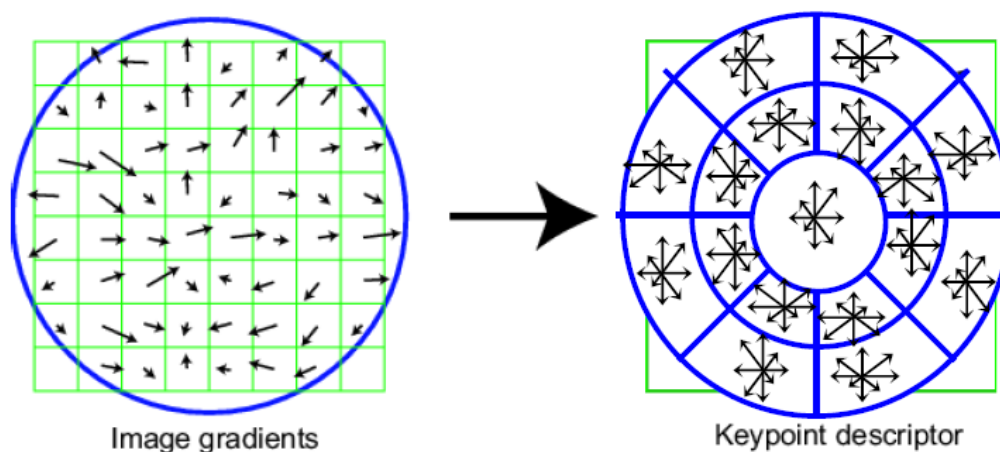


□ Преимущества:

- инвариантность относительно поворота изображения
- инвариантность относительно масштаба
- устойчивость к шуму
- устойчивость к изменениям освещения
- вычислительная эффективность

Дескриптор GLOH

- ❑ Модификация SIFT
- ❑ Используется полярная сетка для разбиения на регионы (радиальные блоки: радиус 6, 11 и 15 пикселей; 8 секторов)
- ❑ PCA (Principal Components Analysis) для уменьшения размерности итогового вектора ($272 \rightarrow 128$ (64))



Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications

Дескриптор BRIEF

- ❑ Binary Robust Independent Elementary Features
- ❑ Регион описывается набором тестов (попарным сравнением интенсивностей пикселей внутри региона)
 - Тест: $\tau(p, x, y) = \begin{cases} 1, & p(x) < p(y) \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases}$
 - Дескриптор (битовая строка): $f_{n_d}(p) = \sum_{1 \leq i \leq n_d} 2^{i-1} \tau(p, x_i, y_i)$
- ❑ Для каждого региона размером $S \times S$ пикселей
 1. Выполнить операцию сглаживания
 2. Вычислить значения теста для соответствующих пар пикселей

Дескриптор BRIEF

□ Набор тестов:

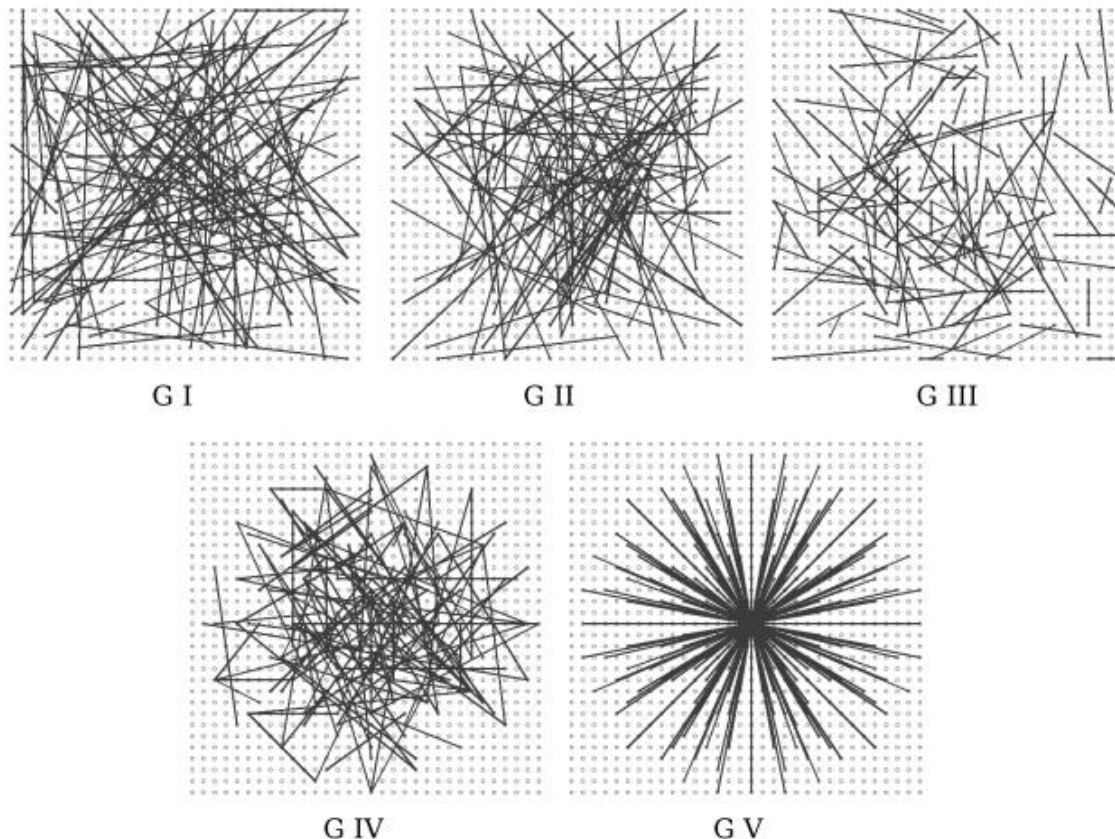
- $(x_i, y_i) \sim Uni(-\frac{s}{2}; \frac{s}{2})$

- $(x_i, y_i) \sim N(0; \frac{1}{25} s^2)$

- $x_i \sim N(0; \frac{1}{25} s^2),$

- $y_i \sim N(x_i; \frac{1}{100} s^2)$

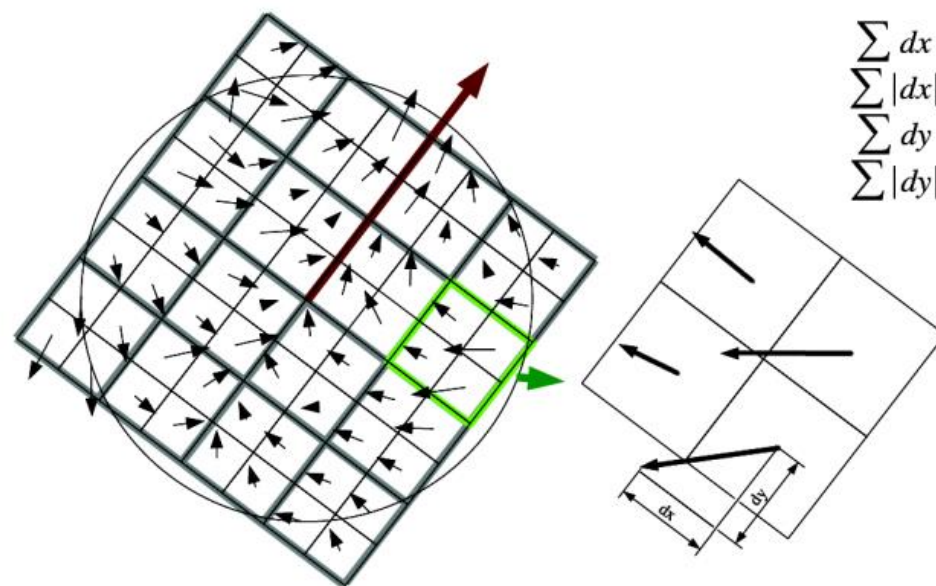
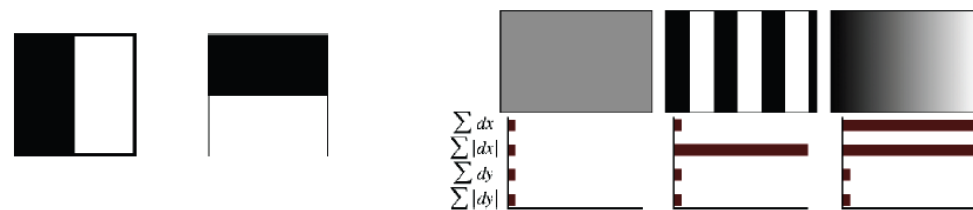
- ...



M.Calonder, V.Lepetit, C.Strecha, P.Fua. BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features

Дескриптор SURF

- ❑ Область вокруг особой точки делится на 16 квадратов
- ❑ Для каждого квадрата вычисляется значение частных производных с использованием вейвлетов Хаара
- ❑ В качестве дескриптора используются суммы частных производных (и их абсолютных величин) внутри каждого квадрата
- ❑ Размерность итогового дескриптора: 64



H.Bay, A.Ess, T.Tuytelaars, L.V.Gool. Speeded-Up Robust Features (SURF)

МЕТОДЫ КЛАССИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ



Bag-of-words методы классификации изображений

□ Задача классификации текстов

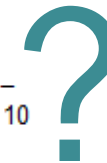
Однако не одной Европой будет интересен день международных товарищеских матчей. Большое внимание привлекает к себе также встреча сборных Бразилии и Колумбии. За первых – многолетние победные традиции и звездный состав во главе с Халком и Неймаром. Зато у вторых есть оружие для массового поражения чужих ворот – Радамель Фалькао. На счету этого без преувеличения суперфорварда в нынешнем сезоне пять мячей за сборную, 10 голов – за «Атлетико» в чемпионате Испании, а также хет-трик в ворота «Челси» в Суперкубке УЕФА. Так что, возможно, впервые за долгое время в матче бразильцев и колумбийцев нет явного фаворита.

http://www.gazeta.ru/sport/2013/11/13/a_4851609.shtml

матчей
хет-трик
сборных
мячей
суперфорварда

Словарь (K слов)

Алгоритм обучения с учителем



экономика

спорт

культура

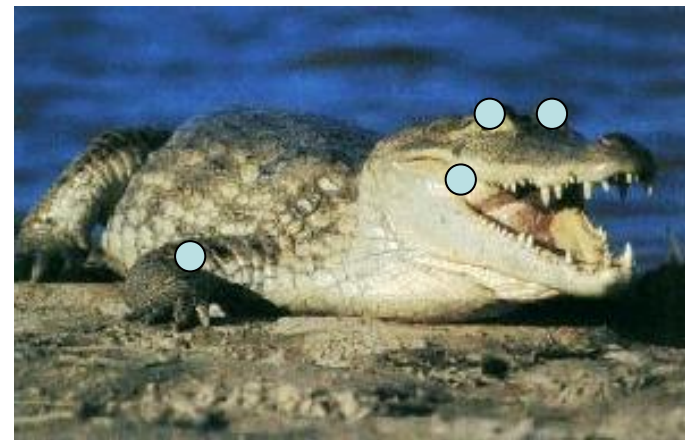
(w_1, w_2, \dots, w_K)

спорт

Bag-of-words методы классификации изображений

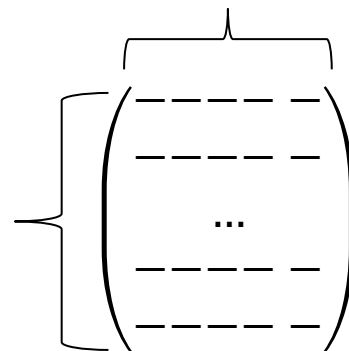


→
выделение ключевых
точек



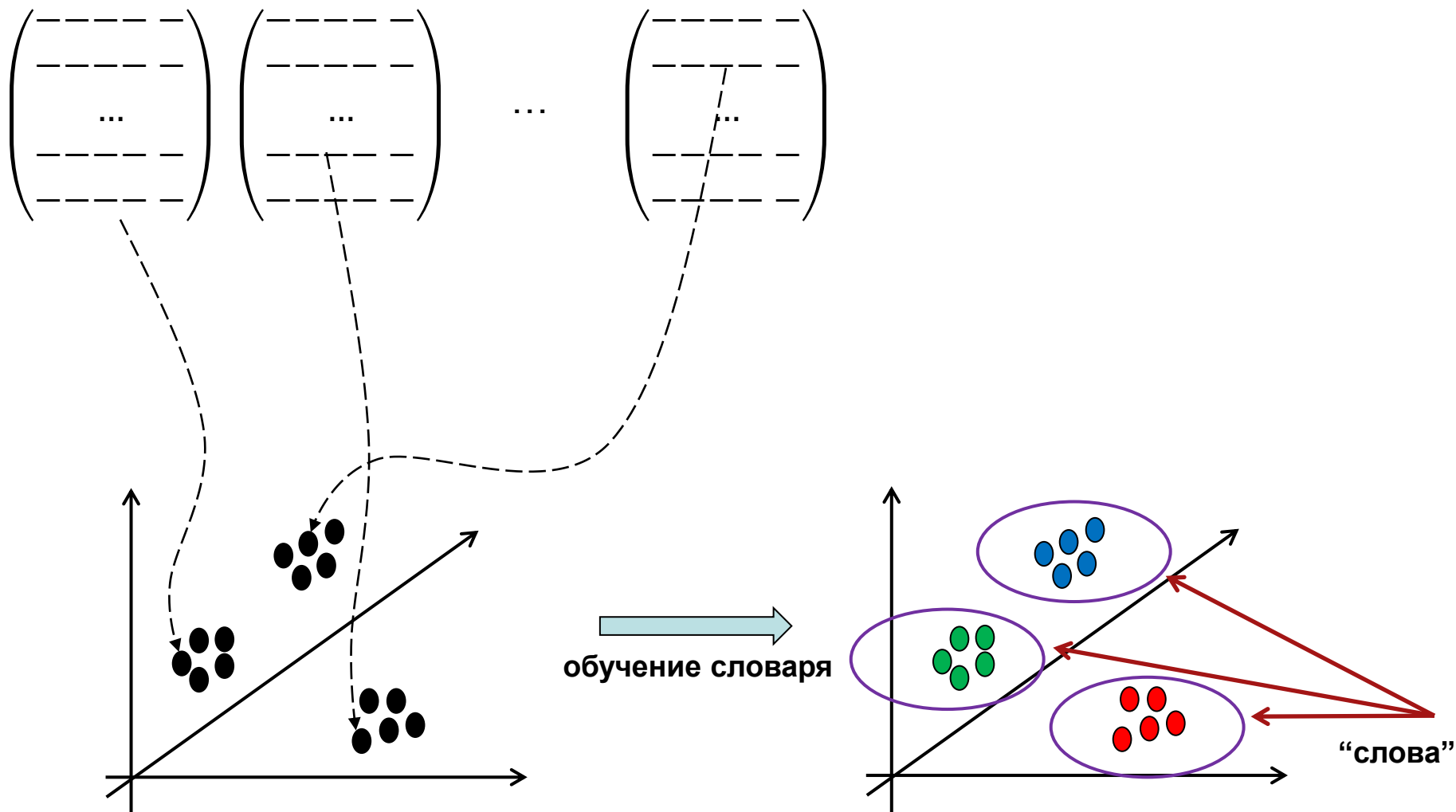
d – размер дескриптора

n_i – число ключевых
точек на изображении

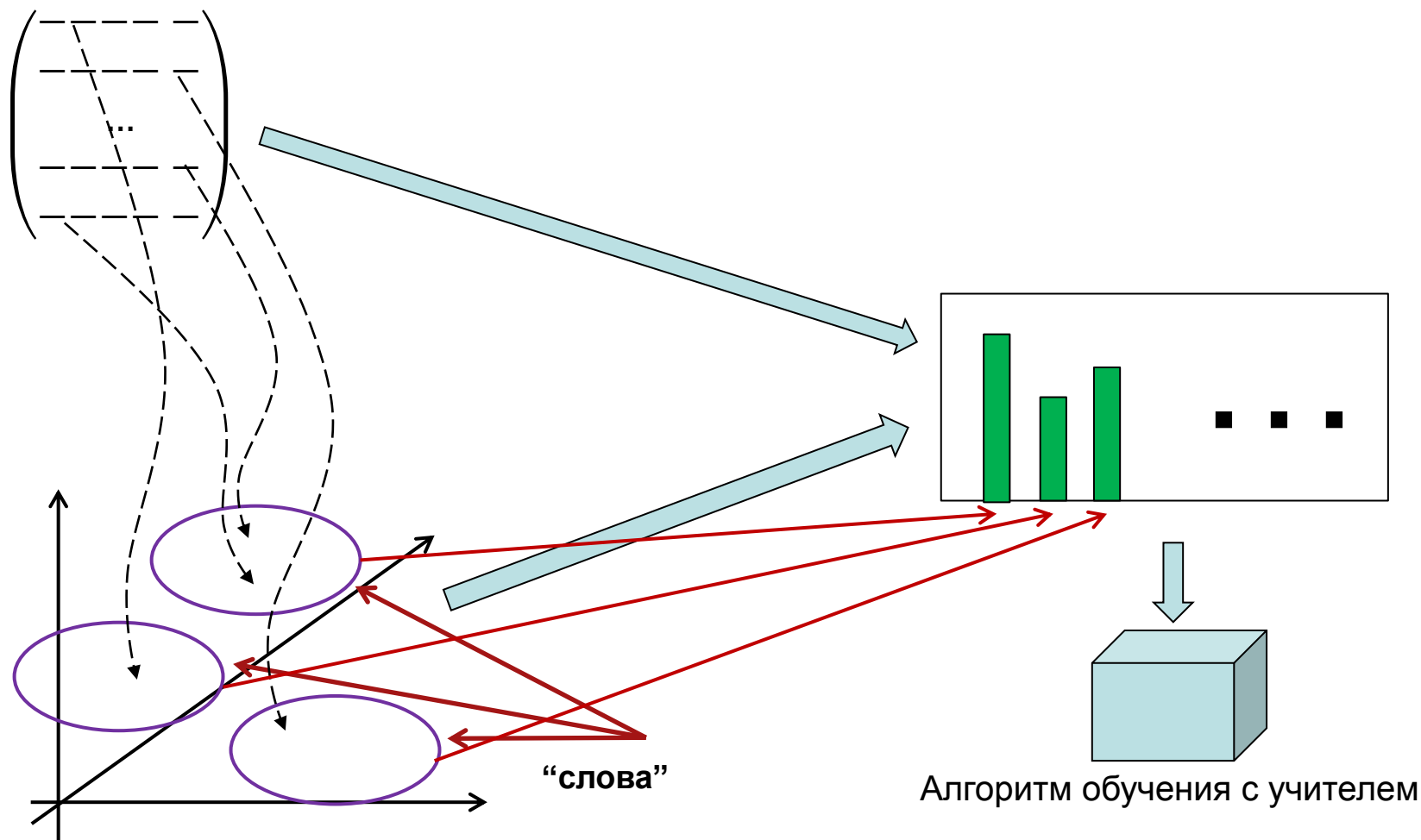


↙
вычисление дескрипторов
ключевых точек

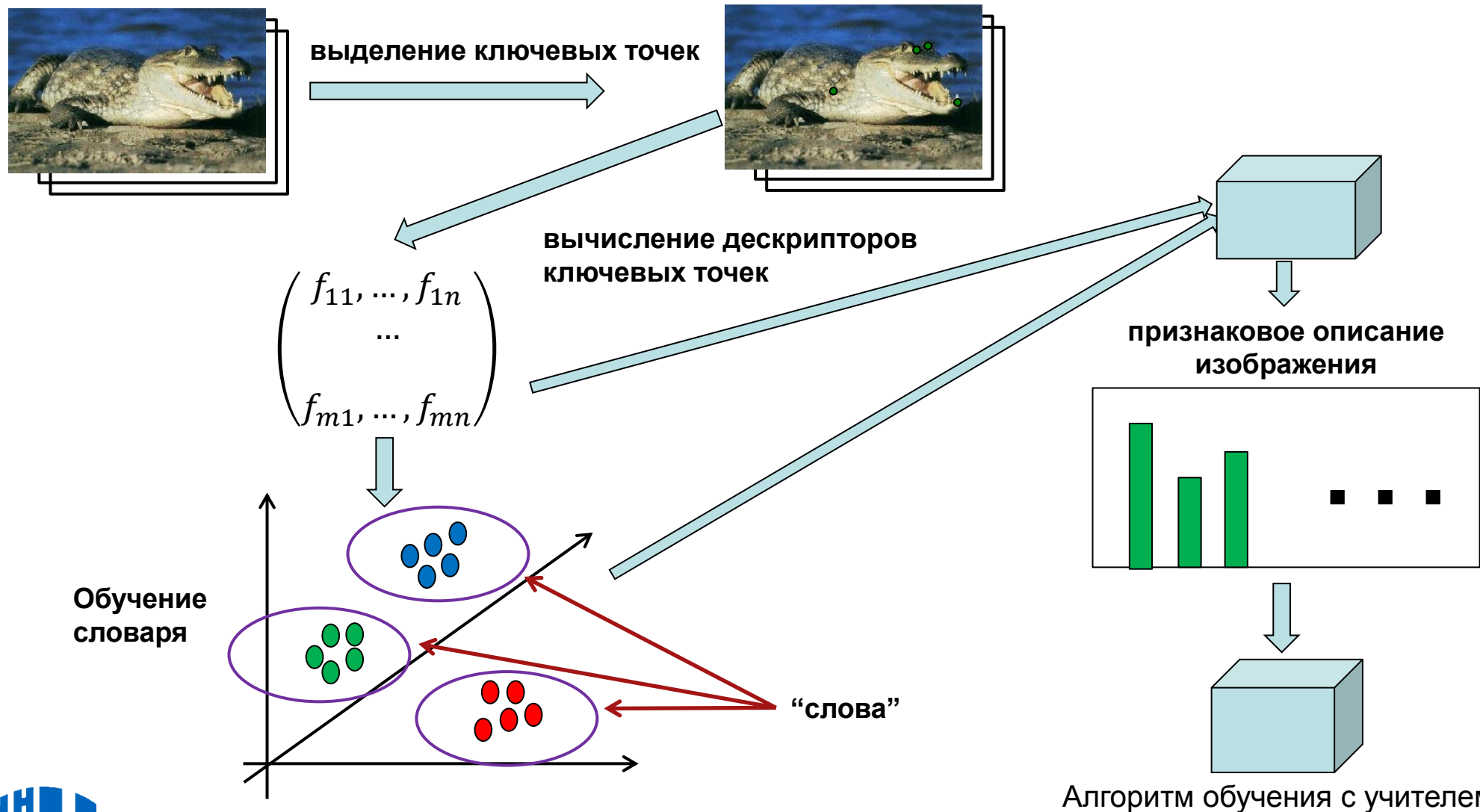
Bag-of-words методы классификации изображений



Bag-of-words методы классификации изображений



Bag-of-words методы классификации изображений



Bag-of-words методы классификации изображений

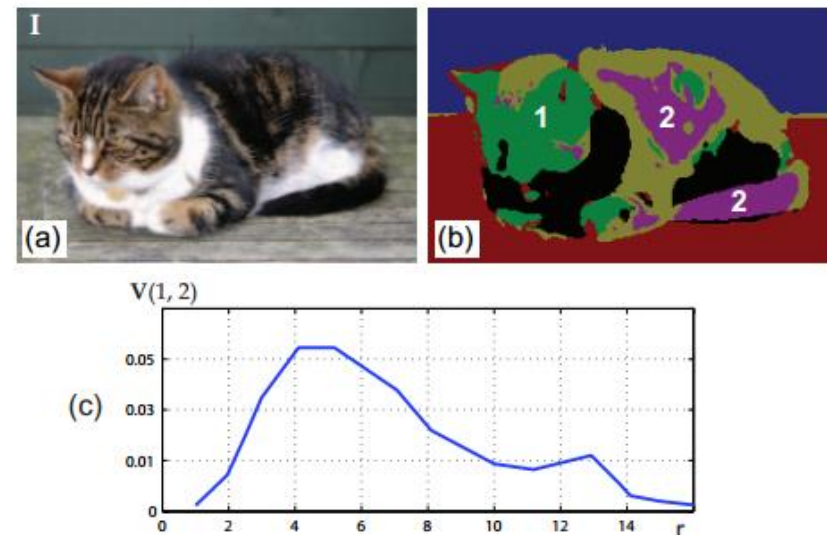
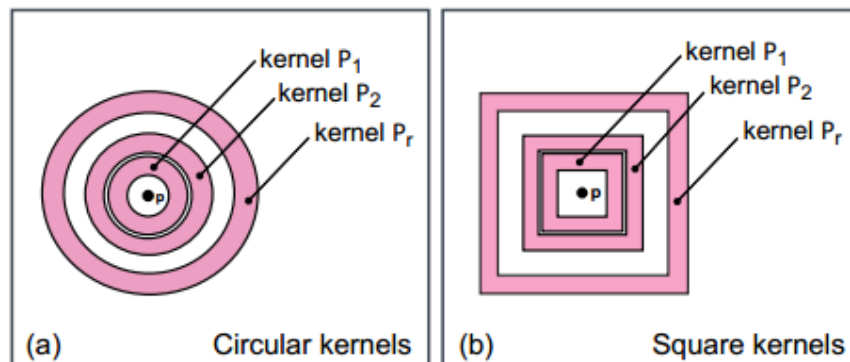


Пространственное расположение ключевых точек на изображении не влияет на итоговое признаковое описание изображения



Bag-of-words методы классификации изображений

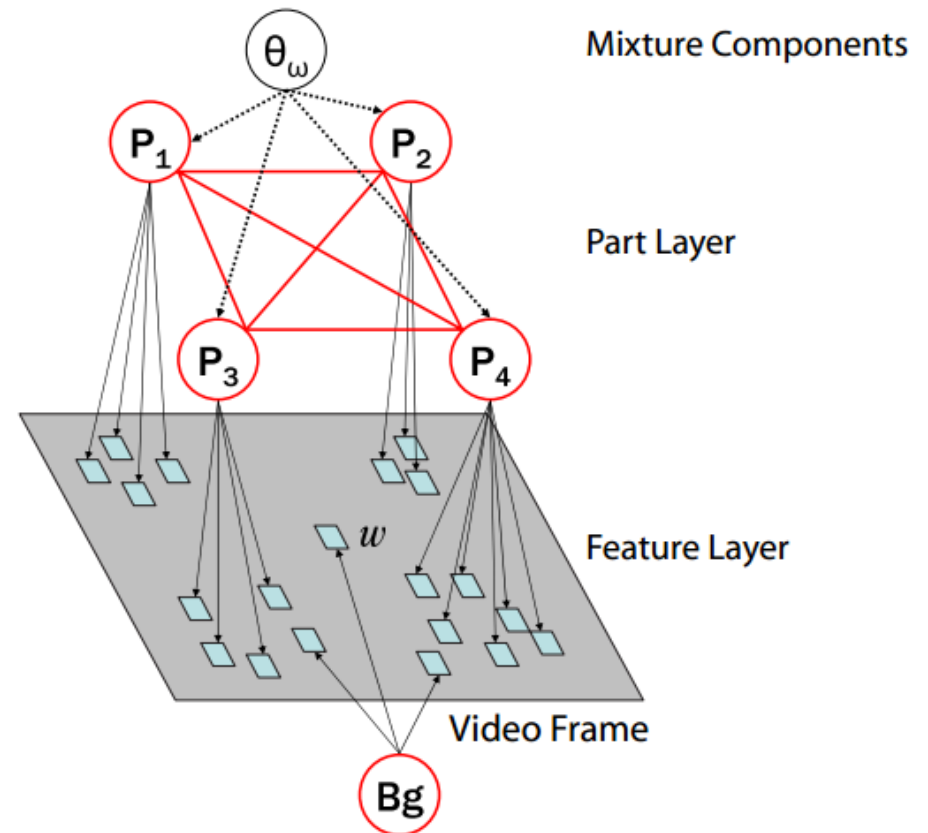
- ❑ Коррелограммы визуальных слов описывают типовые пространственные корреляции между визуальными словами



S. Savarese, J. Winn, A. Criminisi, Discriminative Object Class Models of Appearance and Shape by Correlatons

Bag-of-words методы классификации изображений

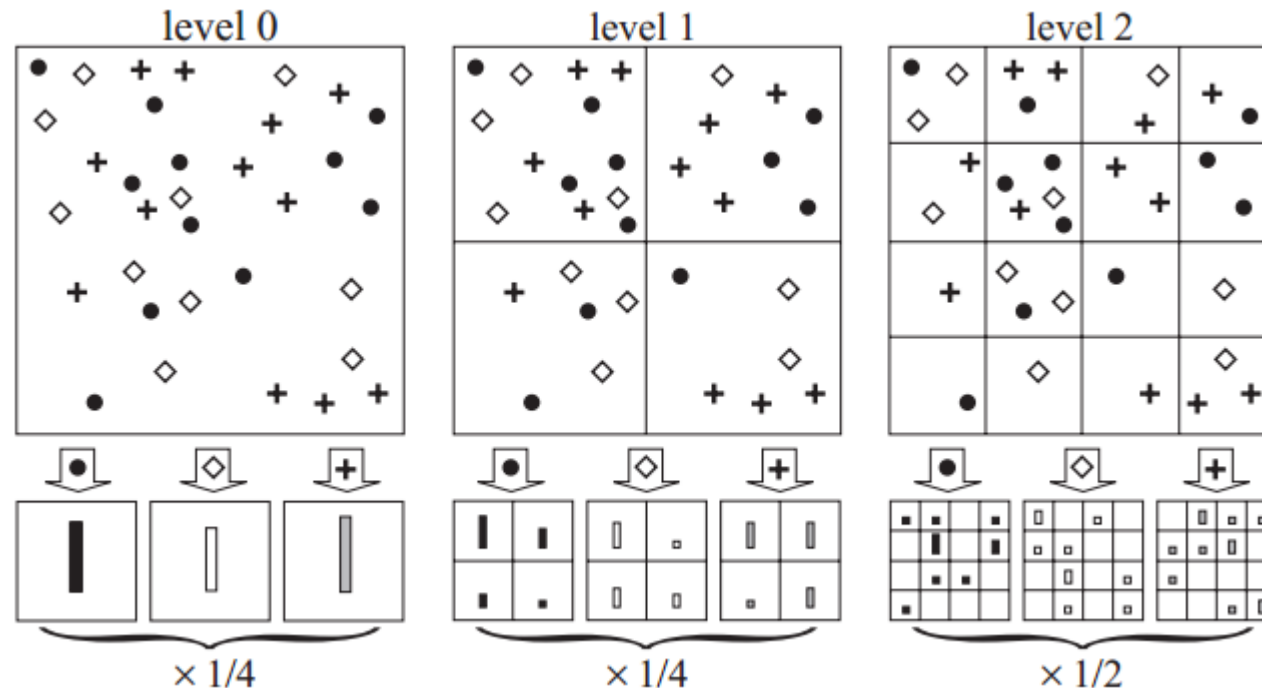
- ❑ Иерархические модели
- ❑ Объект представляет собой структуру из нескольких связанных частей, каждой из которых соответствует набор ключевых точек



J. Niebles, L. Fei-Fei. A hierarchical model model of shape and appearance for human action classification

Bag-of-words методы классификации изображений

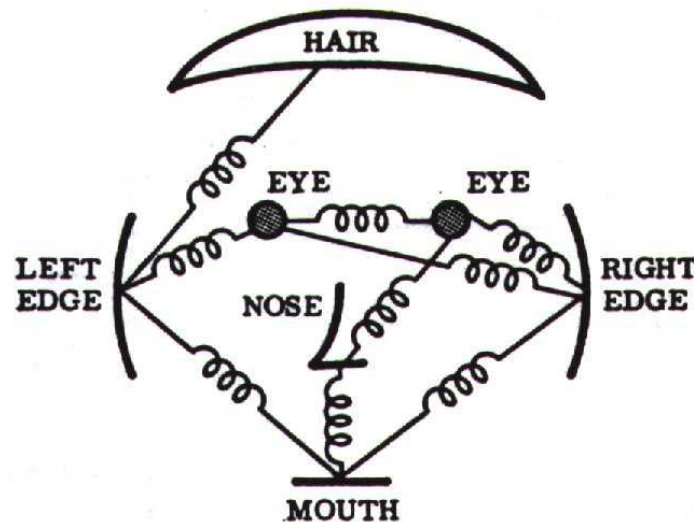
- Сопоставление пространственных пирамид признаков



Lazebnik S., Schmid C., Ponce J. Beyond bags of features: Spatial pyramid matching for recognizing natural scene categories

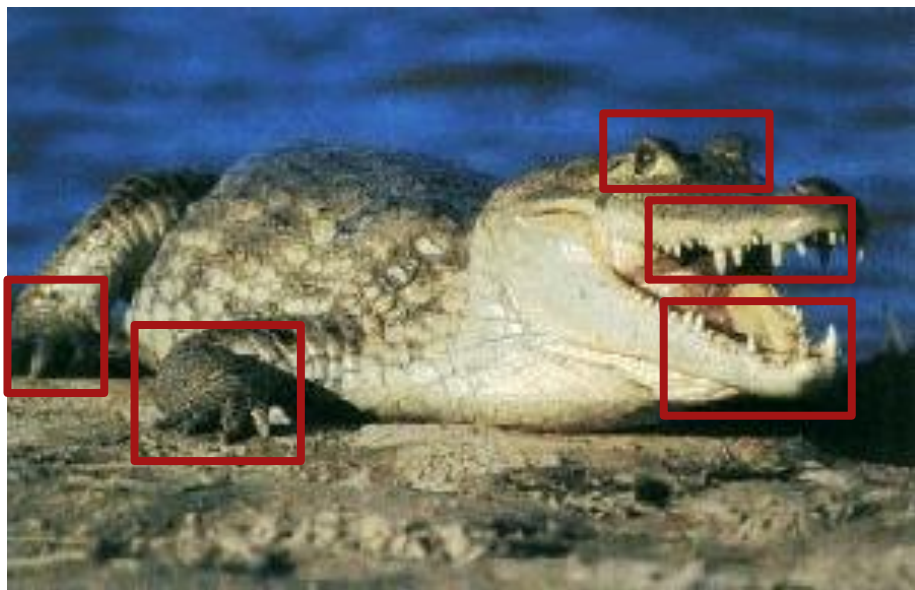
Модели объектов, основанные на частях

- ❑ Объект представляет собой совокупность частей
- ❑ Модель объекта:
 - представление отдельных частей
 - представление связей между частями
- ❑ Пример:



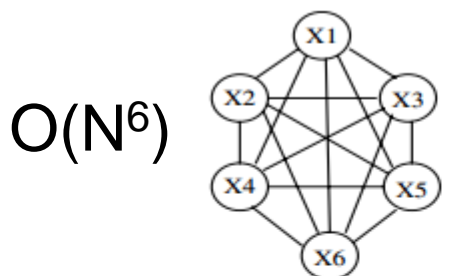
Fischler, M. A., Elschlager, R. A. The representation and matching of pictorial structures

Модели объектов, основанные на частях

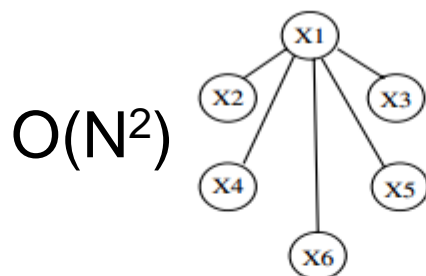


- Используется разреженное представление объекта (число частей порядка 10^0 - 10^1)
 - уменьшение вычислительной трудоемкости
 - учитываются только важные особенности объекта
 - невысокая точность на близких классах объектов

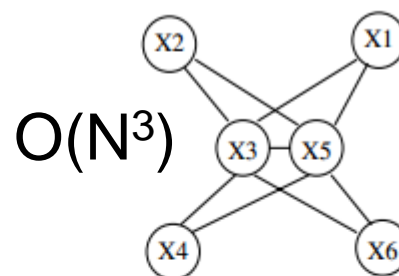
Модели объектов, основанные на частях



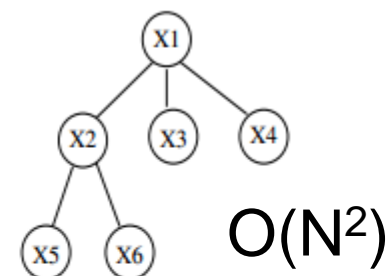
a) Constellation



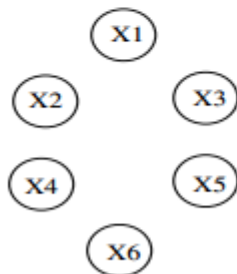
b) Star shape



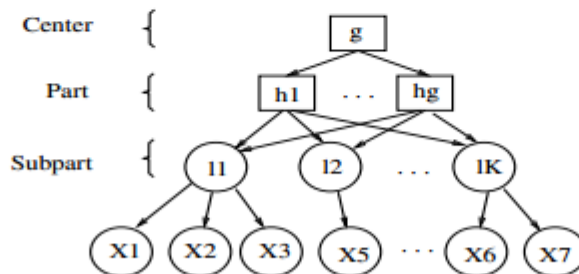
c) k -fan ($k = 2$)



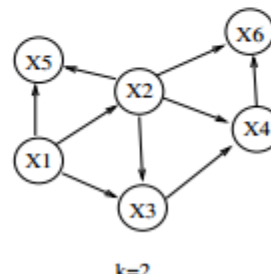
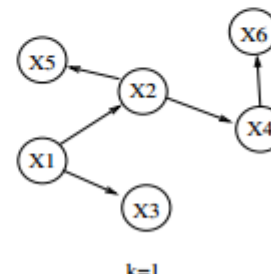
d) Tree



e) Bag of features



f) Hierarchy



g) Sparse flexible model

Carneiro G., Lowe, D. Sparse flexible models of local features.

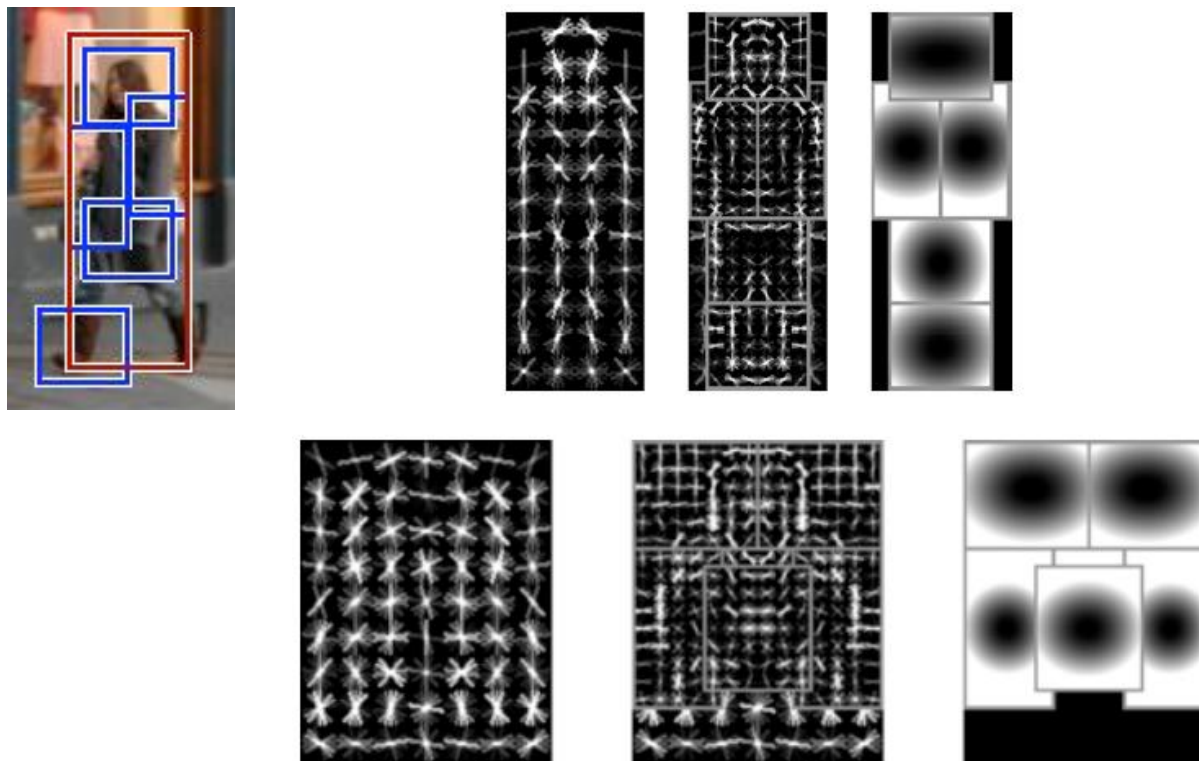
Модели объектов, основанные на частях

- Представление частей:
 - дескрипторы ключевых точек
 - гистограммы ориентированных градиентов (HoG)
 - ...
- Обучение представления частей
 - генеративные алгоритмы машинного обучения (байесов классификатор и т.п.)
 - дискриминативные алгоритмы машинного обучения (машина опорных векторов и т.п.)



Модели объектов, основанные на частях

□ HoG + LatentSVM



Felzenszwalb P. F., Girshick R. B., McAllester D., Ramanan D. Object Detection with Discriminatively Trained Part Based Models

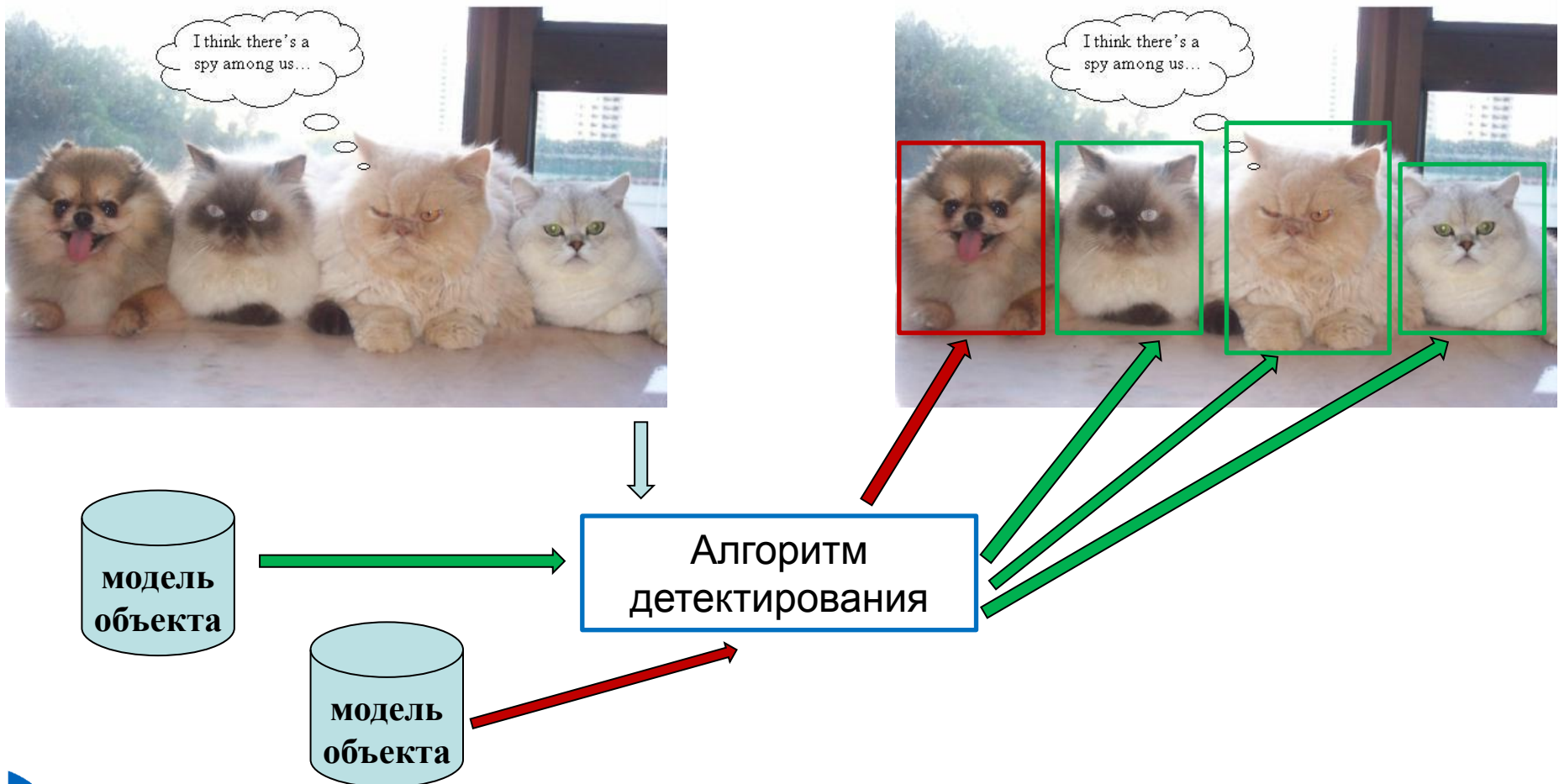


ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ОБЪЕКТОВ

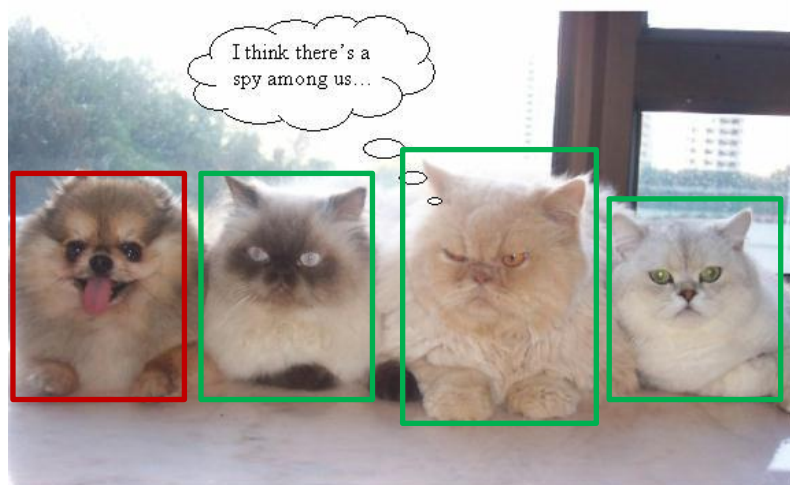


Постановка задачи детектирования объектов

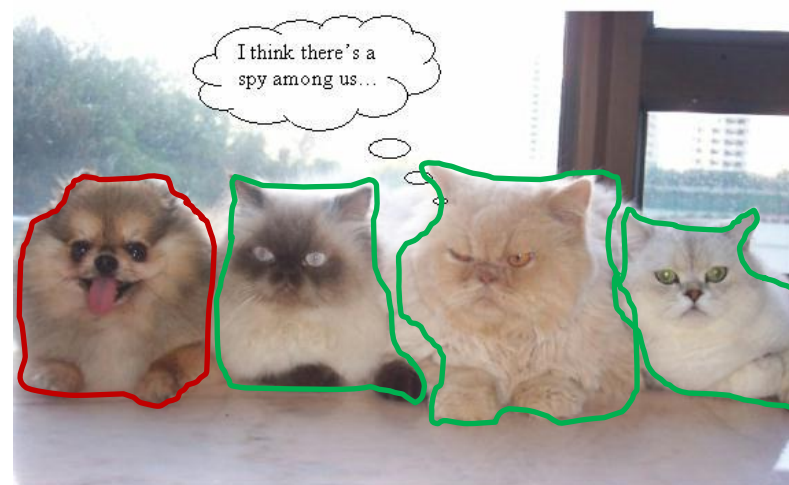
Найти объекты определенных категорий на изображении



Результаты детектирования объектов



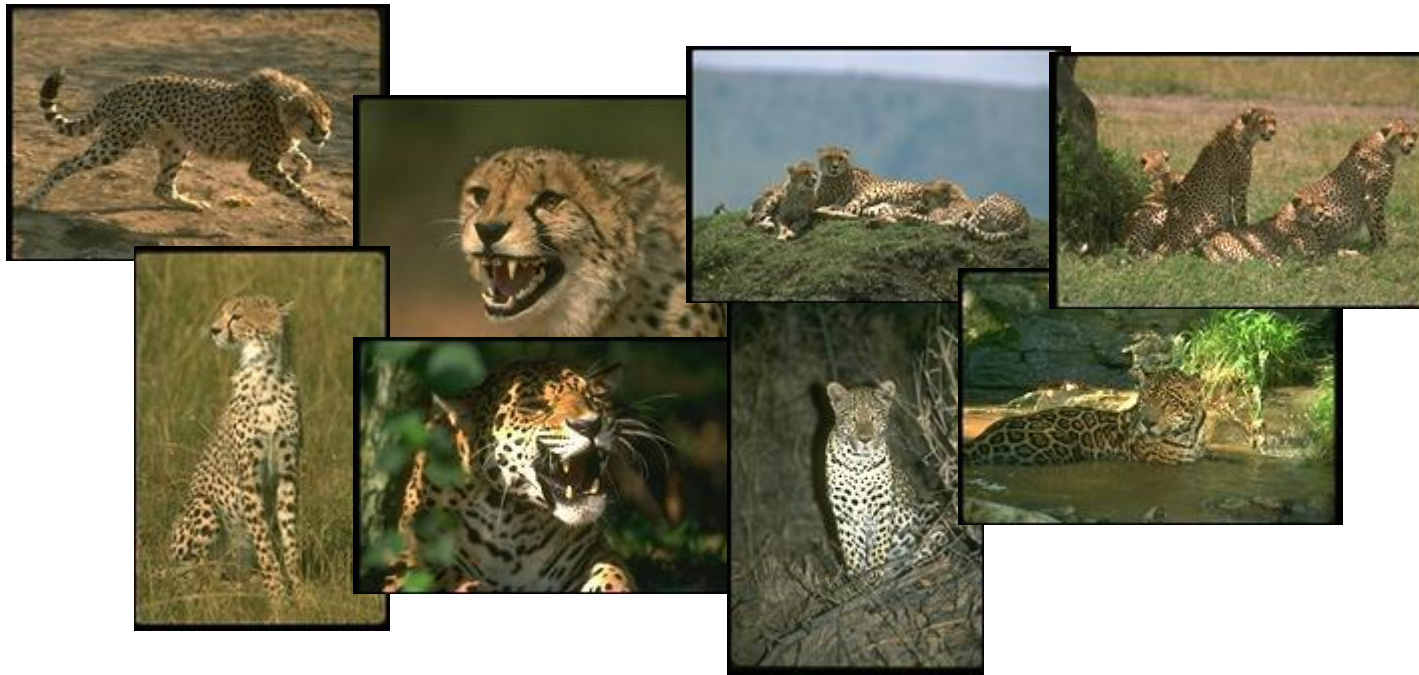
Окаймляющий прямоугольник



Контур

Постановка задачи детектирования объектов

- ❑ Разнообразные формы и цвета объектов
- ❑ Перекрывание объектов
- ❑ Разные условия освещения



http://www.vision.caltech.edu/Image_Datasets/Caltech101/

МЕТОДЫ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ОБЪЕКТОВ



Алгоритмы, основанные на извлечении признаков

- ❑ Вычисление признакового описания изображения (области изображения)



(x_1, x_2, \dots, x_n)

- ❑ Применение классификатора, определяющего наличие/отсутствие объекта по заданному признаковому описанию

(x_1, x_2, \dots, x_n)



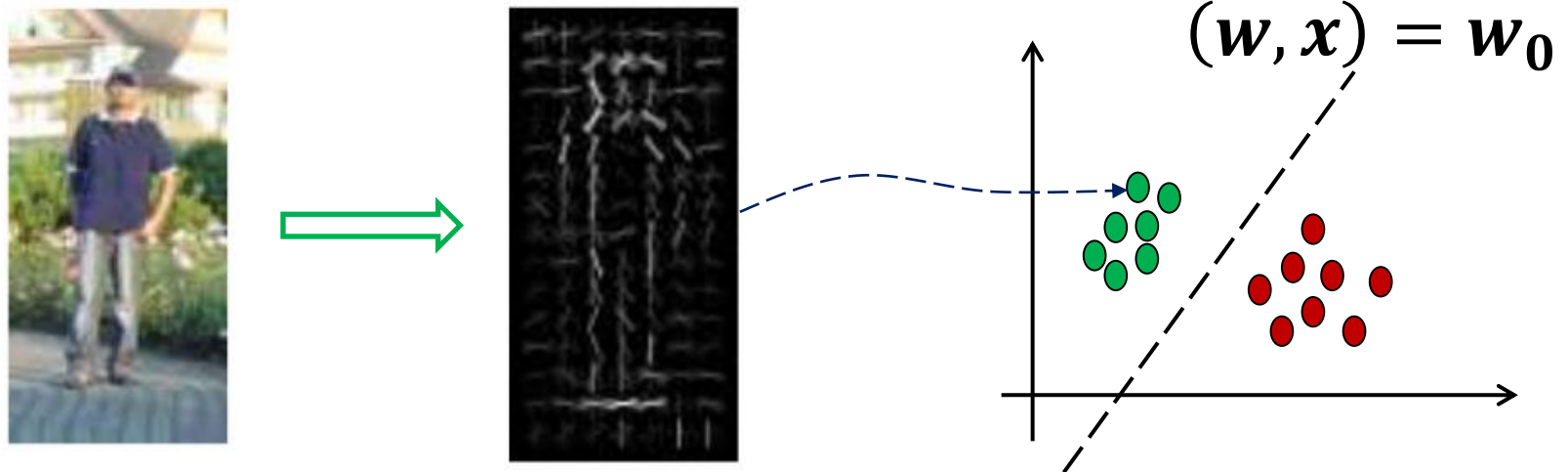
$\left\{ \begin{array}{l} score(x_1, x_2, \dots, x_n) \in R \\ isObject(x_1, x_2, \dots, x_n) \in \{true, false\} \end{array} \right.$

Способы построения признакового описания

- ❑ Признаки, основанные на цветовой информации (гистограммы ориентированных градиентов,)
- ❑ Использование контекстной информации (семантический контекст, пространственный контекст, размер)
- ❑ Модели объекта, основанные на частях (part-based models)

Алгоритмы, основанные на извлечении признаков (пример)

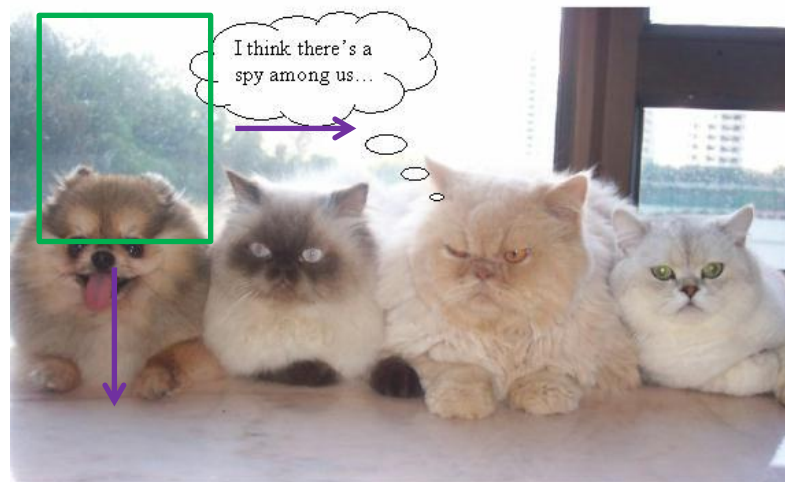
- Детектирование людей на изображениях
 - *признаковое описание изображения*: гистограммы ориентированных градиентов (HOG – Histograms of Oriented Gradients)
 - *классификатор* – машина опорных векторов (SVM – support vector machine)



Dalal N., Triggs B., Histograms of Oriented Gradients for Human Detection

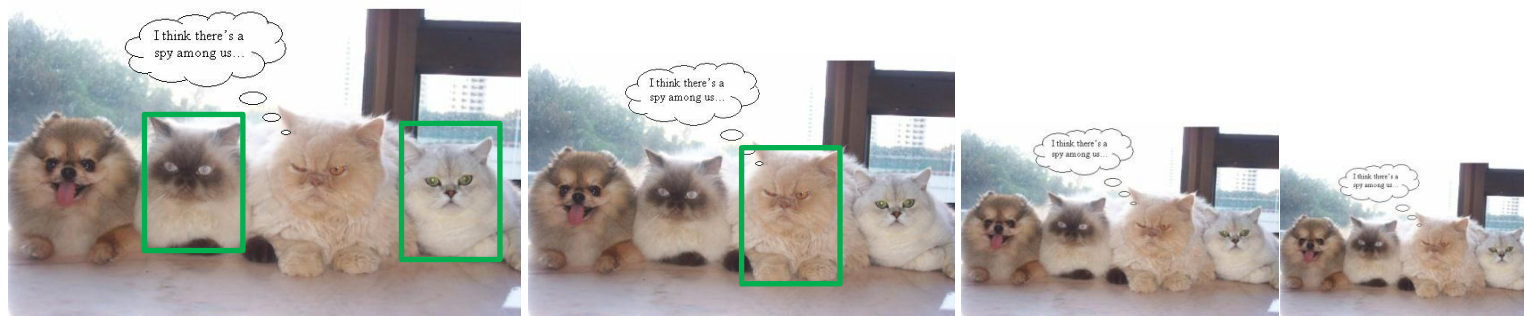
Метод «скользящего окна»

- ❑ Объект может содержаться в относительно небольшой области изображения
- ❑ Изображение может содержать несколько объектов
- ❑ Классификатор применяется к каждой подобласти изображения, соответствующей положению «скользящего окна»



Пирамида изображений

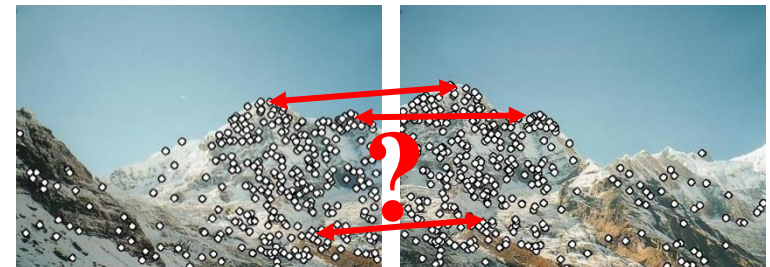
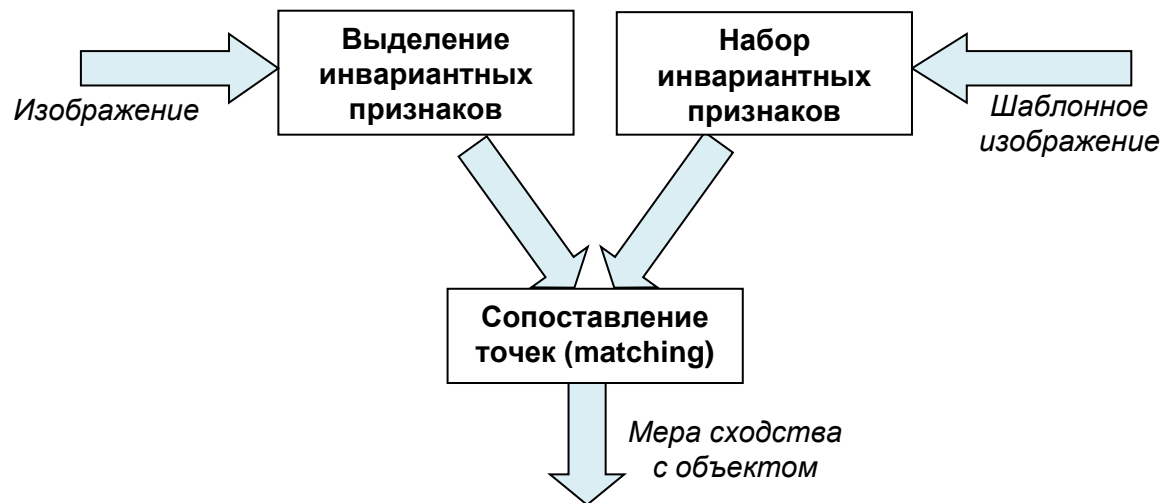
- ❑ Объекты на изображениях могут быть существенно разного масштаба; использование «скользящего окна» переменного размера может привести к отличиям в размерности признакового описания
- ❑ Зафиксируем размер «скользящего окна», рассмотрим изображение в разных масштабах



Пирамида изображений

Методы поиска по шаблону

- ❑ Имеется шаблон, описываемый набором инвариантных признаков (например, дескрипторами ключевых точек)
- ❑ Вычисляется мера сходства тестового изображения с шаблоном



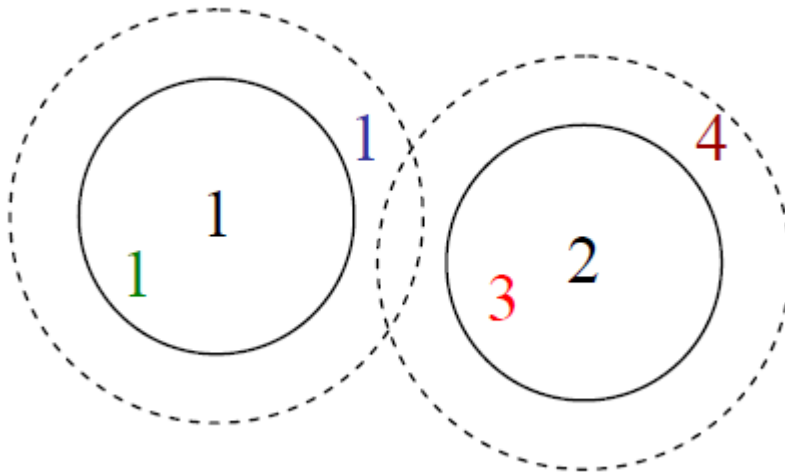
Szeliski, Computer Vision and Its Applications

Сопоставление ключевых точек

- Задано изображение I_1 , ключевая точка k_1 , описываемая соответствующим дескриптором f_1 , необходимо найти k_2 , принадлежащую I_2 , с наилучшим соответствием k_1 .
- Мера сходства:
 - Евклидово расстояние
 - L1 расстояние
 - ...
- Поиск соответствий путем полного перебора имеет сложность $O(n^2)$, где n – число точек на изображении
 - Используются «ускоряющие» структуры данных

Оценка качества алгоритма сопоставления ключевых точек (1)

- Пусть ключевые точки k_1 и k_2 с дескрипторами f_1 и f_2 считаются соответствующими друг другу, если $\text{distance}(f_1, f_2) < \text{threshold}$
- Как выбрать порог отсечения?

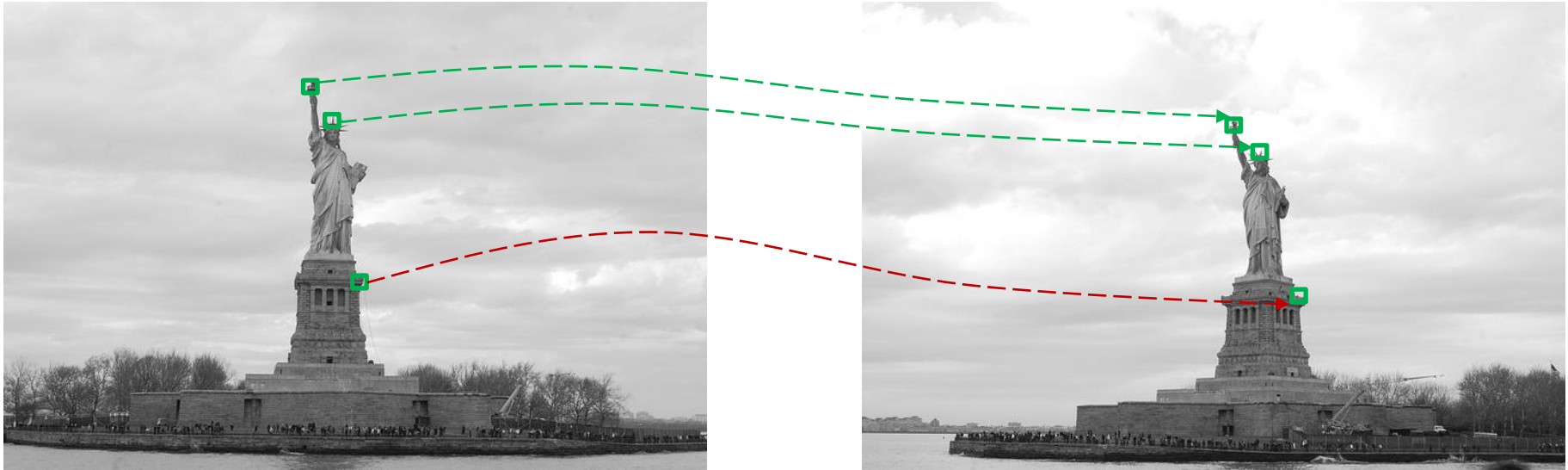


- 1 – true positive
- 1 – false negative
- 3 – false positive
- 4 – true negative

Szeliski, Computer Vision and Its Applications

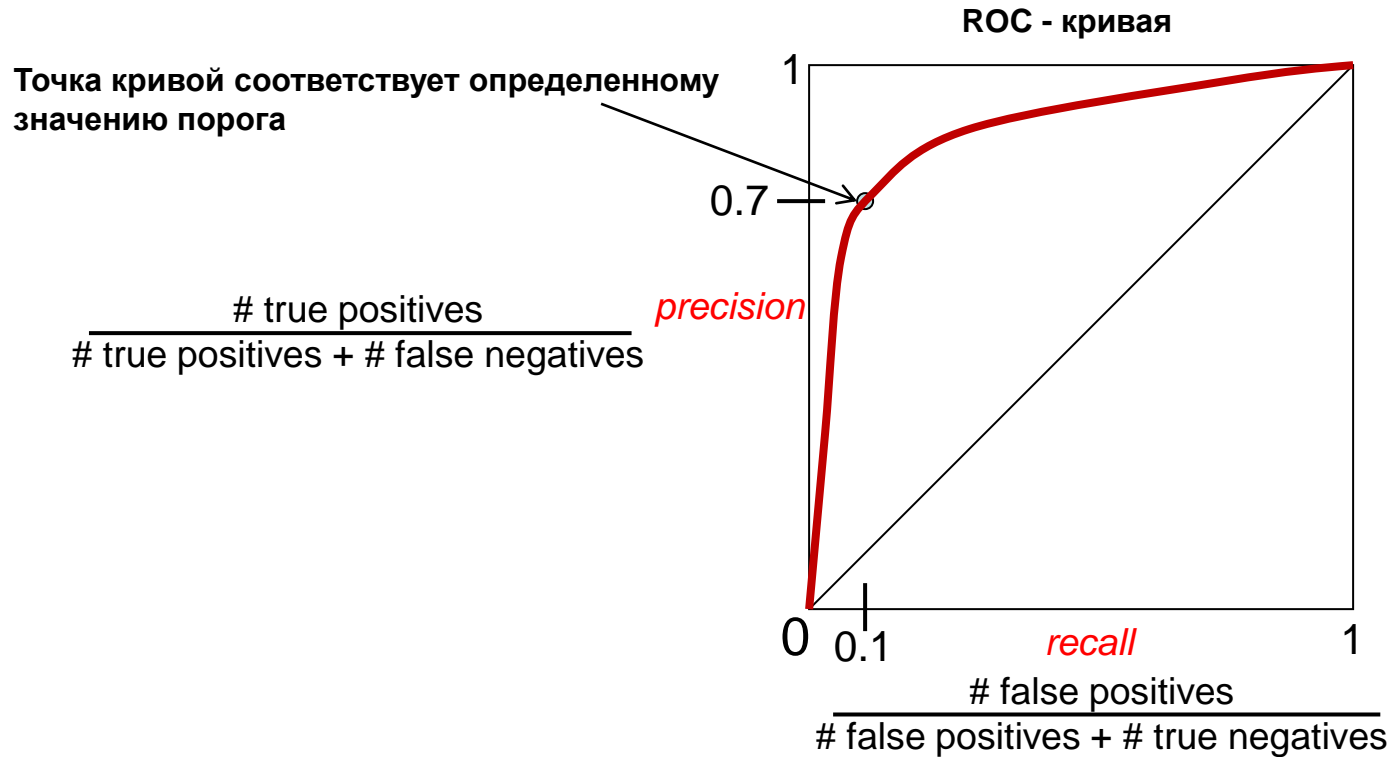


Оценка качества алгоритма сопоставления ключевых точек (2)



- ❑ Увеличение порога приводит к увеличению числа **true positives** и **false positives**
- ❑ Уменьшение порога приводит к увеличению числа **true negatives** и **false negatives**

Оценка качества алгоритма сопоставления ключевых точек (3)



- ❑ Цель – максимизировать площадь под кривой (AUC – area under curve)
- ❑ Значение AUC может использовать при сравнении разных алгоритмов сопоставления ключевых точек

Вопросы

???

Авторский коллектив

- Половинкин Алексей Николаевич,
м.н.с. НИЛ кафедры
математического обеспечения ЭВМ факультета ВМК ННГУ.
alexey.polovinkin@gmail.com

