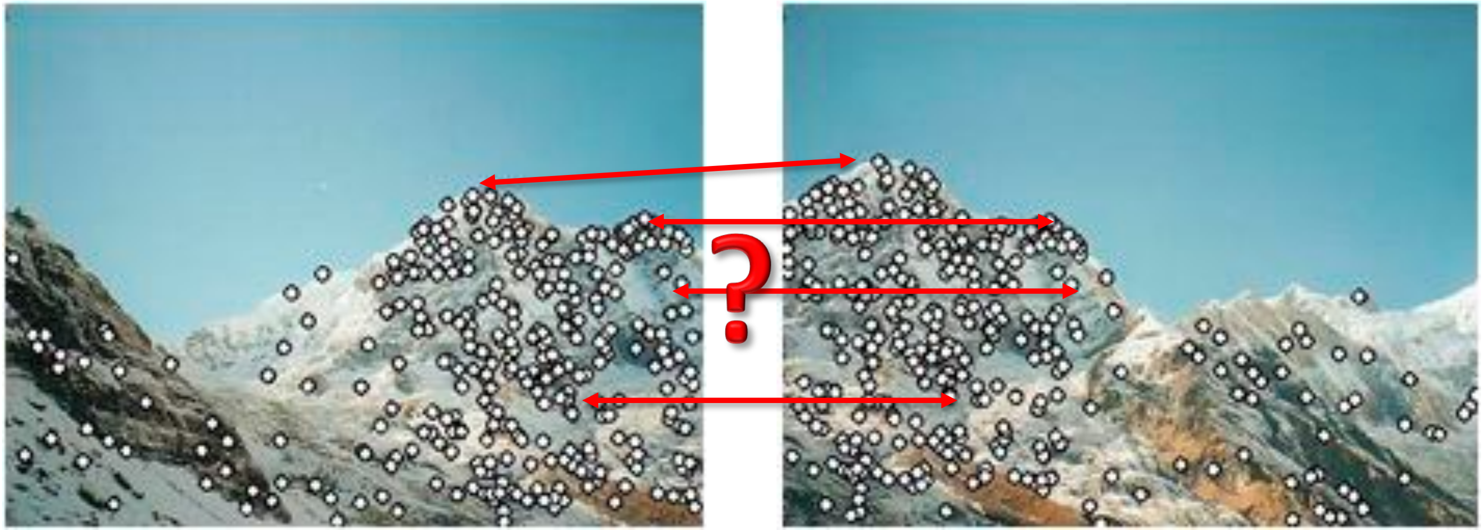
Описание характеристических особенностей

Техническое зрение

Проблема сопоставления

- Как сопоставить характеристические точки на разных изображениях?
- Мы должны описать признаки, чтобы иметь возможность сравнивать их.



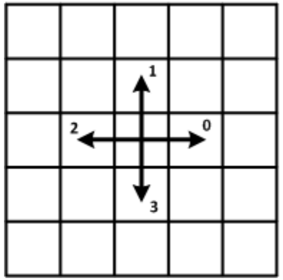
Описание контуров

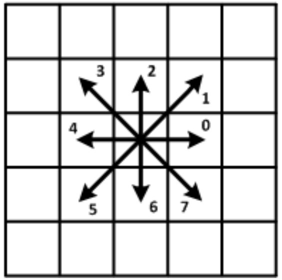
Описание контуров

- Результатом работы детекторов и алгоритмов сегментации является множество особых точек, для которых необходимо построить математическое описание.

Контурные (цепные) коды

- Начиная с первой точки, производится обход контура по часовой стрелке, при этом каждая последующая точка кодируется числом **от 0 до 7**, в зависимости от своего расположения.





- Пример кодирования кривой: 7712107667110767711223З4.

Контурные (цепные) коды

- **Недостатки:**
  - зависимость от начальной точки кодирования;
  - не обладают свойством инвариантности к вращению;
  - неустойчивость к зашумлению, локальные изменения контура могут привести к различным результатам кодирования.

Кусочно-полиномиальная аппроксимация

- Поиск кривой, проходящей вблизи заданного множества точек контура.
- Кривая разбивается отдельными узлами на отрезки, при этом аппроксимирующая функция на каждом из отрезков имеет вид:

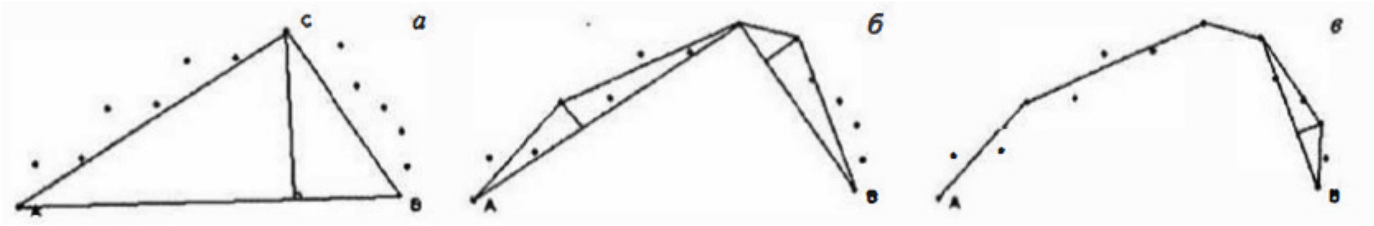
$$f(x) = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 + \cdots + a_n x^n,$$

где a_i – коэффициенты полинома, подлежащие определению на каждом отрезке.

Кусочно-линейная аппроксимация

- Для **каждой пары узлов** необходимо определить **два коэффициента** a_0 и a_1, **общее число коэффициентов**, подлежащих определению, равно $2(n+1)$, где n – общее число узлов.
- Для кусочно-линейной аппроксимации может быть использован **итеративный алгоритм подбора** концевых точек:
  - Концевые точки контура *A* и *B* соединяются **прямой линией**.
  - Для оставшихся точек вычисляются **расстояния до прямой** *AB*.
  - Точка, имеющая **наибольшее отклонение** от прямой *AB*, берется в качестве **дополнительного узла**.
  - Кривая заменяется **двумя отрезками** АС и СВ.
- Процедура продолжается до тех пор, пока максимальное значение отклонения точек **меньше заданного порога**. Точность аппроксимации прямыми линиями определяется величиной порога.

Кусочно-линейная аппроксимация



Итеративный подбор концевых точек: слева – первый этап;
по центру – второй этап; справа – третий этап

- **Недостатки:**
  - аппроксимирующая функция не является гладкой (первые производные терпят разрыв в узлах сетки);
  - зависимость результатов аппроксимации от исходных экспериментальных данных.

Аппроксимация сплайнами

- На практике для аппроксимации часто используются **кубические сплайны**.
- Кубические сплайны дают высокую точность приближения и гладкость функции.
- Если аппроксимируемая функция имеет **сильные перегибы**, то в ряде случаев **кубический сплайн дает выбросы**.
- Сплайн **первой степени** в указанной ситуации **выбросов не допускает**, однако **трудно обеспечить необходимую точность** аппроксимации.
- Значительные трудности возникают в случае аппроксимации функций **с большими значениями кривизны**.
- Применение как кубических сплайнов, так и сплайнов первой степени связано с **большим числом узлов интерполяции**.

Рациональные сплайны

- Сочетают в себе свойства сплайнов первой степени и кубических, позволяют аппроксимировать функции с большими значениями кривизны и с точками излома.
- **Рациональным сплайном** называется функция $S_R(x)$, которая на каждом отрезке $[x_i, x_{i+1}]$ имеет вид:

$$S_R(x) = a_i t + b_i(1 - t) + \frac{c_i t^3}{1 + p_i(1 - t)} + \frac{d_i(1 - t)^3}{1 + q_i t}$$

где $t = \frac{x - x_i}{x_{i+1} - x_i}$, p_i, q_i – заданные числа, причем $0 < p_i, q_i < \infty$.

- Параметры p_i, q_i определяют свойства рациональных сплайнов:
  1. Если p_i, q_i близки к нулю, то рациональный сплайн становится кубическим;
  2. Если p_i, q_i достаточно велики, то оценки погрешности сплайна сопоставимы со сплайнами первой степени.
- В большинстве случаев принято полагать $p_i = q_i$.

Естественное представление кривой

- Естественное представление кривой подразумевает отсутствие на контурах точек соединений и разветвлений.
- Контур представляют в виде одномерной функции какого-либо атрибута от длины дуги.
- Длину дуги l_j дискретного контура в точке $P(j) = \left(x_j, y_j\right)$ можно аппроксимировать:

$$l_j = \sum_{i=1}^{j-1} \sqrt{(x_i - x_{i+1})^2 + (y_i - y_{i+1})^2}.$$

- Часто используют представление контура как **функцию кривизны** $K(l)$, вычисляемой по формуле:

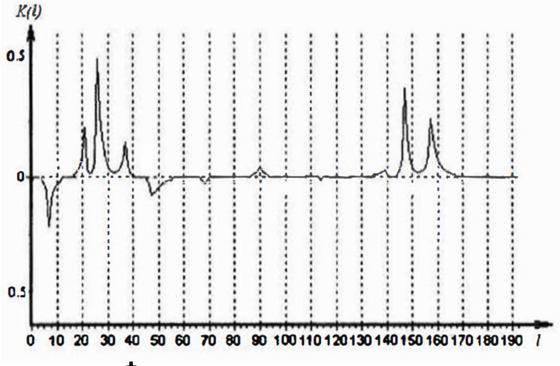
$$K(l) = K\left(x(l), y(l)\right) = \frac{f'_x f''_y - f''_x f'_y}{\sqrt{\left({f'_x}^2 + {f'_y}^2\right)^3}},$$

где f'_x, f'_y – первые производные по *x* и *y* соответственно;

f''_x, f''_y – вторые производные по *x* и *y*.

Естественное представление кривой

- **Достоинства функции кривизны:**
    - инвариантность к сдвигу и повороту.
- **Недостатки:**
    - отсутствие инвариантности к масштабу;
    - прямолинейные контура не могут быть представлены в виде функции кривизны;
    - необходимость аппроксимации кривых для точного вычисления производных в точке.



Функция кривизны

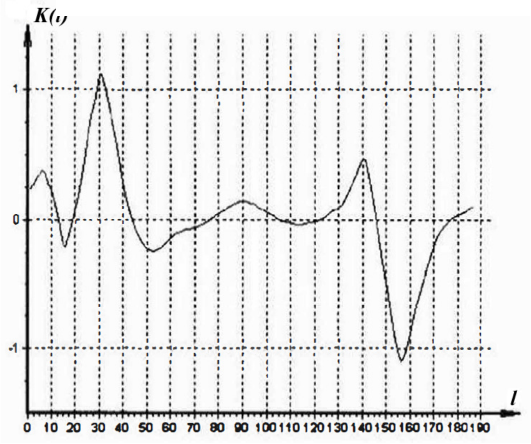
Естественное представление кривой

- Аналогом кривизны является **величина перегиба контура в точке**.
- Для получения величины перегиба не требуется аппроксимация кривой, а используется **дискретное представление кривой** в виде последовательности пиксельных координат точек контура.
- Для вычисления значения перегиба в точке $P(i)$ необходимо:
  - **выбрать две точки** последовательности $P(i-k)$ и $P(i+k)$, равноудаленные от $P(i)$ на k точек;
  - **определить наклон** в левую $K\{L\}$ и правую $K\{R\}$ стороны от точкиfrom the point $P(i)$:
    $$K\{L\} = \alpha_1 = arctg\left(\frac{y_i - y_{i-k}}{x_i - x_{i-k}}\right), K\{R\} = \alpha_2 = arctg\left(\frac{y_{i+k} - y_i}{x_{i+k} - x_i}\right);$$
  - **вычислить разность** между углами наклона $K\{L\}$ и $K\{R\}$:
    $$K' = \alpha = K\{L\} - K\{R\},$$

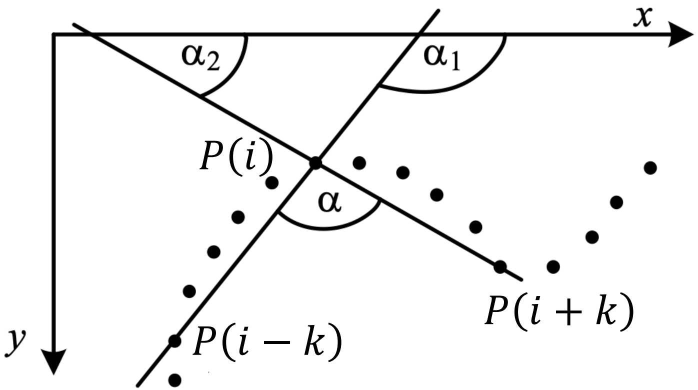
где K' – величина перегиба в точке.

Естественное представление кривой

- Если контур не содержит точек ветвления (соединения), то его можно представить в виде одномерной функции перегиба $K'(l)$.



Функция перегиба



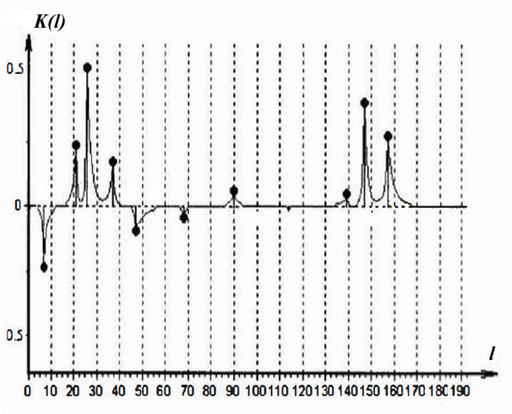
Вычисление перегиба в точке

Особые точки контуров

- В качестве характерных признаков можно использовать число и положения особых точек контура (точки максимального перегиба, локальные экстремумы функции кривизны, концевые точки, точки ветвления).
- В первую очередь, на контуре стараются выделить угловые точки, т.к. концевые точки и точки ветвления являются недостаточно надежными признаками и в значительной степени подвержены влияниям шумов.
- Надежным способом выделения особых точек является поиск экстремальных значений какого-либо атрибута контура, например, экстремумы функции кривизны, для поиска которых необходимо:
  - 1. Выполнить кусочно-полиномиальную аппроксимацию контура;
  - 2. Построить функцию кривизны;
  - 3. Найти все локальные экстремумы кривизны.

Особые точки контуров

- Кусочно-полиномиальная аппроксимация кривой позволяет более точно вычислить значения первых двух производных по направлениям в точках, а, следовательно, и значение самой кривизны.

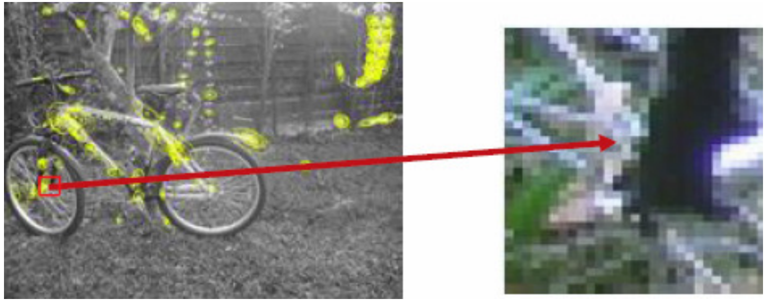


Локальные экстремумы функции кривизны

Описание выделенных областей

Описание выделенных областей

- Дескрипторы (descriptor) – вектор-признаки окрестности точки.
- Признаки строятся на основании информации об интенсивности, цвете и текстуре особых точек.
- Необходимо каждую интересную точку описать неким набором параметров.



Характеристическая точка на изображении

Типовой набор признаков для областей

- **Топологические признаки:**
  - **число несвязных компонент** (число отдельных объектов в составе образа);
  - **число дыр** (есть ли дыры внутри объекта);
  - **число Эйлера** (число объектов минус число дыр).
- **Геометрические признаки (характеризуют форму образа):**
  - **площадь образа** S, рассчитывается как число ненулевых элементов образа;
  - **положение центра тяжести образа**, рассчитываются через статические моменты:

$$x_c = \frac{\int_\Omega B(x,y)xdx}{\iint_\Omega B(x,y)dxdy}, y_c = \frac{\int_\Omega B(x,y)ydy}{\iint_\Omega B(x,y)dxdy},$$

где Ω – образ в декартовой системе координат (x, y);

$B(x, y)$ – значение функции интенсивности в точке (x, y).

Типовой набор признаков для областей

- **Геометрические признаки:**
  - **положение центра тяжести образа**, рассматриваемого как бинарный:
$$x_c = \frac{\sum_\Omega x}{S}, y_c = \frac{\sum_\Omega y}{S},$$
    - для полутонового изображения:
$$x_c = \frac{\sum_\Omega x\, B(x,y)}{\sum_\Omega B(x,y)}, y_c = \frac{\sum_\Omega y\, B(x,y)}{\sum_\Omega B(x,y)}$$
  - **периметр образа** равен сумме модулей элементарных векторов контура, соединяющих два соседних элемента (по 8-связности);
$$P = \sum_{k=1}^{N1} |P_1| + \sqrt{2} \sum_{k=N1+1}^{N} |P_2|$$

где P_1 и P_2 – элементарные векторы, ориентированные соответственно по сетке и под углом 45°.

  - **отношение квадрата периметра** к площади образа;

Типовой набор признаков для областей

- **Геометрические признаки:**
  - формат:
    - Для вычисления значения признака ***F*** (формата) по контурным точкам образа строится матрица рассеяния:

$$E = \begin{pmatrix} S_{20} & S_{11} \\ S_{11} & S_{02} \end{pmatrix},$$

$$S_{pq} = \sum_{(x,y)\in D_\Omega} (x - x_c)^p (y - y_c)^q$$

и ищутся собственные числа матрицы рассеяния:

$$\lambda_i = \frac{s_{20} + s_{02}}{2} \pm \sqrt{\frac{(s_{20} + s_{02})^2}{4} + s_{11}^2}$$

- Собственные числа $\lambda_{1,2} > 0$ и $\lambda_{1,2} = 0$ в случаях, когда образ является прямой линией. Формат рассчитывается по формуле ($\lambda_1 \geq \lambda_2$):

$$F = \frac{\lambda_1}{\lambda_2}$$

Типовой набор признаков для областей

- **Геометрические признаки:**
  - **компактность** рассчитывается по формуле:

$$Z = \frac{S}{S_u - S}$$

где S – площадь образа, S_u – площадь описанного прямоугольника, ориентированного как эквивалентный эллипс.

0.796 0.804 0.617 0.759

- Для определения ориентации находятся собственные векторы матрицы рассеяния:

$$\begin{pmatrix} S_{20} - \lambda_1 & S_{11} \\ S_{11} & S_{02} - \lambda_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = 0$$

Типовой набор признаков для областей

- **Геометрические признаки:**
  - **Величина проекции** контурной точки образа(x, y) на один из собственных векторов (например, (x_1, y_1), соответствующий собственному числу λ_1) определяется по формуле:

$$R = \sqrt{x^2 + y^2}\sin\left(\operatorname{arctg}\frac{y}{x} - \operatorname{arctg}\frac{y_1}{x_1}\right)$$

    - Подставляя значения собственных векторов, получаем:

$$R_1 = \left(y - \frac{\lambda_1 - S_{20}}{S_{11}}x\right)\frac{1}{\sqrt{x_1^2 + y_1^2}},\ R_2 = \left(y - \frac{\lambda_2 - S_{02}}{S_{11}}x\right)\frac{1}{\sqrt{x_2^2 + y_2^2}},$$

где R_1 и R_2 – стороны описанного прямоугольника, ориентированного по собственным векторам (проекция образа на собственные вектора).

Типовой набор признаков для областей

- **Геометрические признаки:**
  - **периметр и площадь описанного прямоугольника** минимальной площади;
  - **отношение площади** описанного прямоугольника к площади образа;
  - **отношение квадрата периметра** описанного прямоугольника к его площади;
  - **формат описанного прямоугольника**;

$$F_1 = \frac{T_1}{T_2},$$

где T_1 и T_2 – стороны описанного прямоугольника.

  - **относительные длина и ширина** образа.

$$P_3 = \frac{P}{T_1}, P_4 = \frac{P}{T_2}.$$

Типовой набор признаков для областей

- **Моменты:**
  - для непрерывного случая:

$$m_{\alpha\beta} = \iint_{\Omega} B(x,y)x^{\alpha}y^{\beta}\,dxdy$$

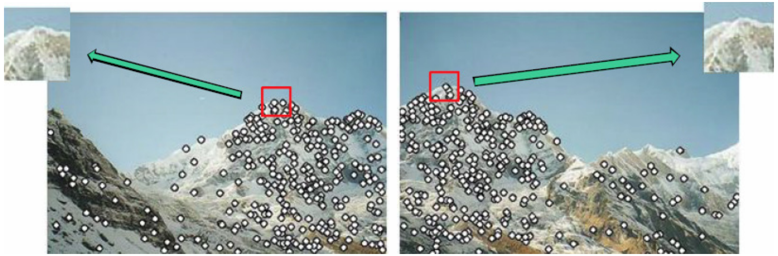
  - для дискретного случая:

$$m_{pq} = \sum_{(x,y)\in\Omega} x^p y^q\, B(x,y)$$

  - моменты, **инвариантные к смещению**: $\mu_{pq} = \sum_{(x,y)\in\Omega}(x - x_C)^p (y - y_C)^q\, B(x,y)$
  - моменты, **инвариантные к масштабу**: $\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\sum_{i+j=p+q}|\mu_{ij}|}$
  - моменты, **инвариантные к повороту**: $M_1 = \eta_{02} + \eta_{20}$, и т.д.
- **Текстурные признаки**

Подход простой окрестности

- Простейший подход к определению признаков:
  - Взять квадратные окрестности, со сторонами, параллельными строкам и столбцами изображения.
  - Яркости пикселей будут признаками.
  - При сопоставлении точек на изображениях сравнивать будем окрестности как изображения попиксельно.
  - Такая окрестность инвариантна только к сдвигу изображения.



Попиксельное сравнение окрестностей особых точек

Инвариантность к яркости

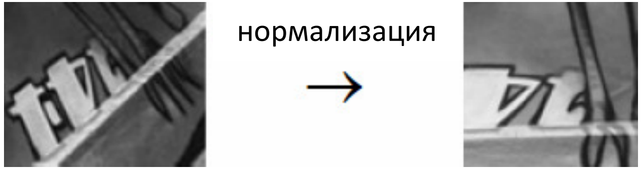
- Чтобы добиться инвариантности к яркости необходимо нормализовать гистограмму яркости изображения следующим образом:

$$I' = \frac{I - \mu}{\sigma}$$

где I'– нормированная яркость,

μ – средняя интенсивность,

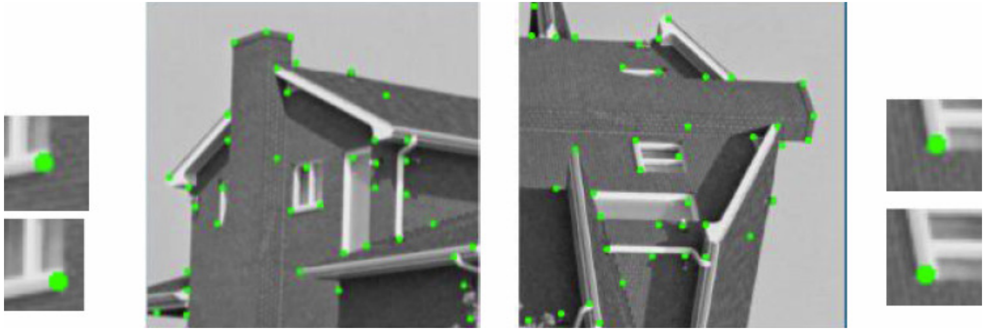
σ – дисперсия.



Пример нормализации яркости

Подход простой окрестности

- Недостатки:
    - Детектор точек инвариантен к повороту, а окрестность – нет;
    - Небольшие сдвиги, т.е. ошибки в нахождении точки, делают невозможным попиксельное сравнение.



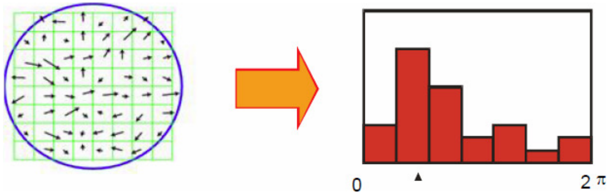
Инвариантность детектора и неинвариантность дескриптора

SIFT Дескриптор

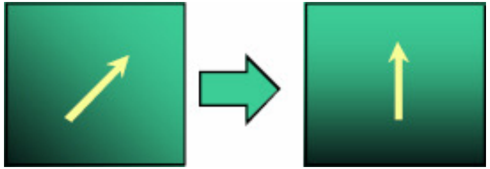
- Scale-Invariant Feature Transform
- Данный дескриптор используется при использовании детектора DoG для определения положения и масштаба особенности и устойчив к изменениям освещенности и небольшим сдвигам.
- Поиск ориентации особой точки основан на идее поиска основного направления градиентов пикселей в окрестности точки.

Алгоритм дескриптора SIFT

1. Вычислить гистограмму, взвешивая вклад по гауссиане с центром в особой точке:



2. Повернуть фрагмент так, чтобы доминантное направление градиента было направлен вверх:



3. Если локальных максимумов несколько – считаем, что имеется несколько точек

David G. Lowe. "Distinctive image features from scale-invariant keypoints.” IJCV 60 (2), pp. 91-110, 2004.David G. Lowe. "Distinctive image features from scale-invariant keypoints.” *IJCV* 60 (2), pp. 91-110, 2004.

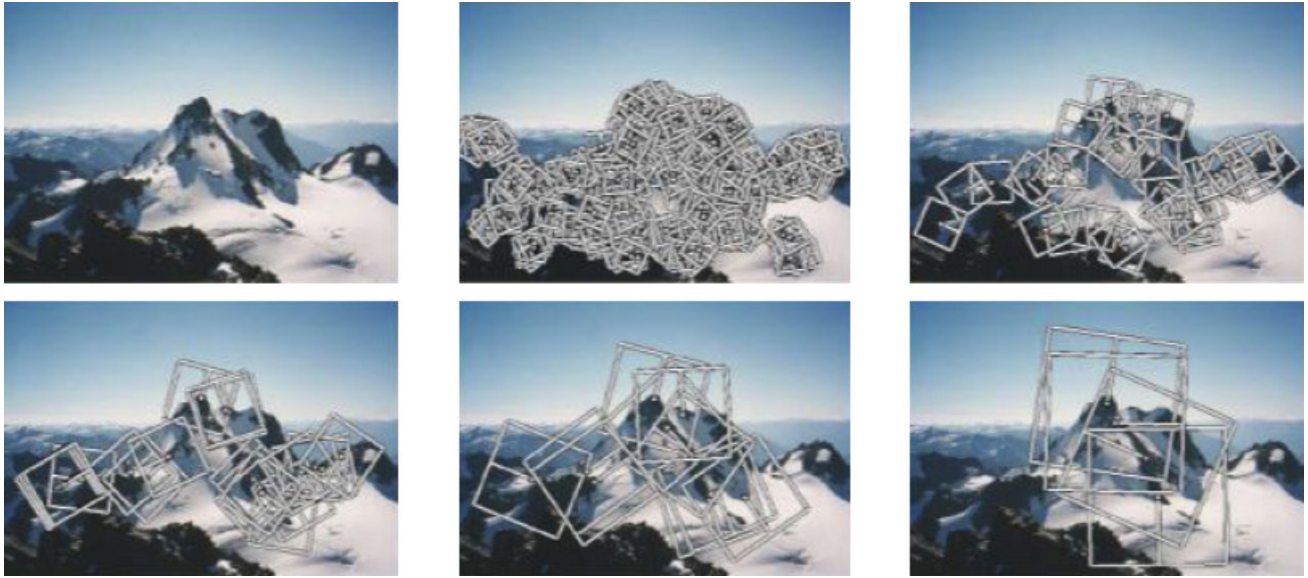
SIFT Дескриптор

Для каждой найденной особенности теперь знаем характеристические масштаб и ориентацию.

- Выберем соответствующую прямоугольную окрестность (Rotation Invariant Frame)
- Приведем окрестность к стандартному размеру (масштабируем).

Окрестность особенности

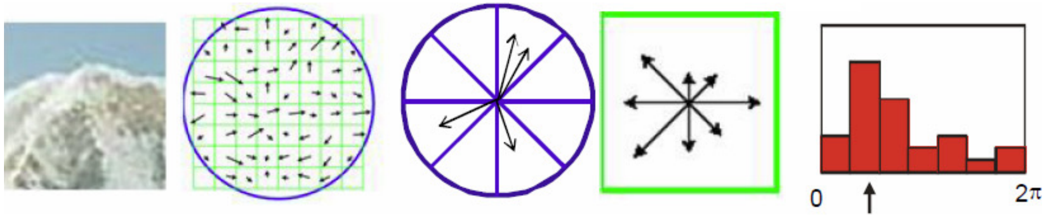
SIFT Дескриптор



Пример описания локальных особенностей

Алгоритм дескриптора SIFT

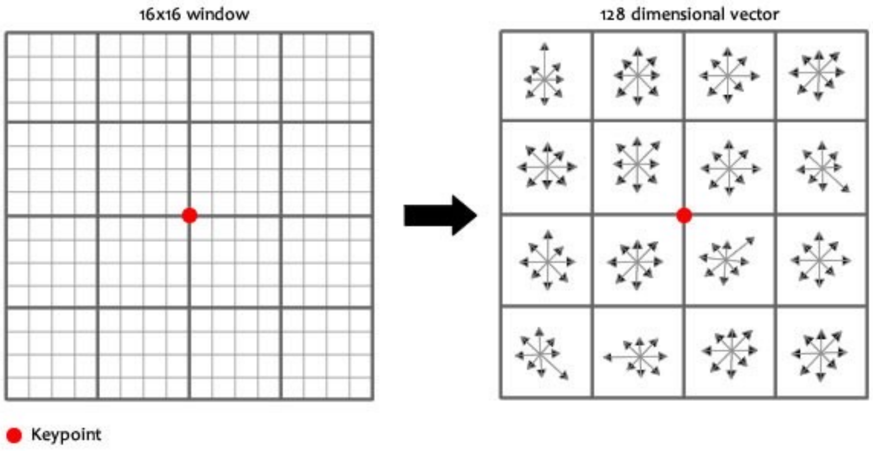
1. Вычисление направления градиента в каждом пикселе;
2. Квантование ориентации градиентов на 8 ячеек (направлений);
    - Отметка каждого пикселя номером ячейки;
3. Вычисление гистограммы направлений градиентов;
    - Для каждой ячейки вычислить количество пикселей с номером этой ячейки;
    - Вклад оценить по гауссиане, с центром в центре окрестности.



Гистограмма ориентаций градиентов

SIFT Дескриптор

- Для учета локальных свойств разделим окрестность на блоки сеткой, в каждом блоке посчитаем свою гистограмму градиентов.
- Обычно – сетка 4x4, в каждой гистограмма с 8-ю ячейками.
- Стандартная длина вектора-дескриптора – 128 (4*4*8).
- Сравниваем как вектор (разные метрики).



Сравнение признаков SIFT

- Вектор-признак длиной 128 по сути является гистограммой.
- Для сравнения используются следующие метрики:
  - Стандартные метрики L_1, L_2.
  - Специальные для гистограмм:
    - Пересечение гистограмм:

$$D(h_1, h_2) = \sum_{i=1}^{N} \min\big(h_1(i), h_2(i)\big).$$

    - Расстояние χ^2:

$$D(h_1, h_2) = \sum_{i=1}^{N} \frac{\big(h_1(i) - h_2(i)\big)^2}{h_1(i) + h_2(i)}.$$

Модификации SIFT

- Для цветных изображений:
  - **RGB-SIFT**
    - Подразумевает 3 дескриптора SIFT для каждого канала
  - **C-SIFT**
    - Использует каналы O_1 и O_2: $\begin{pmatrix} O_1 \\ O_2 \\ O_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{R-G}{\sqrt{2}} \\ \frac{R+G-2B}{\sqrt{6}} \\ \frac{R+G+B}{\sqrt{3}} \end{pmatrix}$
  - **rgSIFT**
    - Использует каналы r и g: $\begin{pmatrix} r \\ g \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{R}{R+G+B} \\ \frac{G}{R+G+B} \\ \frac{B}{R+G+B} \end{pmatrix}$

Koen E. A. van de Sande, Theo Gevers and Cees G. M. Snoek, Evaluating Color Descriptors for Object and Scene Recognition, IEEE PAMI, 2010

Достоинства SIFT

- Дескриптор SIFT специфичен, устойчив к изменениям освещения, небольшим сдвигам.
- Схема SIFT (детектор, выбор окрестностей, дескриптор) очень эффективный инструмент для анализа изображений.
- Получил широкое распространение.

PCA-SIFT Дескриптор

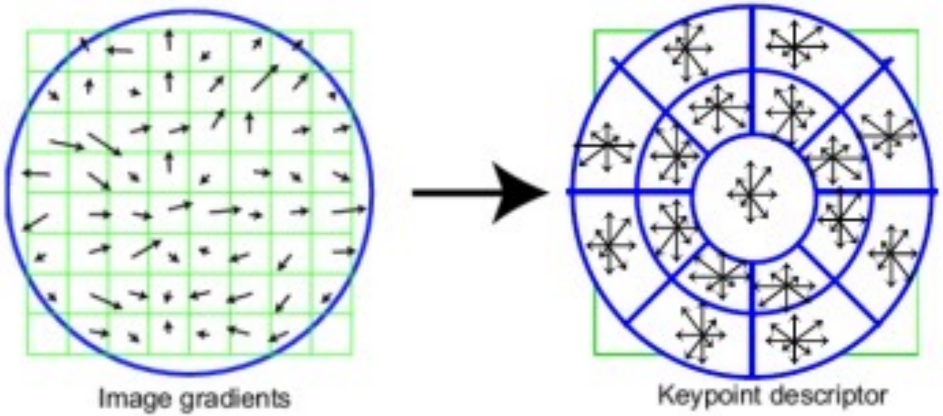
- Principal Components Analysis-SIFT
- Для каждой особой точки рассматривается окрестность размером 41×41.
- Получается вектор, содержащий 2×39×39 = 3042 элементов.
- Осуществляется снижение размерности векторов до 32 элементов посредством анализа главных компонент (PCA).

(A1) SIFT: 4/10 correct | (A2) PCA-SIFT (n=20): 9/10 correct | (B1) SIFT: 6/10 correct | (B2) PCA-SIFT (n=20): 10/10 correct

Y. Ke and R. Sukthankar, PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors CVPR, 2004.

Дескриптор GLOH

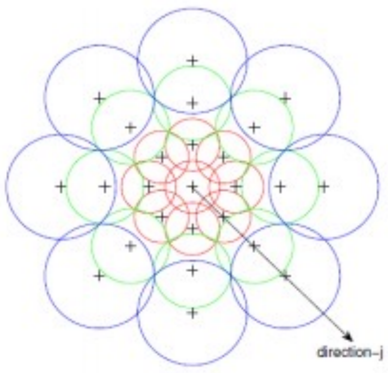
- Gradient Location-Orientation Histogram
- Используется полярная сетка разбиения окрестности на бины: 3 радиальных блока с радиусами 6, 11 и 15 пикселей и 8 секторов.
- Получается вектор, содержащий 272 компоненты, который проецируется в пространство размерности 128 посредством использования анализа главных компонент (PCA).



K. Mikolajczyk and C. Schmid,“A performance evaluation of local descriptors ,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 27, No. 10, pp. 1615-1630, Oct. 2005

Дескриптор DAISY

- Работает на плотном множестве пикселей всего изображения.
- Работает в 66 раз быстрее, чем SIFT, запущенный на плотном множестве пикселей.
- Использованы идеи построения SIFT и GLOH дескрипторов.
- Аналогично GLOH выбирается круговая окрестность особой точки, при этом бины представляются не частичными секторами, а окружностями.



- Для каждого бина выполняются те же действия, что и в алгоритме SIFT, но взвешенная сумма магнитуд градиентов заменяется сверткой исходного изображения с производными Гауссова фильтра, взятыми по 8 направлениям.
- Построенный дескриптор обладает инвариантностью, при этом для решения задачи сопоставления (matching) в случае, когда все пиксели считаются особыми, требует меньших вычислительных затрат.

Tola, Engin, Vincent Lepetit, and Pascal Fua. "A fast local descriptor for dense matching." *2008 IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. IEEE, 2008.

Дескриптор BRIEF

- Binary Robust Independent Elementary Features
- Обеспечивает распознавание одинаковых участков изображения, которые были сняты с разных точек зрения.
- Алгоритм распознавания сводится к построению случайного леса или наивного Байесовского классификатора на некотором тренировочном множестве изображений и последующей классификации участков тестовых изображений.
- В упрощенном варианте может использоваться метод ближайшего соседа для поиска наиболее похожего патча в тренировочной выборке.
- Небольшое количество операций обеспечивается за счет представления вектора признаков в виде бинарной строки, и как следствие, использования в качестве меры сходства метрику Хэмминга.

Calonder, Michael, et al. "BRIEF: Computing a local binary descriptor very fast." *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 34.7 (2011): 1281-1298.

Дескриптор BRIEF

- Схема построения векторов признаков:
  1. Изображение разбивается на патчи (отдельные перекрывающиеся участки). Допустим патч P имеет размеры $S \times S$ пикселей.
  2. Из патча выбирается некоторым образом множество пар пикселей $\{(X, Y)$, для $\forall X, Y$ в окрестности, $X, Y = (u, v)\}$ для которых строится набор бинарных тестов:

$$\tau(P, X, Y) = \begin{cases} 1, I(X) < I(Y) \\ 0, \text{иначе} \end{cases}$$

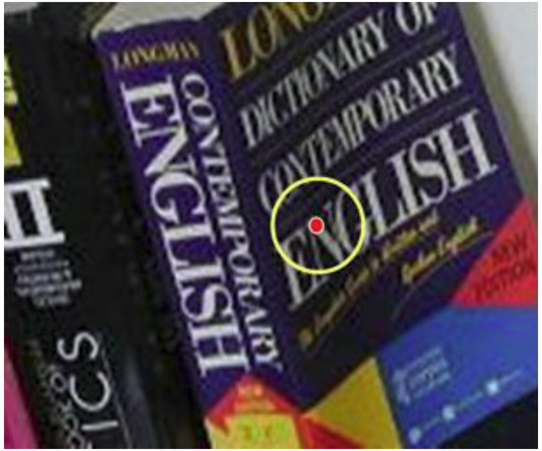
где $I(X)$ – интенсивность пикселя X.

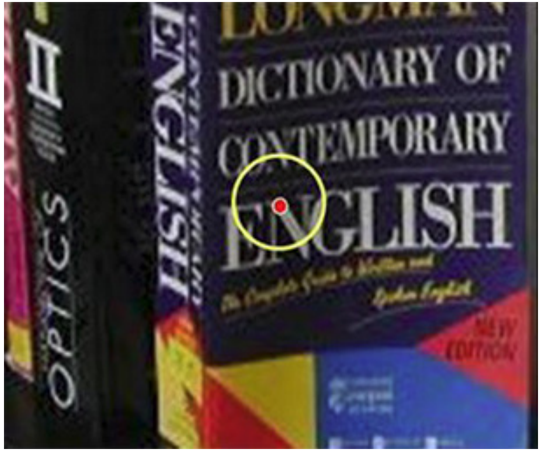
  3. Для каждого патча выбирается множество, содержащее n_d пар точек, которые однозначно определяют набор бинарных тестов.
  4. На основании этих тестов строится бинарная строка:

$$f_{n_d}(P) = \sum_{i=1}^{n_d} 2^{i-1} \tau(P, X_i, Y_i)$$

Calonder, Michael, et al. "BRIEF: Computing a local binary descriptor very fast." *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 34.7 (2011): 1281-1298.

Перспективные искажения





В круглую окрестность попадают разные фрагменты – в левом снимке внутрь окружности попала половина буквы G, в правом она почти не попала

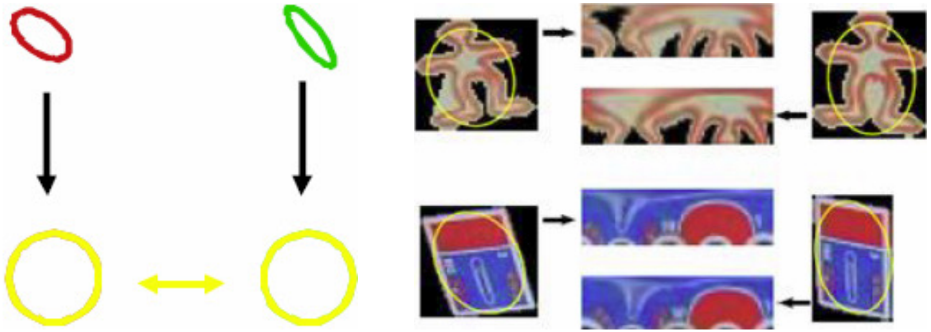
Перспективные искажения

- Необходимо найти соответствующие окрестности и с учетом аффинных преобразований описать их эллипсом.

Эллиптическая окрестность характеристической точки

Нормализация окрестности

- Для облегчения сравнения фрагментов изображения необходимо найти параметры эллипса вокруг характерной точки или области, и привести эллипсы к «каноническому» виду – «общему знаменателю».



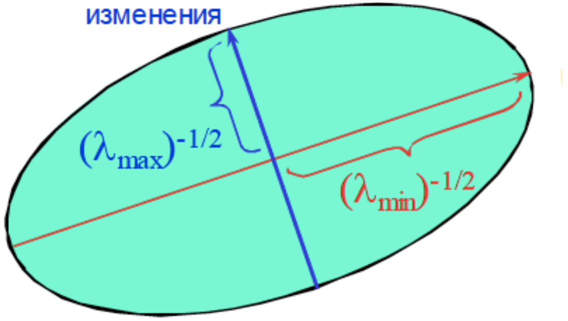
Нормализация эллипсоидов

Аффинная адаптация

- Матрицу M можно представить, как эллипс, у которого длины осей определены собственными значениями, а ориентация определена матрицей R.
- Основной проблемой является то, что мы матрицу M считаем по круглой (квадратной) окрестности.
- На разных изображениях содержимое будет не совпадать, и мы не сможем выделить одинаковые области (эллипсы).

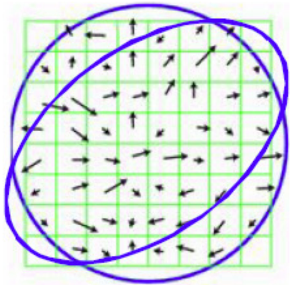
$$E(u,v) \approx [u \quad v]\mathbf{M}\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{M} = \sum_{x,y} w(x,y)\begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} = R^{-1}\begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} R$$

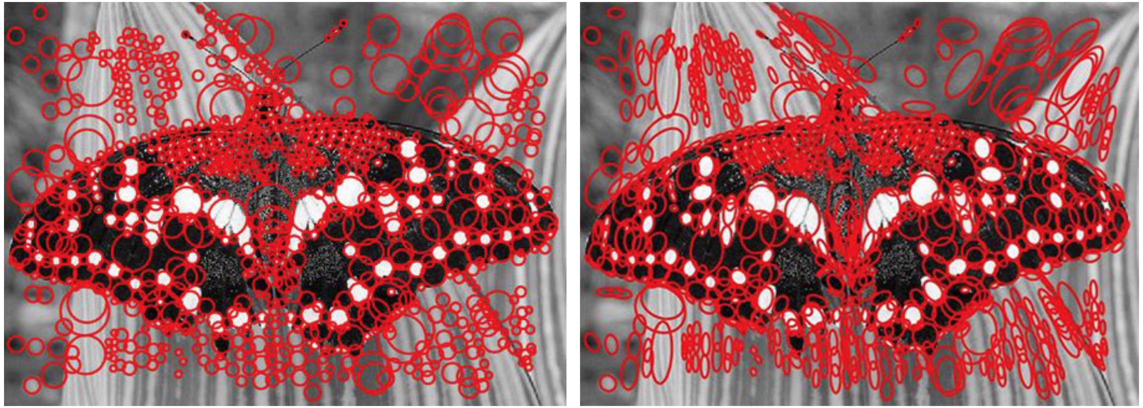


Аффинная адаптация

- Решение: итеративная адаптация окрестности.
- В случае аффинных искажений задача состоит в том, что матрица вторых моментов, определенная весами $w(x, y)$, должна вычисляться по характерной форме области.
- Алгоритм итеративного уточнения заключается в следующем:
  1. Вычисление матрицы моментов по круглому окну.
  2. Применение аффинной адаптации для получения эллиптического окна.
  3. Пересчет матрицы моментов по нормализованной окрестности. Переход к шагу 1.



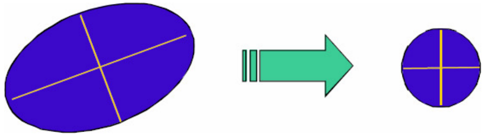
Аффинная адаптация



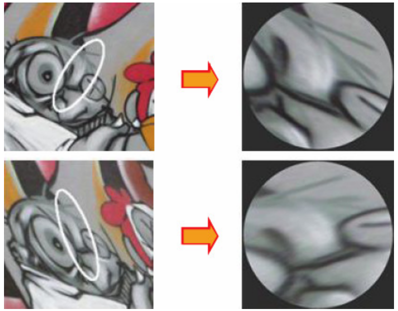
Пример аффинной адаптации, слева независимые от масштаба области (блобы), справа – уточненные окрестности блобов.

Нормализация окрестности

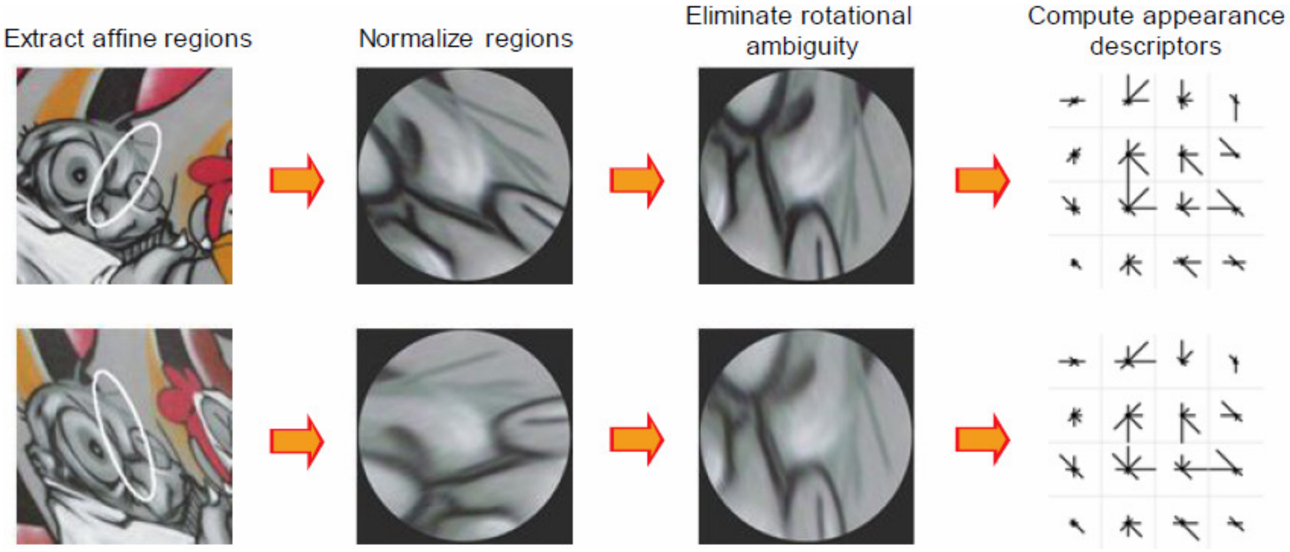
- Нормализуем окрестности, преобразовав эллипсы в круги единичного радиуса.
    - Эллипс вторых моментов можно считать «характеристической формой» области.



- Можно вращать и отражать единичный круг, и он останется единичным кругом.
    - Это свойство можно использовать для поиска нужной ориентации окрестности.
    - После нормализации следует вычислить доминирующий градиент и повернуть окрестность.



Нормализация окрестности



Вопросы?

s.shavetov@itmo.ru