## Цифровая обработка изображений

2. Извлечение признаков и поиск

### Сегодня мы научимся

- решать задачу распознавания изображений методом понижения размерности
- выделять признаки для поиска и анализа изображений
- определять характерные точки на изображении
- строить систему поиска изображений

### План занятия

- Анализ главных компонент в задачах CV
- Представление свойств изображения с помощью гистограмм
  - о Гистограммы цветов
  - Гистограммы градиентов

### План занятия

- Характерные точки
  - Поиск характерных областей на изображении
  - Выделение признаков (дескрипторов) характерных областей на изображении
  - Матчинг характерных точек на изображениях
  - о Пример

### План занятия

- Поиск изображений по контенту CBIR
  - о выделение признаков и индексация
  - о обзор архитектуры
  - о поиск по индексу

# Примеры задач компьютерного зрения

### Распознавание лиц

predicted: Powell true: Powell



predicted: Rumsfeld true: Rumsfeld



predicted: Bush true: Bush



predicted: Blair true: Schroeder



predicted: Chavez true: Chavez



predicted: Sharon true: Sharon



predicted: Bush true: Bush



predicted: Schroeder true: Schroeder



### Пример. Optical Flow



### Пример. Поиск похожих изображений (CBIR)

**Query Image** 



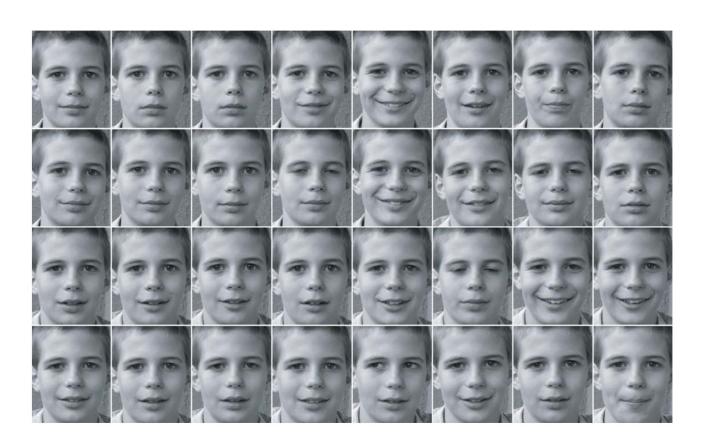
Retrieved Results



PCA - анализ главных компонент (eigenface)

- изображение можно представить в виде вектора длины HxW
- большая размерность данных (число пикселей) затрудняет их обработку
- для сокращения размерности применяется метод РСА

- в результате преобразование PCA получаем представления изображений в базисе меньшей размерности
- полученное сжатое представление можно использовать для распознавания изображений

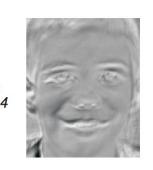


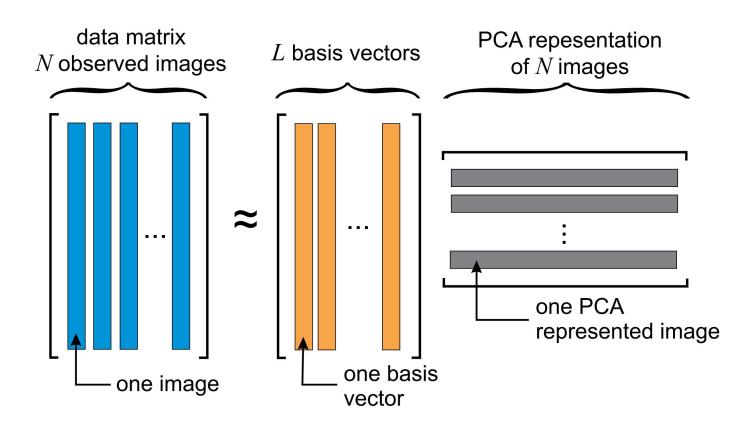


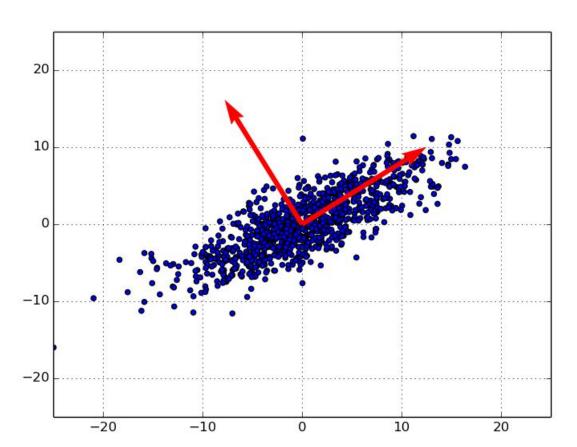










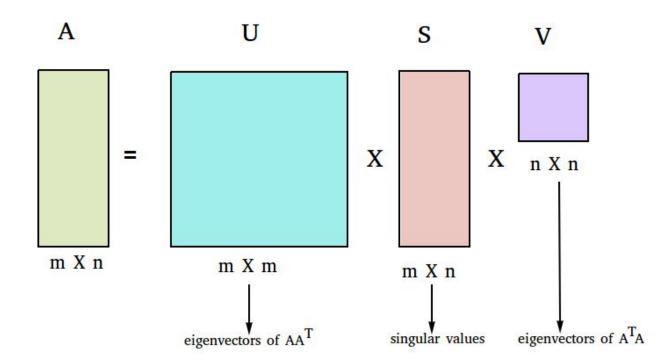


### РСА - матрица ковариации

$$Cov(A) = \begin{bmatrix} \frac{\sum (x_i - \overline{X})(x_i - \overline{X})}{N} & \frac{\sum (x_i - \overline{X})(y_i - \overline{Y})}{N} \\ \frac{\sum (x_i - \overline{X})(y_i - \overline{Y})}{N} & \frac{\sum (y_i - \overline{Y})(y_i - \overline{Y})}{N} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} Cov(X,X) & Cov(Y,X) \\ Cov(X,Y) & Cov(X,Y) \end{bmatrix}$$

### PCA - разложение SVD



### РСА - последовательность вычислений

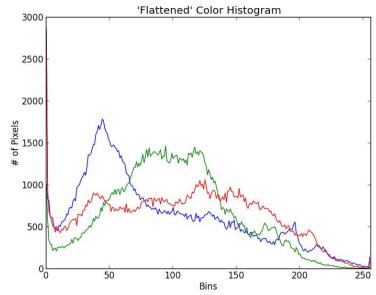
- подготавливаем данные, представляем изображения в виде векторов длиной HxW
- вычитаем среднее значение из каждой компоненты вектора
- получаем собственные вектора в результате SVD разложения ковариационной матрицы изображений
- выбираем размерность (число собственных векторов) на основе собственных значений

Выделение признаков изображения

### Гистограммы признаков изображения

- представляют собой обобщенное описание изображения
- как правило гистограммы инвариантны к масштабу и повороту изображений
- позволяют сравнивать изображения и находить похожие



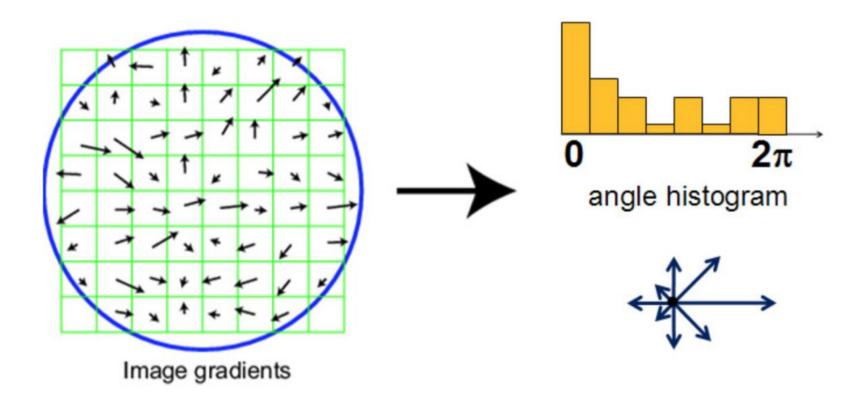


- разбиваем диапазон значений цвета (0..255) на фиксированное число ячеек (bins), например с шагом 1
- задаем в каких срезах (каналах) необходимо построить гистограмму
- для каждой ячейки считаем число соответствующих пикселей на изображении
- можно вычислять как в пространстве RGB, так и в других цветовых пространствах, например, HSV

<u>cv2.calcHist</u>(images, channels, mask, histSize, ranges) → hist

images – набор входных изображений для оценки гистограммы channels – каналы по которым оцениваются гистограммы mask – маска ограничивает область оценки гистограммы histSize – массив размеров гистограмм по каждому измерению ranges – диапазоны значений каждого измерения

- не зависят от изменения масштаба изображения
- устойчивы к повороту и перспективным искажениям
- в цветовых пространствах HSV и HSL менее чувствительны к изменению яркости



- в каждой точке оцениваем составляющие градиента по осям х и у
- определяем направление и длину вектора градиента
- оцениваем гистограмму градиентов
- полученные гистограммы нормализуют, таким образом, чтобы вектор признаков был единичной длины

### Оператор Собеля

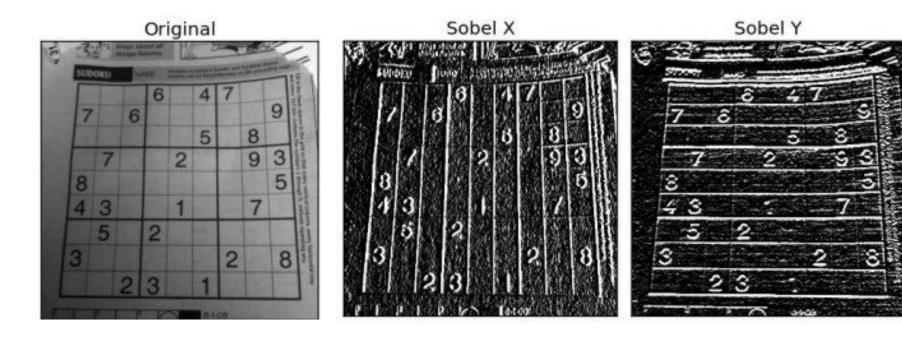
| -1 | 0 | +1 |
|----|---|----|
| -2 | 0 | +2 |
| -1 | 0 | +1 |

x filter

| +1 | +2 | +1 |
|----|----|----|
| 0  | 0  | 0  |
| -1 | -2 | -1 |

y filter

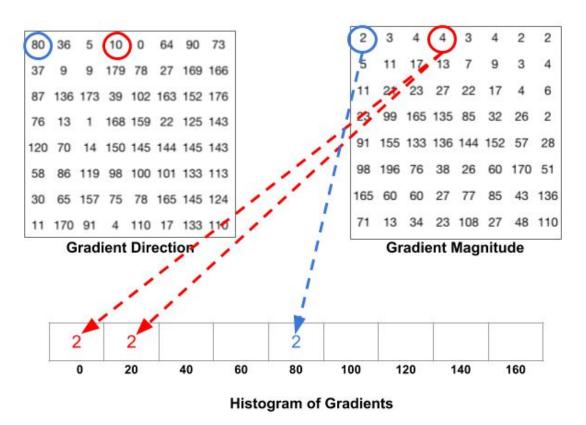
### Оператор Собеля



$$g = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}$$
$$\theta = \arctan \frac{g_y}{g_x}$$

g, g\_x, g\_y - длина вектора градиента и его составляющих theta - угол наклона градиента в полярной системе координат

- как правило гистограмму градиентов строят для диапазона углов 0..180
- при оценке гистограммы градиентов учитывается как угол, так и длина вектора
- чем больше длина вектора, тем больший вклад вносится в соответствующую ячейку гистограммы



Input image



Histogram of Oriented Gradients



```
cv2.Sobel(src, ddepth, dx, dy[, dst[, ksize]]) → dst

src – входное изображение
   ddepth - тип данных для вычисления производной, например, cv2.CV_64F
   dx/dy - порядок производной по осям, как правило 0 или 1
   dst - выходное изображение
   ksize – размер ядра фильтра 1, 3, 5, или 7

cv2.cartToPolar(x, y) → magnitude, angle
```

**х,у** – вектора с координатами х и у

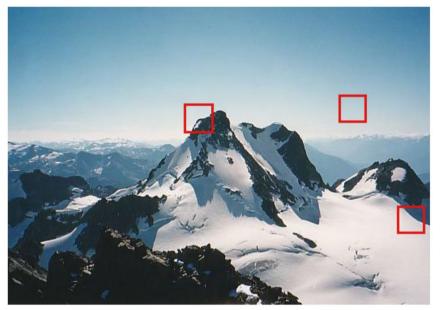
magnitude - длины векторов angle - соответствующие углы

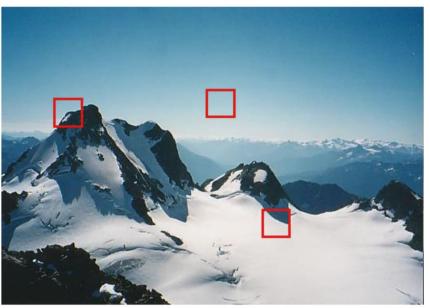
# Гистограммы градиентов (HOG)

- не чувствительны к изменению цвета
- устойчивы к изменению яркости
- устойчивы к изменению масштаба

- позволяют находить одинаковые области (предметы) на разных изображениях
- используются для склейки панорам и составления карт по спутниковым снимкам

- точка, обладающая уникальными свойствами
- положение точки на изображении однозначно определяется по ее свойствам (дескриптору)
- дескриптор точки вычисляется на основе ее окружения
- дескриптор характерной точки инвариантен к изменениям изображения (освещенность, поворот, масштабирование)

















## Этапы поиска и матчинга характерных точек

- 1. Определяем области на изображении, которые наиболее вероятно содержат характерную точку
- 2. Вычисляем дескрипторы точки по каждой из областей
- 3. Находим точки с одинаковыми дескрипторами для матчинга изображений

## Поиск характерной точки на изображении

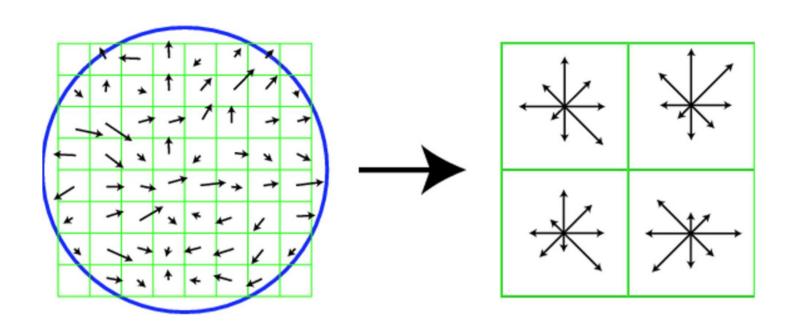
- Как понять что выбранная область содержит характерную точку?
- Область вокруг характерной точки должна сильно варьироваться
- В области характерной точки небольшой сдвиг изображения должен приводить к существенному различию по сравнению с исходным изображением

### Автокорреляция

$$E_{\mathrm{AC}}(\Delta \boldsymbol{u}) = \sum_{i} w(\boldsymbol{x}_i) [I_0(\boldsymbol{x}_i + \Delta \boldsymbol{u}) - I_0(\boldsymbol{x}_i)]^2$$

du - вектор смещения по осям *x* и *y* x\_i - вектор координат пикселя изображения w - окно или фильтр (гауссовский) I о - исходное изображение

#### SIFT - Scale Invariant Feature Transform

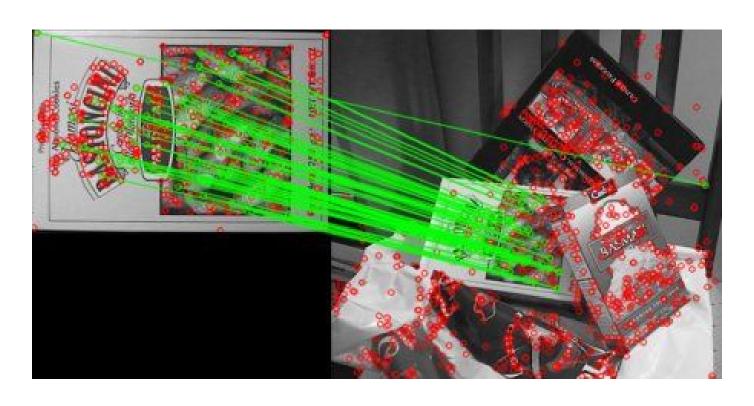


Матчинг характерных точек

### Матчинг характерных точек

- выбрать меру расстояния для дескрипторов <u>евклидова мера (L2)</u>, <u>L1</u>,
   <u>Hamming</u>
- попарное сравнение всех точек полный перебор, долго
- индексация перед поиском и поиск по индексу
  - поиск точек в окрестности kdtree
  - хеширование точек таким образом, чтобы точки с похожими дескрипторами оказывались рядом - <u>locality sensitive hashing</u>

# Матчинг характерных точек



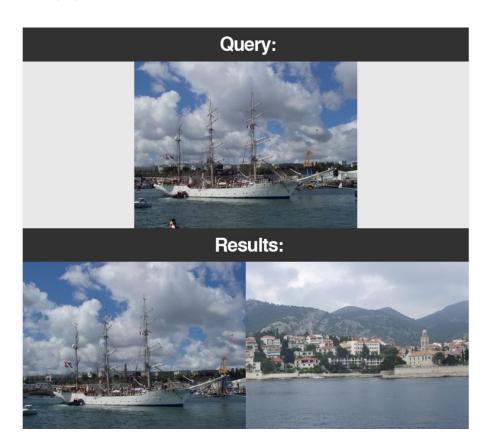
# Поиск похожих изображений

Content Based Image Retrieval (CBIR)

#### Постановка задачи

- картинки могут быть похожи по-разному
  - о мета теги
  - время создания
  - ЦВЕТ
  - о изображения с похожими предметами

### Постановка задачи

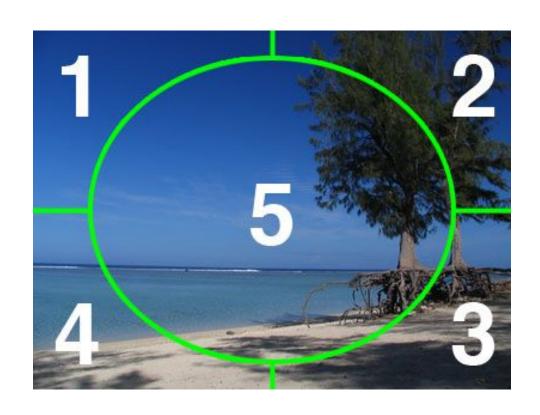


#### Постановка задачи

- необходимо определиться с критерием поиска
- от критерия поиска зависит способ выделения признаков изображения

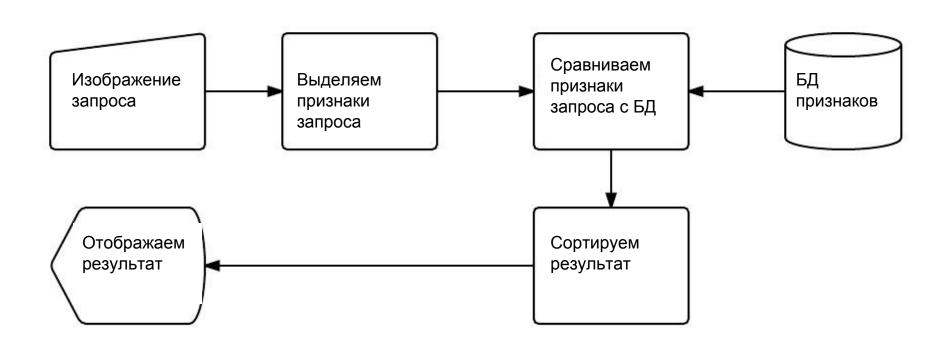
- нас интересуют признаки, которые описывают изображение в целом
  - гистограммы цветов в пространстве HSV
  - гистограммы градиентов

- Признаки можно считать как по всему изображению
- Альтернативный способ: разбить изображение на области и посчитать признаки для каждой области отдельно, и затем объединить результат





# Архитектура



#### Индексация и поиск

- FLANN Fast Library for Approximate Nearest Neighbors http://www.cs.ubc.ca/research/flann/
- Faiss: A library for efficient similarity search
   <a href="https://github.com/facebookresearch/faiss/wiki/Getting-started-tutorial">https://github.com/facebookresearch/faiss/wiki/Getting-started-tutorial</a>
- Fast Lookups of Cosine and Other Nearest Neighbors
   https://pypi.python.org/pypi/FALCONN

#### Резюме

- в результате РСА преобразования можно получить сжатое представление изображения, это представление удобно использовать для распознавания
- гистограммы цветов и градиентов более устойчивы к изменению цвета и поворотам и хорошо подходят для поиска визуально похожих изображений

#### Резюме

- для матчинга изображений используют характерные точки
- характерные точки выделяются большими значениями автокорреляционной матрицы
- в качестве дескриптора характерной точки можно использовать гистограмму градиентов
- для ускорения поиска одинаковых точек на изображениях используется
   <u>K-d tree</u>

#### Резюме

- дескрипторы для поиска изображения зависят от задачи
- одним из вариантов дескрипторов могут быть гистограммы цвета или градиента
- для ускорения поиска необходима индексация базы
- наиболее распространенный способ индексации <u>Locality Sensitive</u>
   <u>Hashing</u>

#### Полезные материалы

- <u>Eigenface</u>
- Computer Vision: Algorithms and Applications (Chapter 4)
- OpenCV: Feature Detection and Description
- OpenCV-Python Tutorials
- Repository for OpenCV's extra modules
- Histogram of oriented gradients
- CBIR: Content-based image retrieval
- <u>List of CBIR engines</u>