

РАСПОЗНАВАНИЕ ЛИЦ

Лекция 9.

Преподаватель: Сибирцева Елена
elsibirtseva@gmail.com

В предыдущих сериях...

Преобразование Хафа

- Hough transform
 - Дискретизируем пространство параметров модели (разделим его на ячейки)
 - Для каждой точки из данных, голосуем за все ячейки в пространстве параметров, которые соответствуют моделям, которым эта точка удовлетворяет
 - Найдем ячейки с максимум голосов

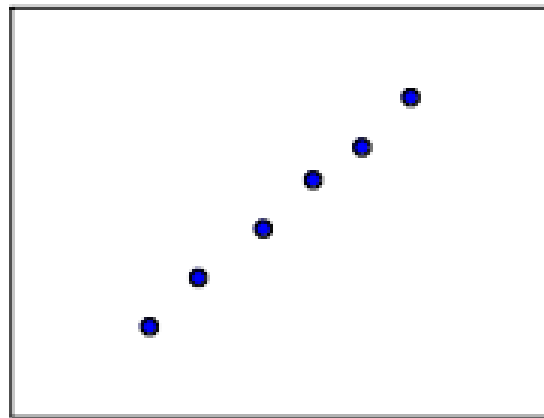
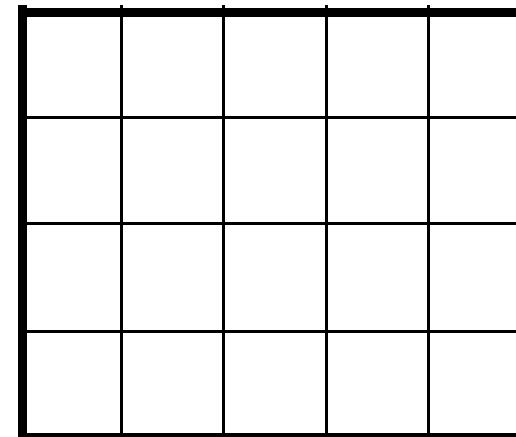
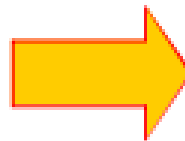


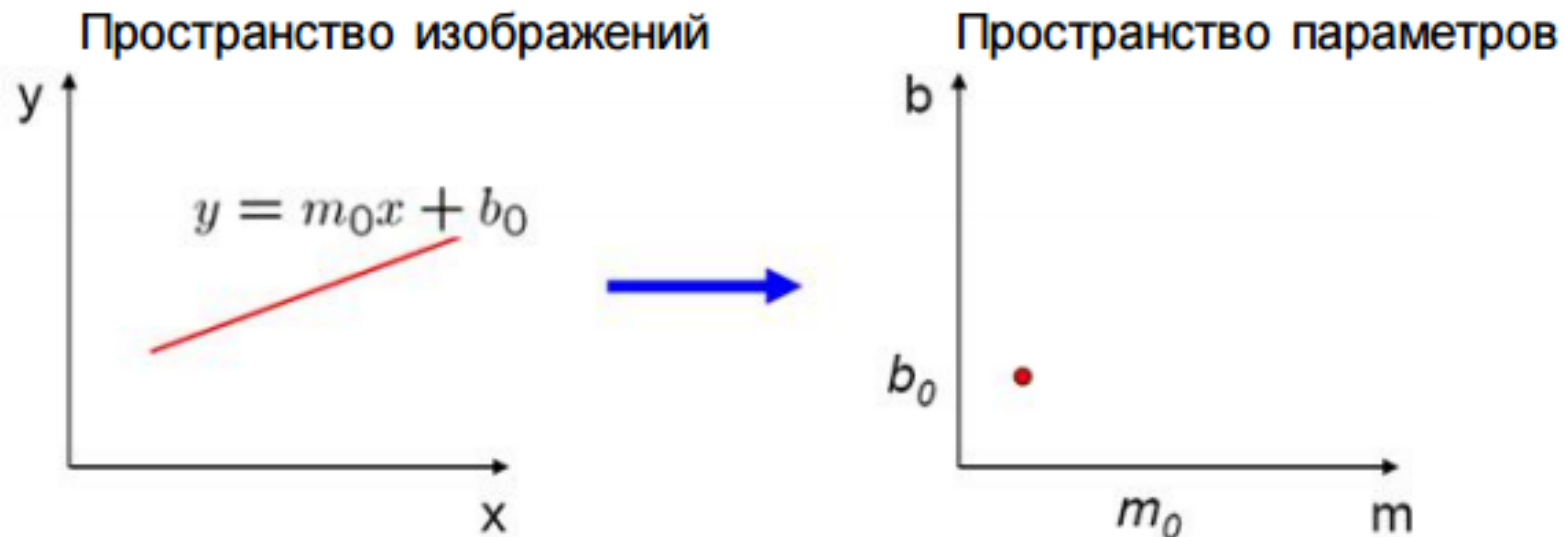
Image space



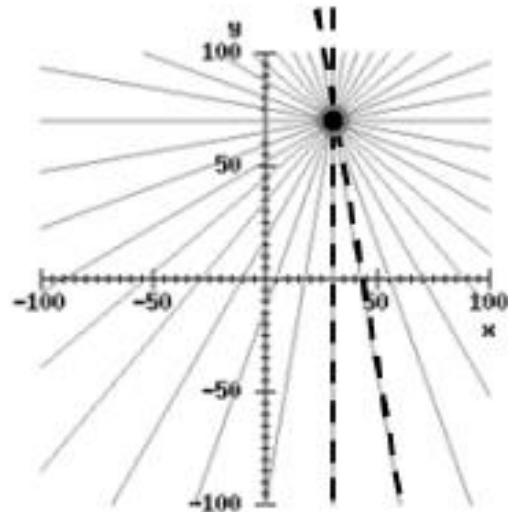
Hough parameter space

Фазовое пространство

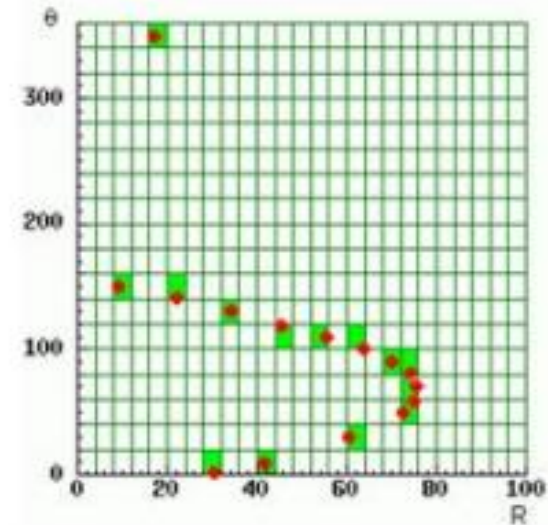
- Пространство параметров называют *фазовым пространством*
- Рассмотрим пример для линий
- Каждая линия на изображении соответствует точке в фазовом пространстве
- Необходимо, что всевозможные линии на изображении соответствовали ограниченной области в фазовом пространстве



Фазовое пространство



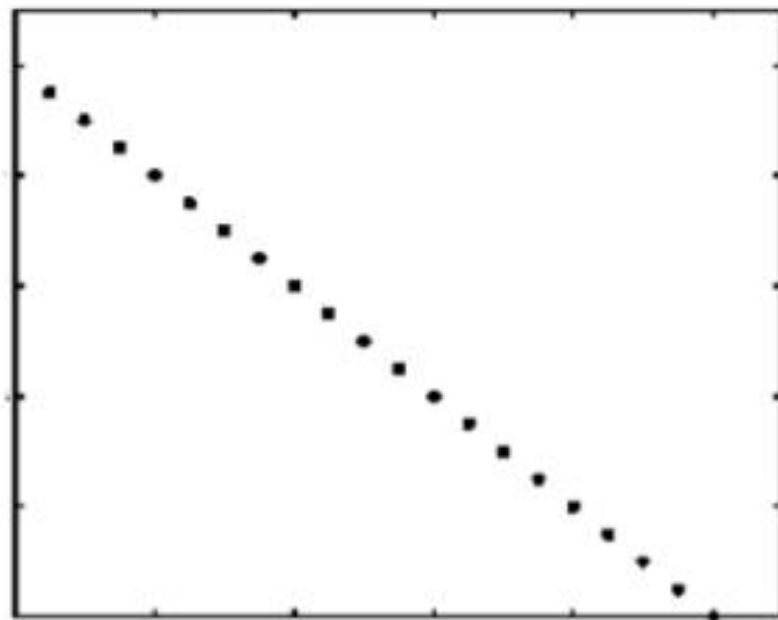
Через одну точку можно провести несколько прямых. Учитывая дискретность их будет конечное число.



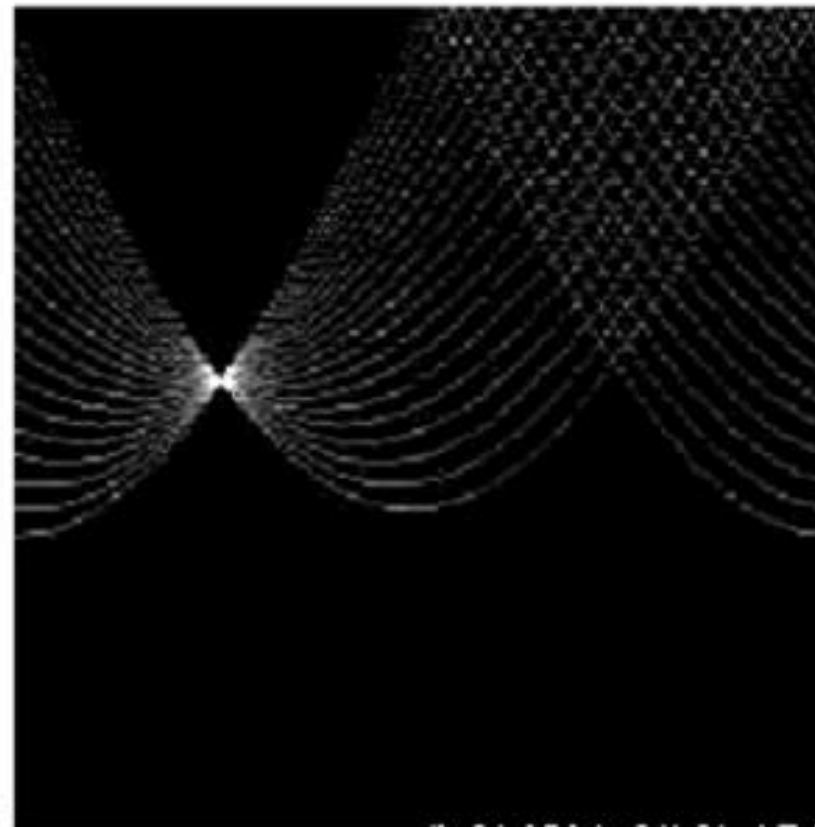
Каждой прямой пространства (x, y) соответствует точка фазового пространства (R, θ) . Прямые с левого рисунка образуют синусоиду.

- Дискретизируем фазовое пространство
- Счетчик ставится в соответствие каждой ячейке сетки $[R_i, R_{i+1}] \times [\theta_i, \theta_{i+1}]$
- За эту ячейку «голосуют» точки (x, y) , удовлетворяющие:
$$x \cos \theta + y \sin \theta = R, \text{ где } \theta_i \leq \theta \leq \theta_{i+1}, R_i \leq R \leq R_{i+1}$$

Пример



точки

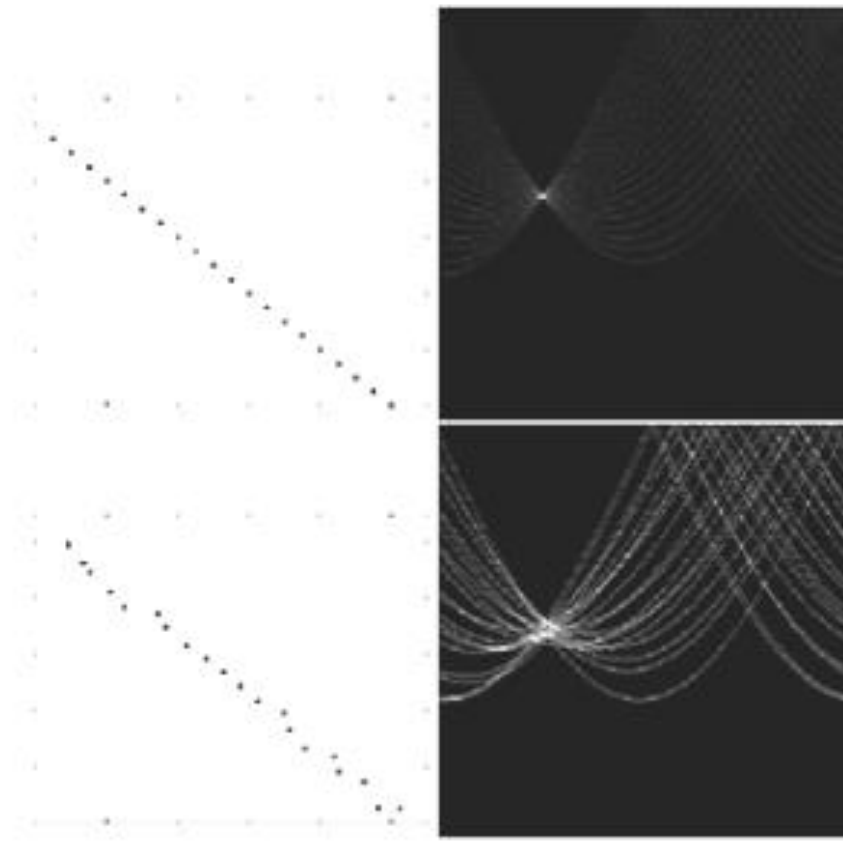


голоса

Какие значения аккумулятора в темных областях?

Влияние шума

Шум приводит к «размытию» максимумов



РАСПОЗНАВАНИЕ ЛИЦ

finally (-_-)

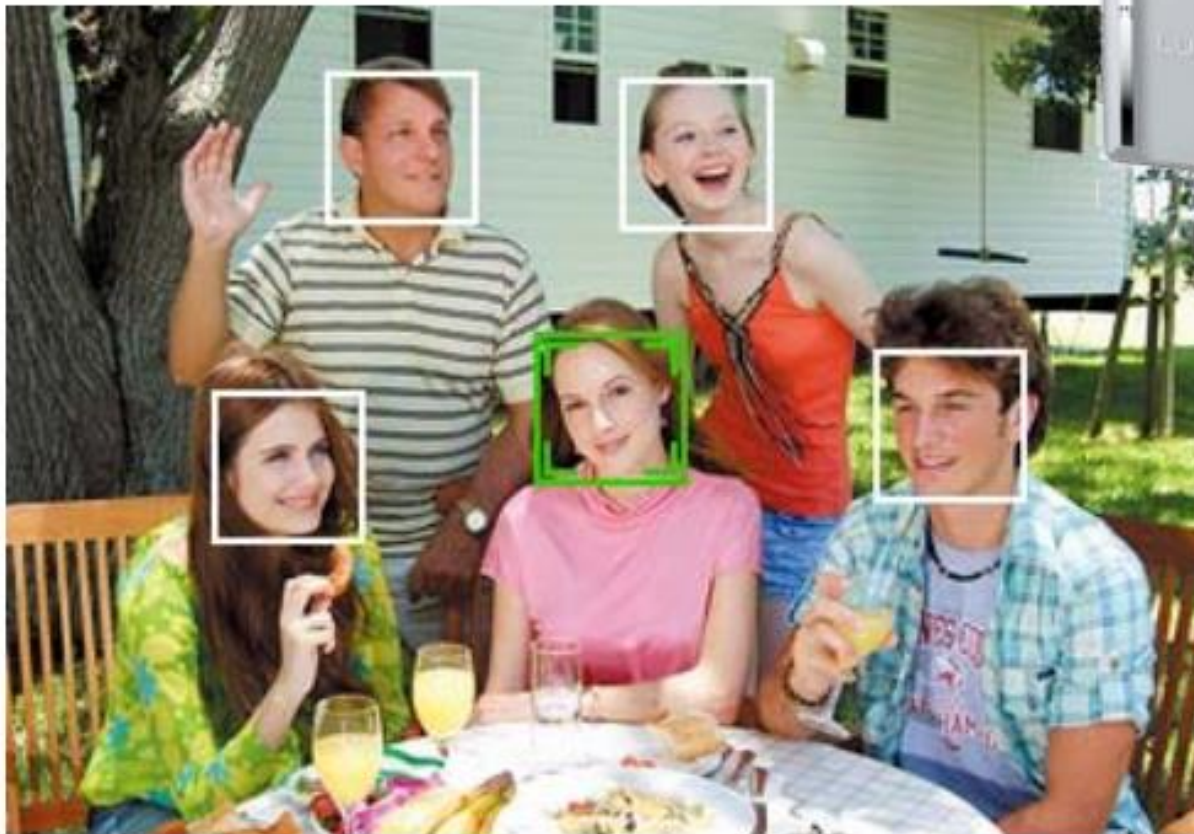
Что можно делать с лицами

- **Face Detection**
- Face Recognition
- Segmentation
- Face Tracking
- Facial features localization
- Facial features tracking
- Morphing



А зачем?

- Digital photography



А зачем?

- Digital photography
- Surveillance

The interface displays a live video feed of two men walking in a corridor. Their faces are highlighted with red bounding boxes. Below the feed, a red square icon is labeled 'Recording'. To the right, a 'Detecting....' section shows two small portrait images of the detected faces. Below this, a 'Matching with Database' section lists two entries:

Image	Name	Date	Place
	Alireza,	25 My 2007 15:45	Main corridor
	Unknown	25 My 2007 15:45	Main corridor

At the bottom left, there is a button labeled 'Report'.

А зачем?

- Digital photography
- Surveillance
- Album organization
- Person tracking/id.



А зачем?

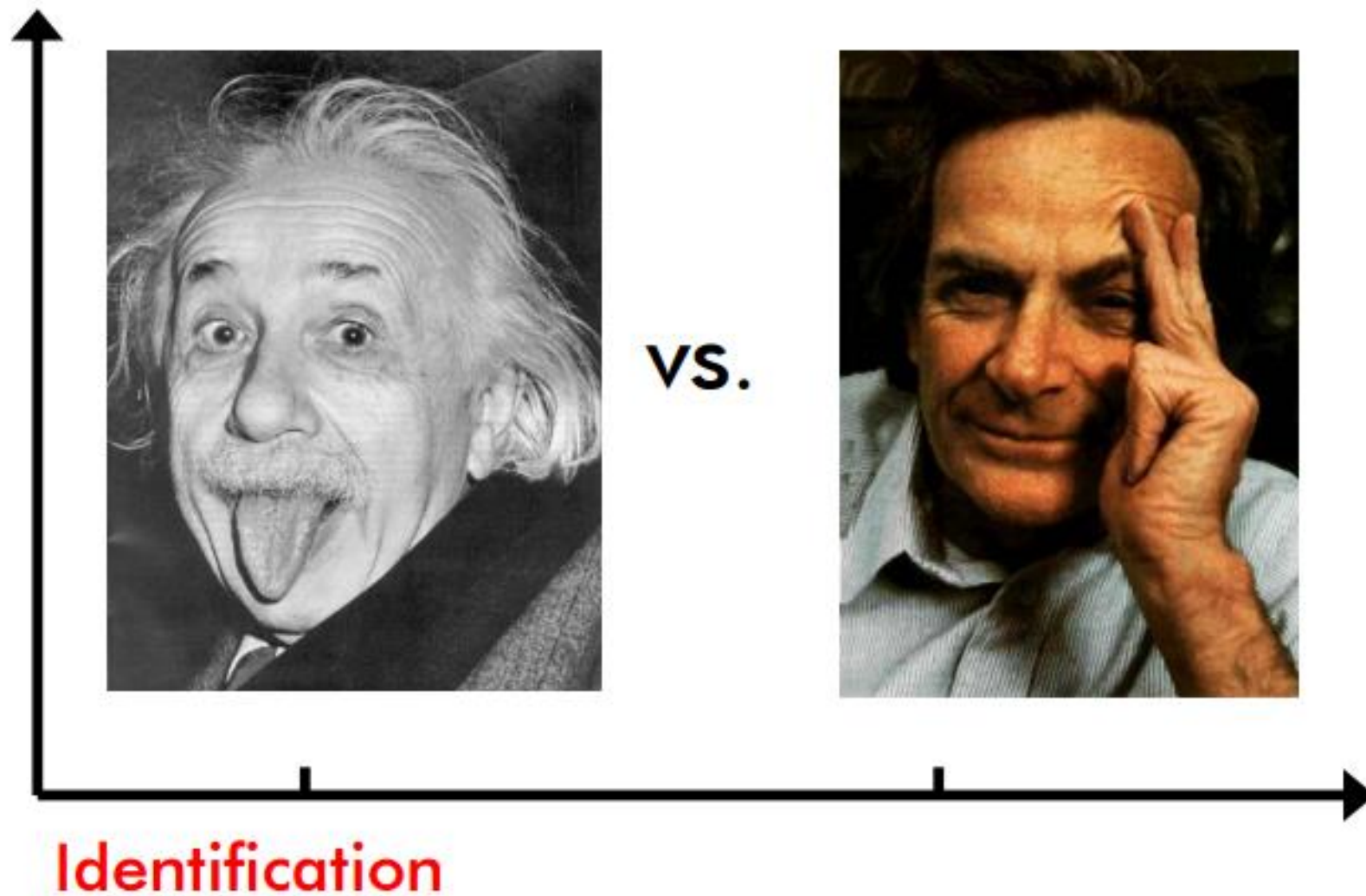
- Digital photography
- Surveillance
- Album organization
- Person tracking/i
- Emotions and expressions



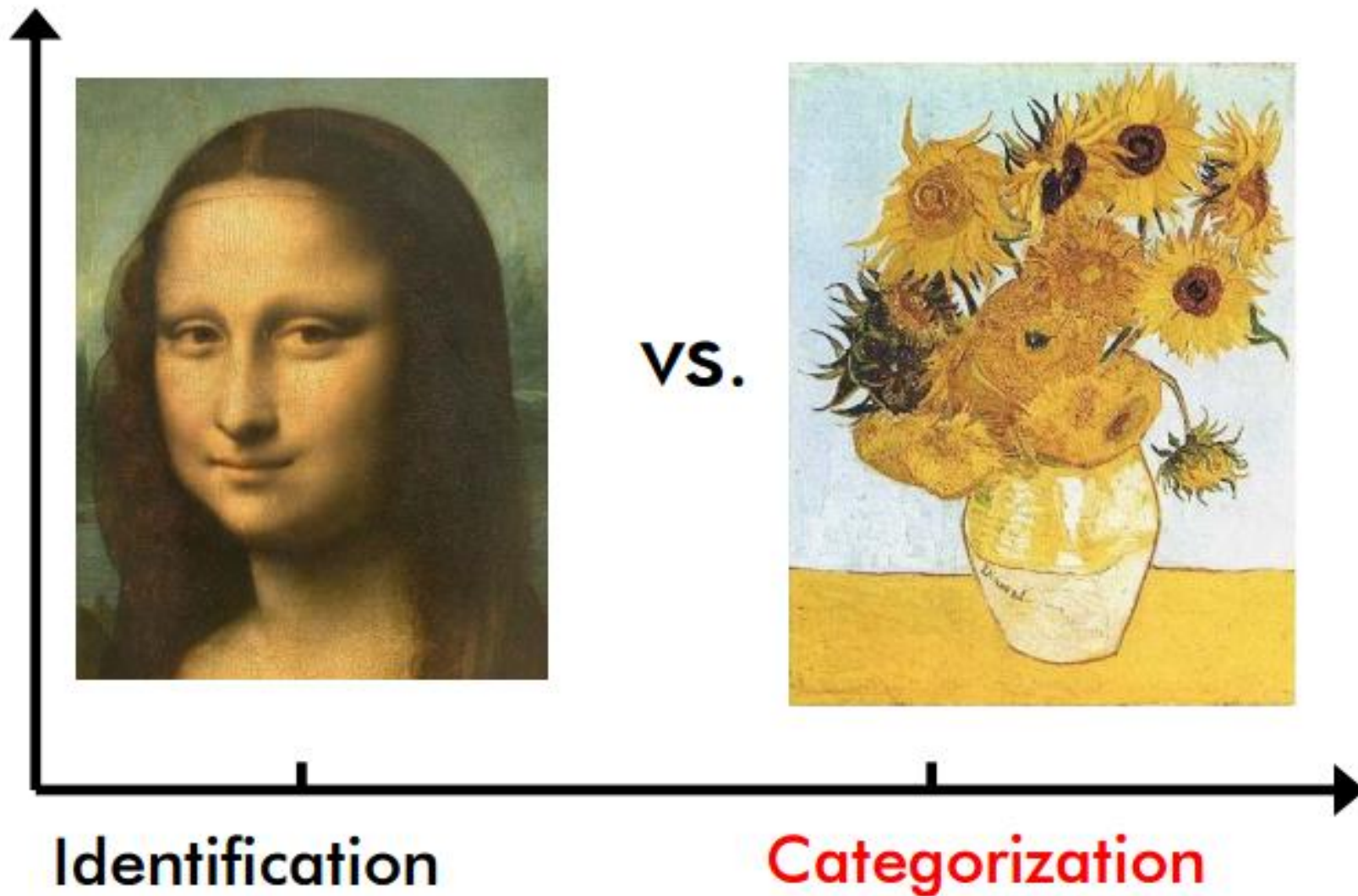
А зачем?

- Digital photography
- Surveillance
- Album organization
- Person tracking/id.
- Emotions and expressions
- Security/warfare
- Tele-conferencing
- Etc.

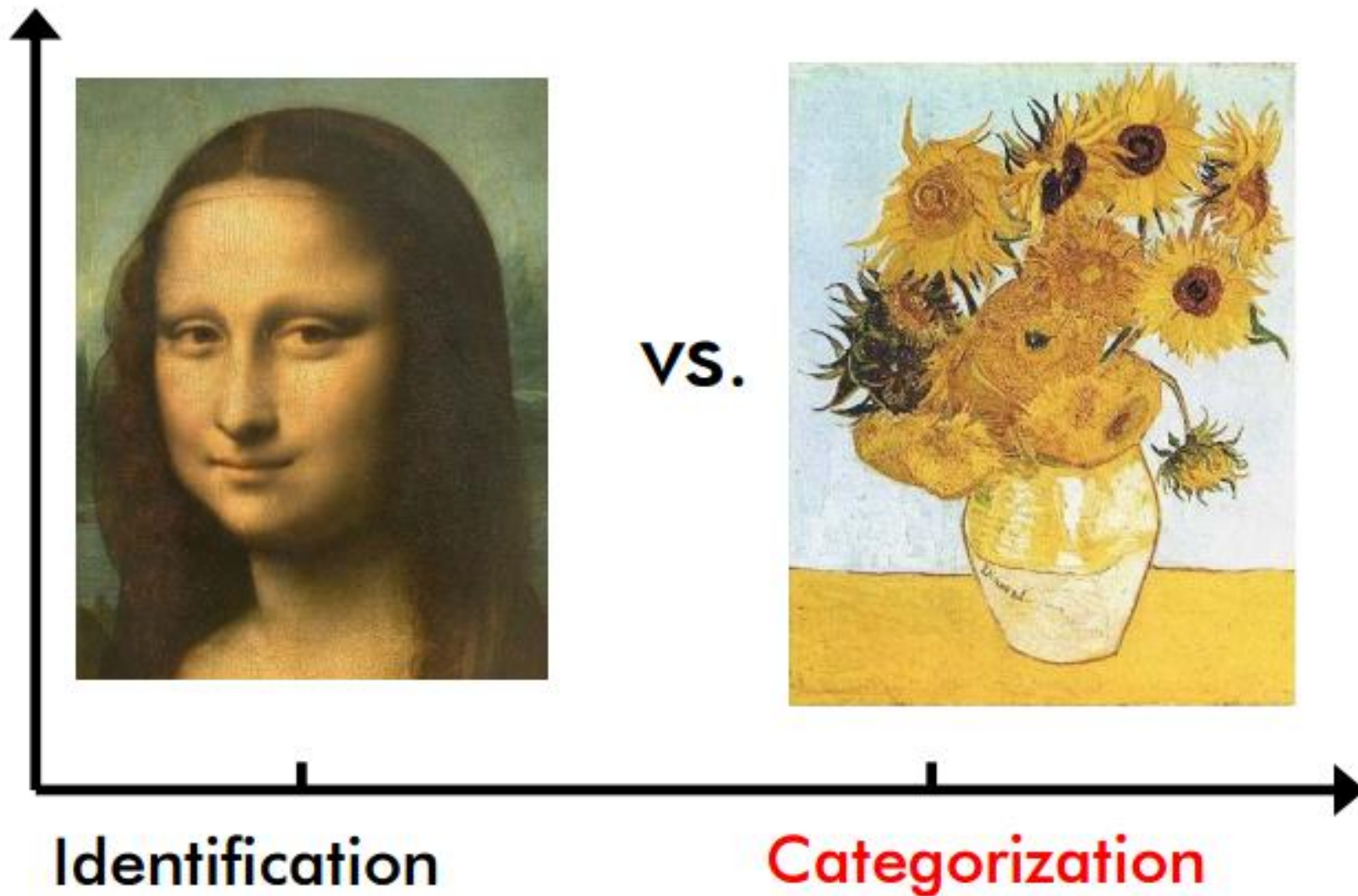
Что такое “распознавание”



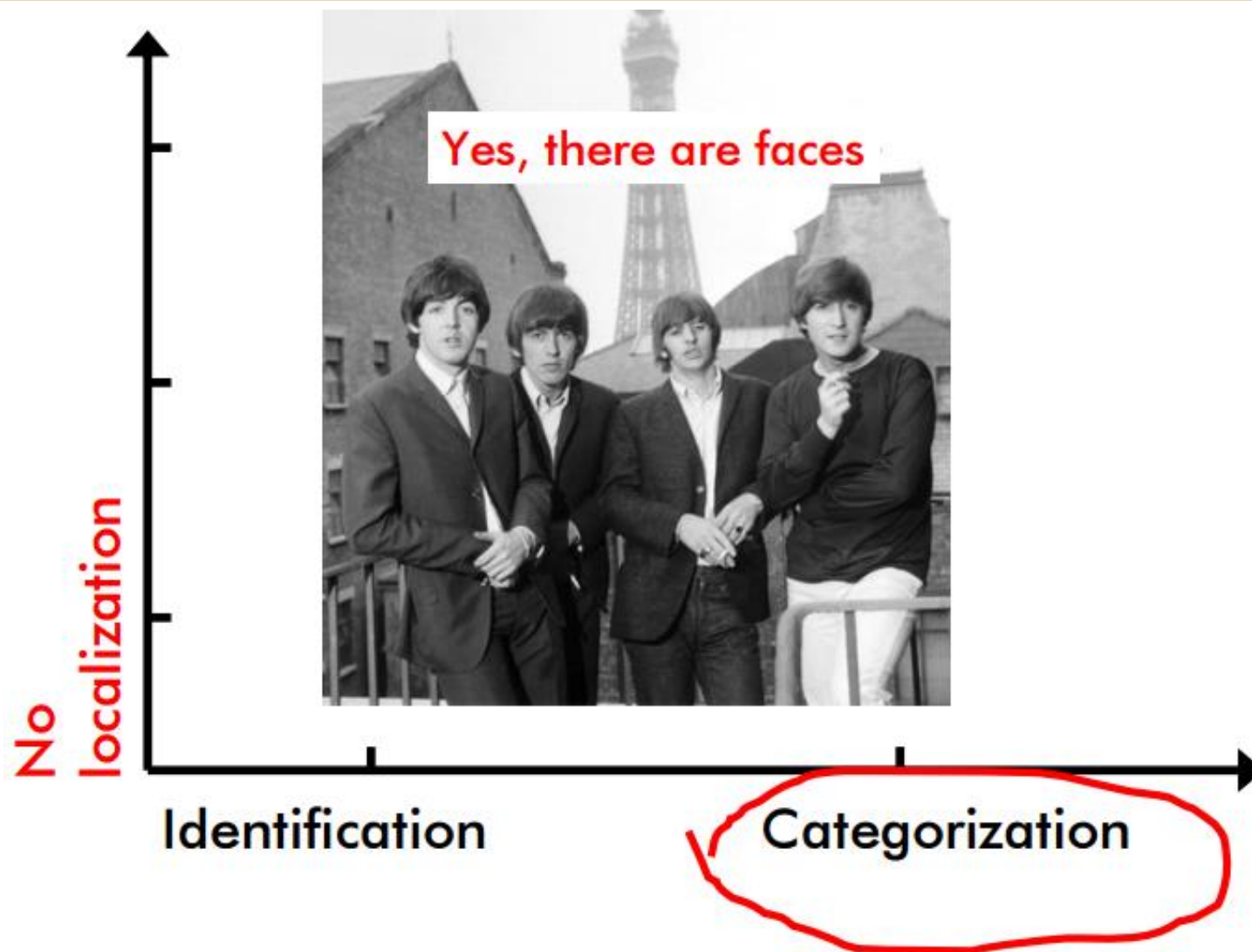
Что такое “распознавание”



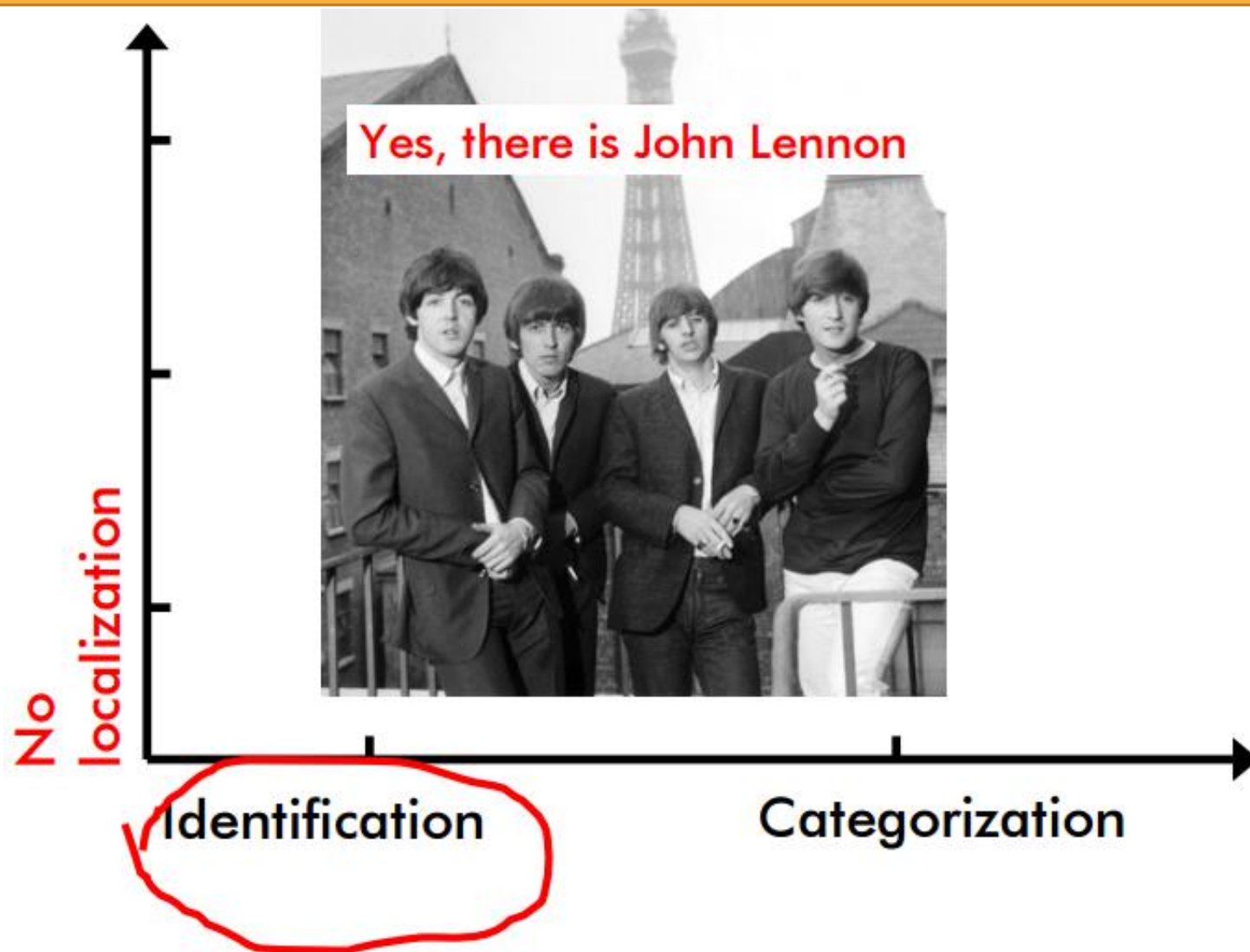
Что такое “распознавание”



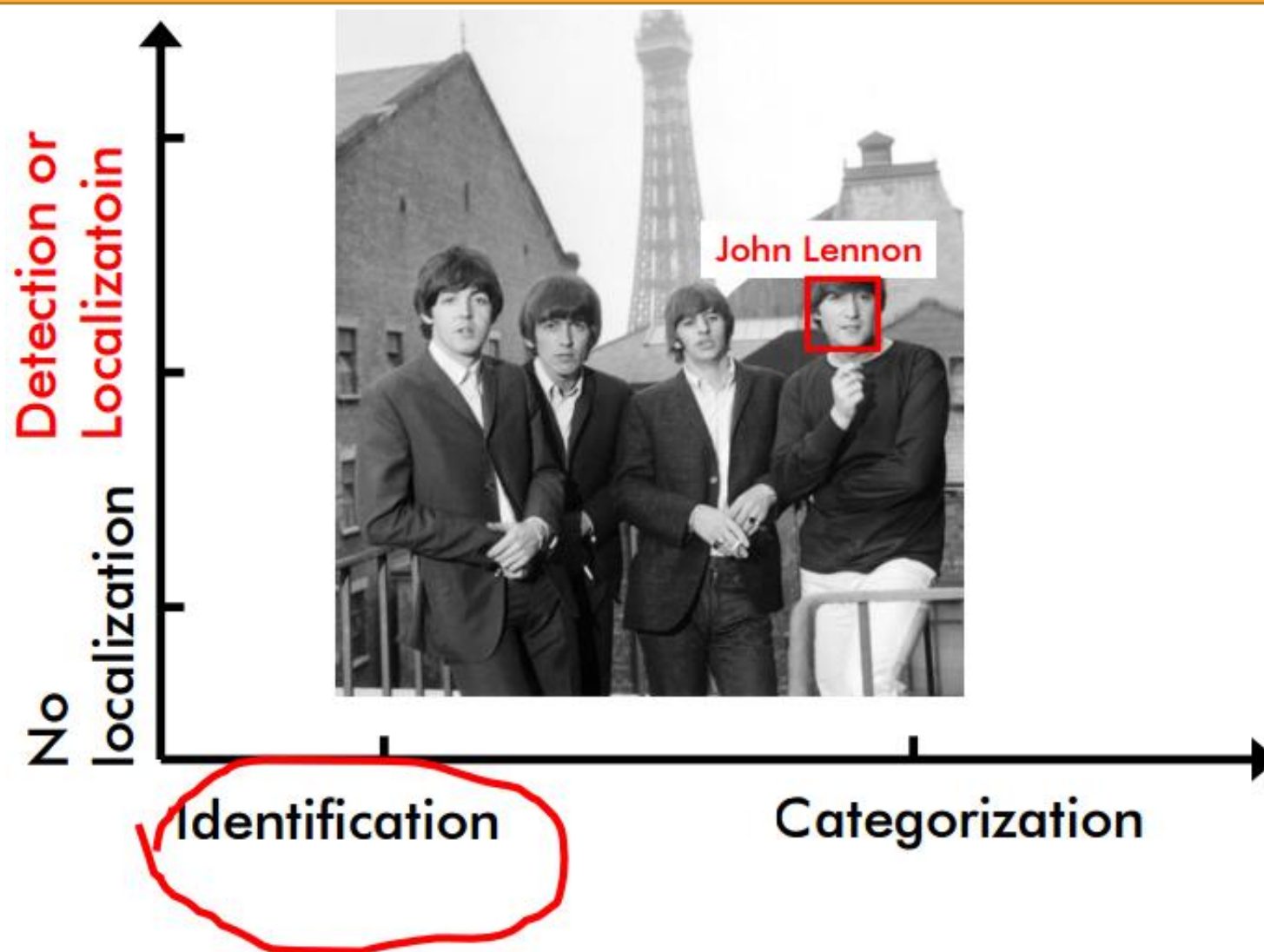
Что такое “распознавание”



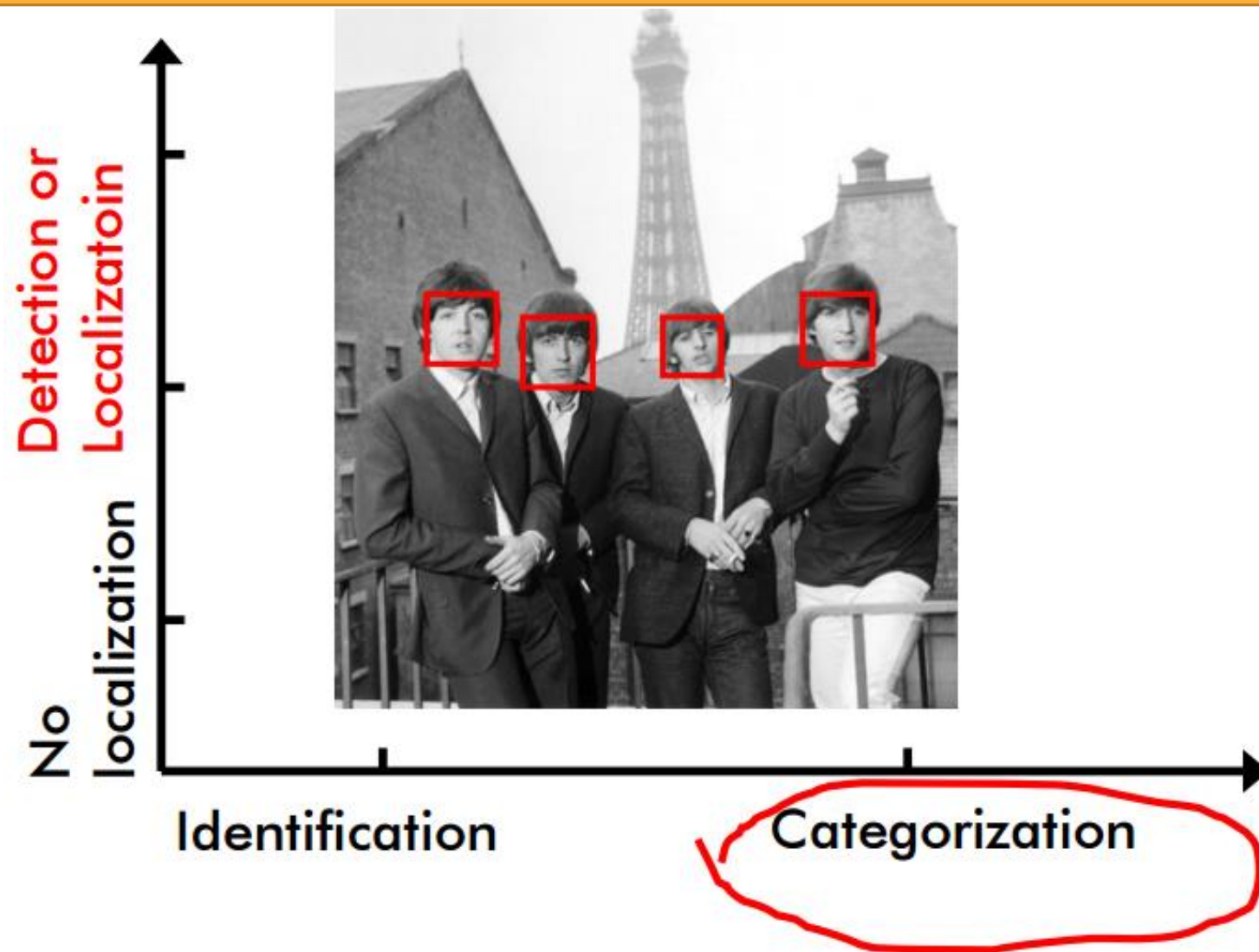
Что такое “распознавание”



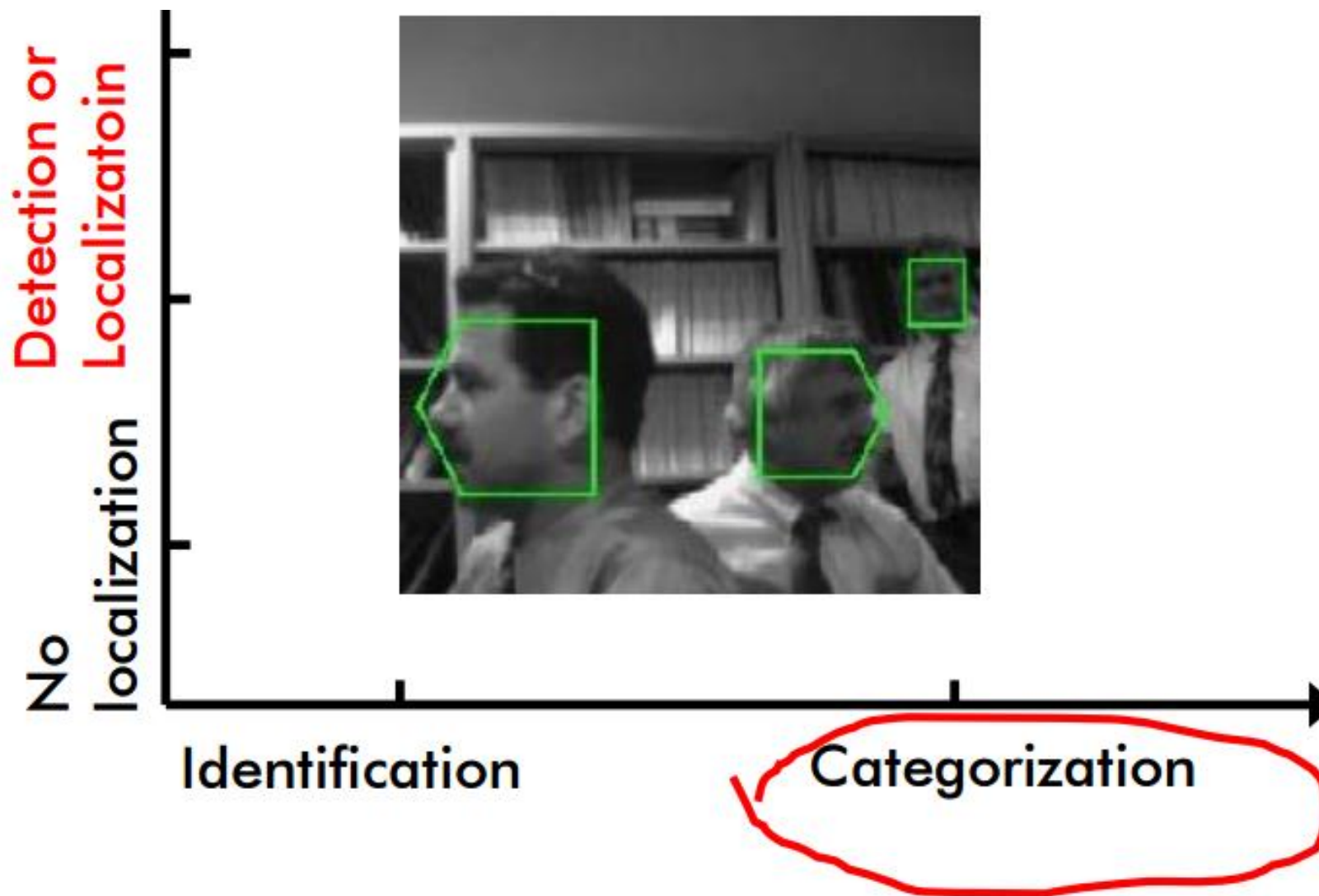
Что такое “распознавание”



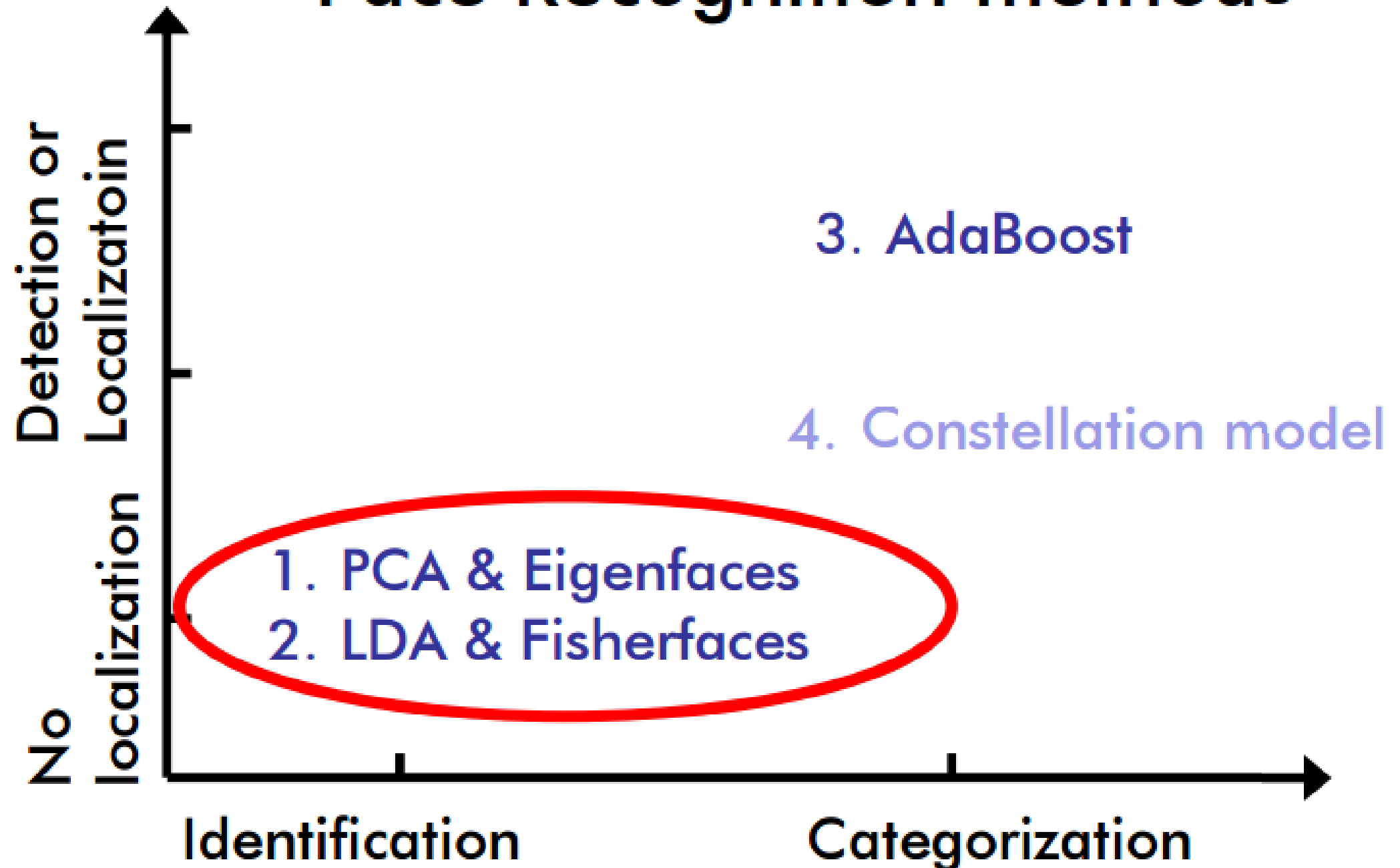
Что такое “распознавание”



Что такое “распознавание”



Face Recognition methods



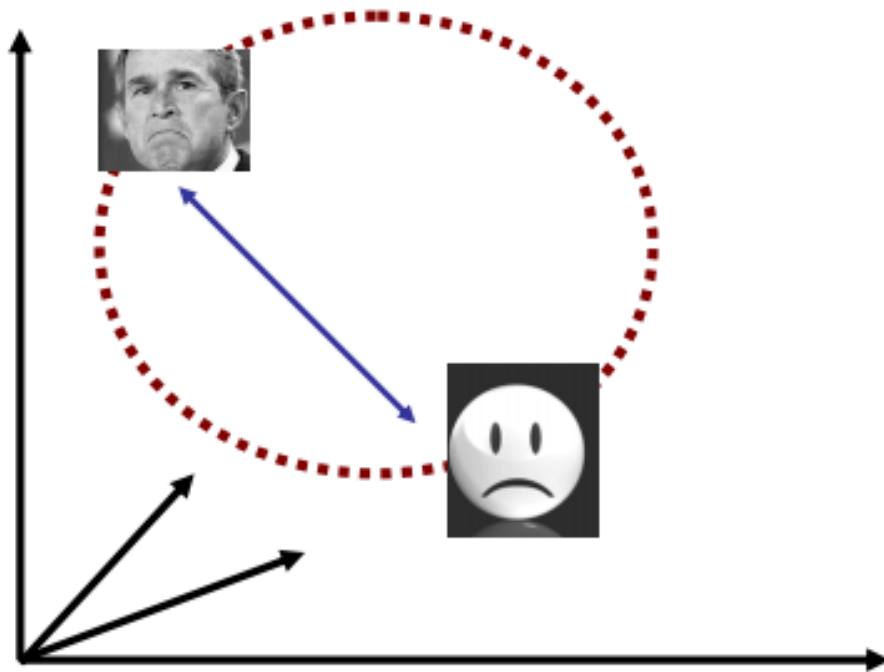
Eigenfaces and Fishfaces

- Principle Component Analysis (PCA)
- Linear Discriminant Analysis (LDA)

References:

1. Turk and Penland, Eigenfaces for Recognition, 1991
2. Belhumeur, Hespanha and Kriegman, Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection

Пространство лиц



- An image is a point in a high dimensional space
 - An $N \times M$ image is a point in \mathbb{R}^{NM}

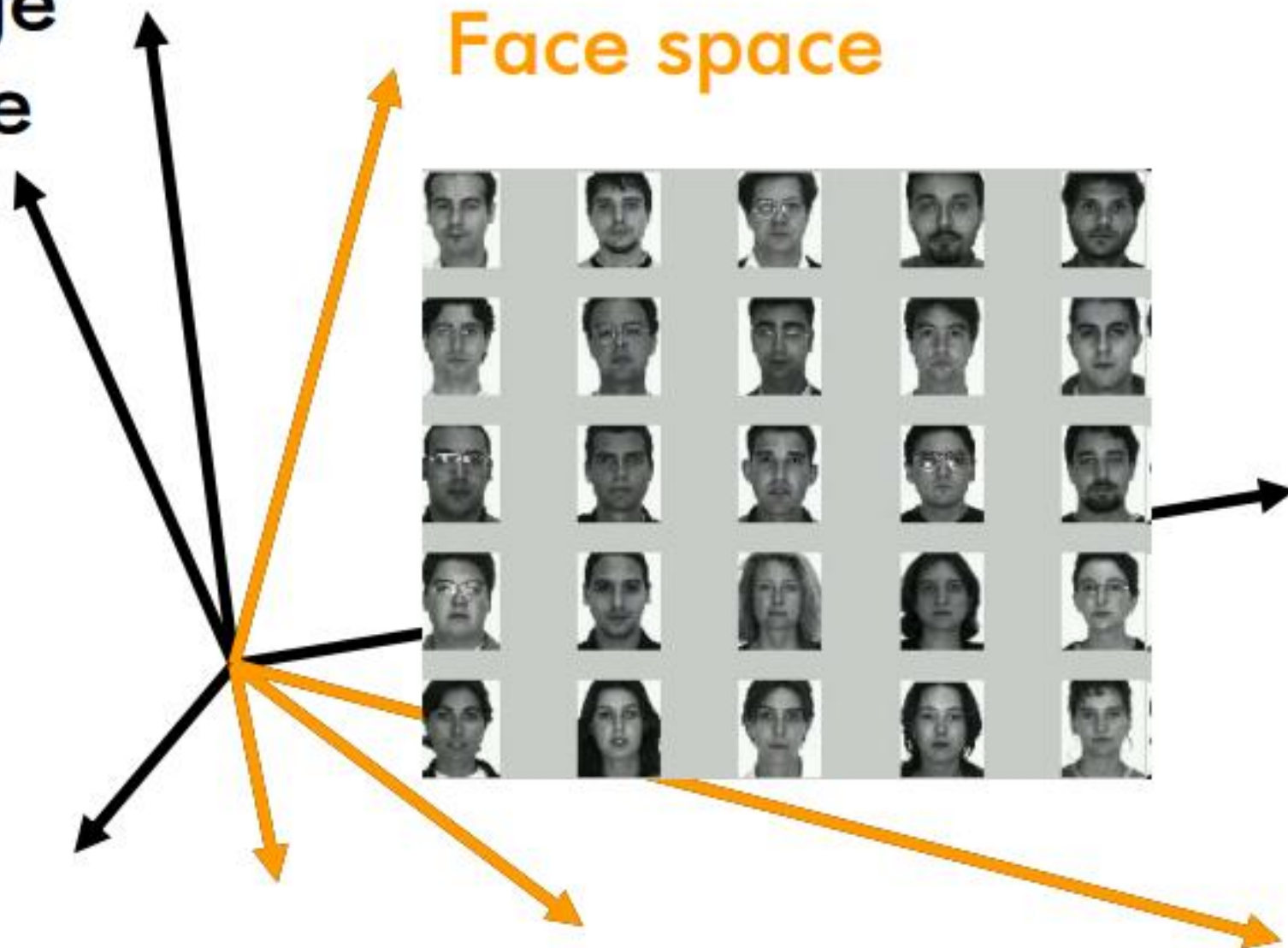
Eigenfaces основная идея

- Изображения в исходном множестве сильно коррелируют
- Значит, их можно сжать в мало-размерное подпространство, которое будет содержать характеристические особенности изображения.
- Использовать **РСА** для расчёта подпространства (dimensionality reduction)
- Сравнить два лица по отображению изображений в подпространстве и измерению **ЕВКЛИДОВОГО** расстояния между ними

$$\rho_E(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{l=1}^k (x_{il} - x_{jl})^2},$$

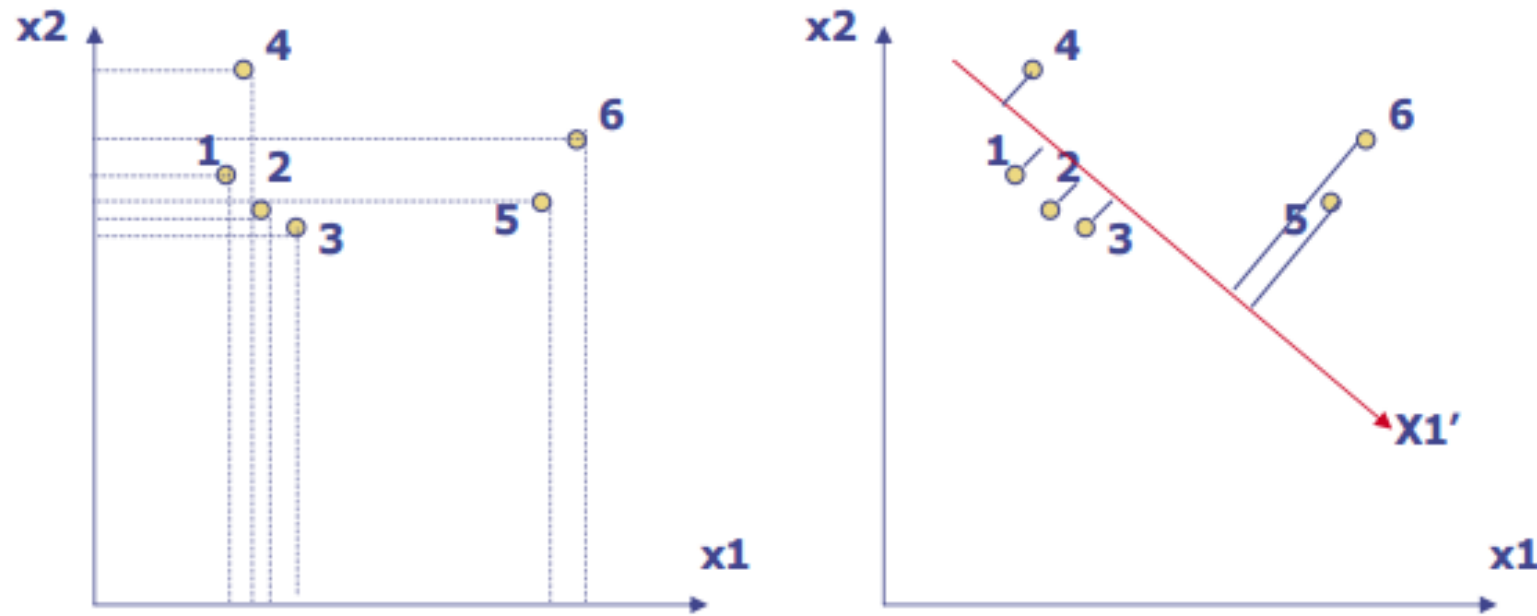
Image
space

Face space



- Computes p -dim subspace such that the projection of the data points onto the subspace has **the largest variance** among all p -dim subspaces.
- **Maximize the scatter** of the training images in face space

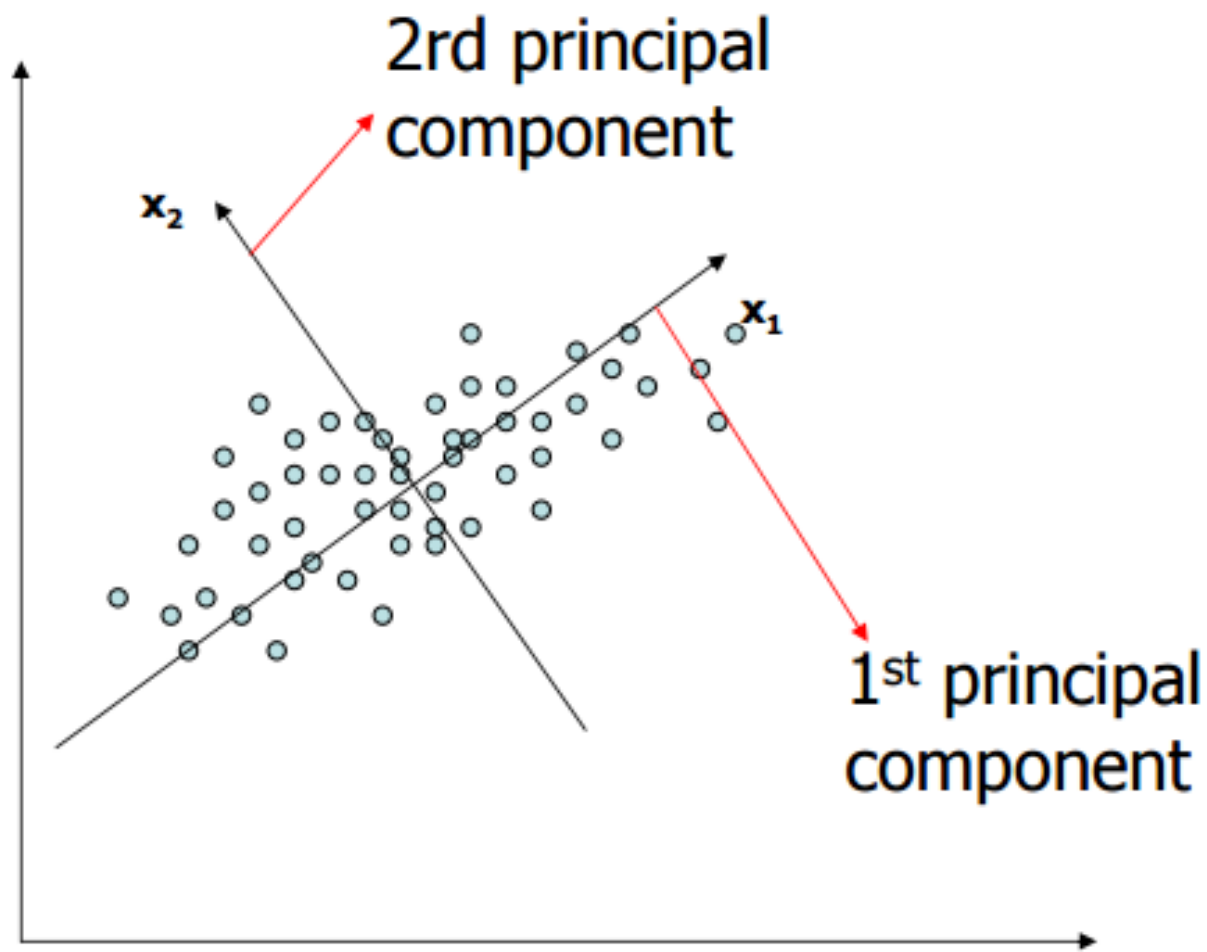
USE PCA for estimating the sub-space



PCA projection

- Computes p -dim subspace such that the projection of the data points onto the subspace has **the largest variance** among all p -dim subspaces.

USE PCA for estimating the sub-space

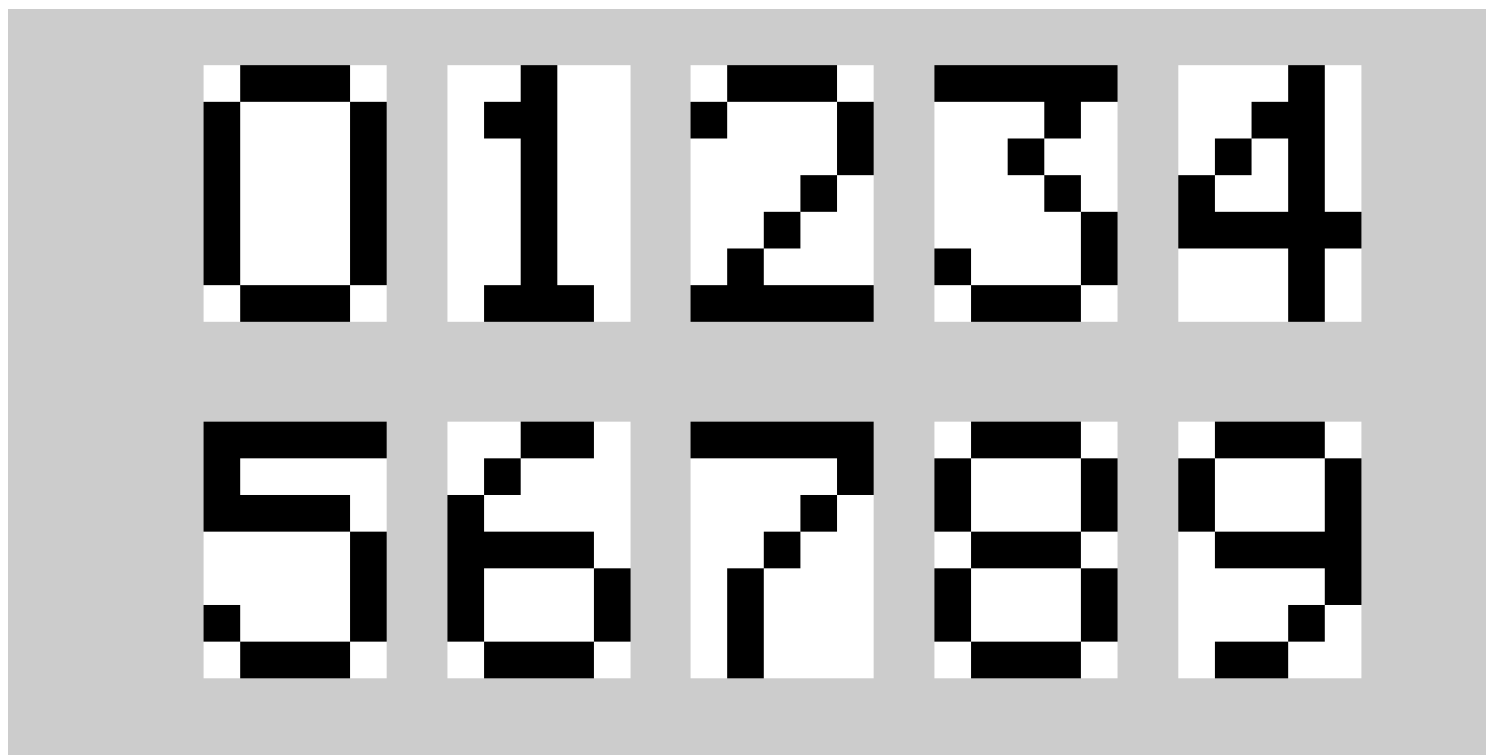


PCA (*principal component analysis*)

РСА – метод главных компонент

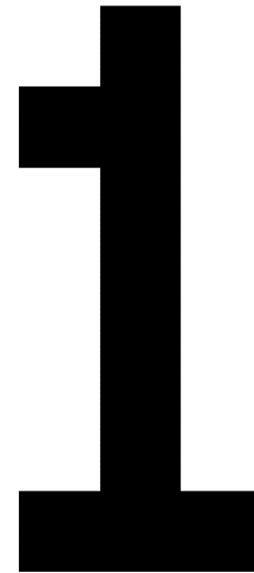
- **Метод главных компонент** (англ. principal component analysis, PCA) — один из основных способов уменьшить размерность данных, потеряв наименьшее количество информации. Изобретён Карлом Пирсоном в 1901 году. (с) wiki
- Вычисление главных компонент сводится к вычислению **собственных векторов** и **собственных значений** ковариационной матрицы исходных данных.
- *собственный вектор –определяется для квадратной матрицы или произвольного линейного преобразования как вектор, умножение матрицы на который или применение к которому преобразования даёт коллинеарный вектор — тот же вектор, умноженный на некоторое скалярное значение, называемое собственным значением.
- *матрица ковариаций - это матрица, составленная из попарных ковариаций элементов двух случайных векторов.

Easy as pie

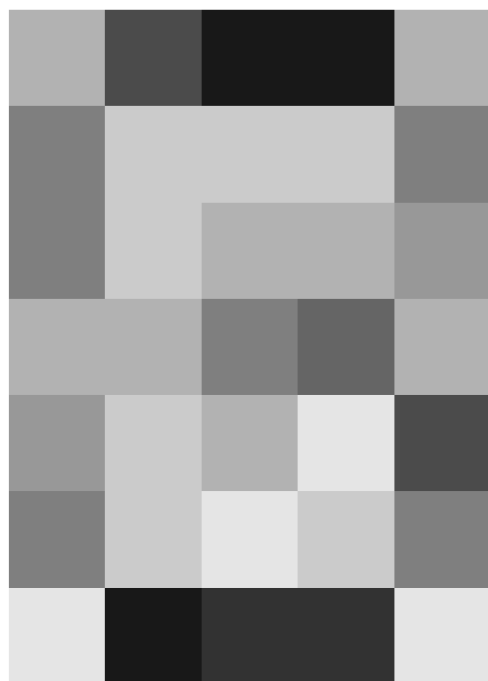


РСА на пальцах

0	0	1	0	0
0	1	1	0	0
0	0	1	0	0
0	0	1	0	0
0	0	1	0	0
0	0	1	0	0
0	1	1	1	0



Средняя цифра



0.3	0.7	0.9	0.9	0.3
0.5	0.2	0.2	0.2	0.5
0.5	0.2	0.3	0.3	0.4
0.3	0.3	0.5	0.6	0.3
0.4	0.2	0.3	0.1	0.7
0.5	0.2	0.1	0.2	0.5
0.1	0.9	0.8	0.8	0.1

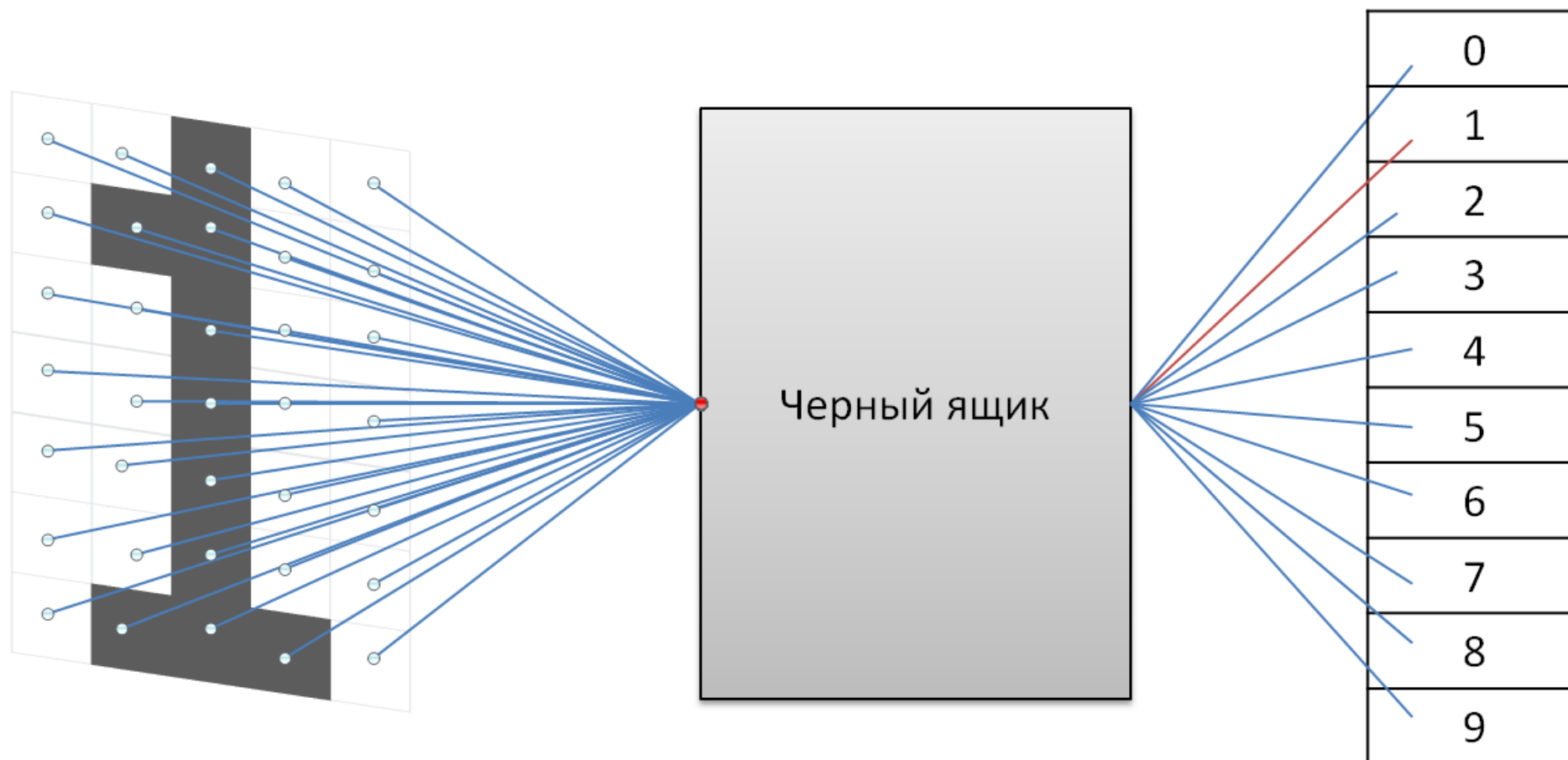
0.3	0.7	0.9	0.9	0.3
0.5	0.2	0.2	0.2	0.5
0.5	0.2	0.3	0.3	0.4
0.3	0.3	0.5	0.6	0.3
0.4	0.2	0.3	0.1	0.7
0.5	0.2	0.1	0.2	0.5
0.1	0.9	0.8	0.8	0.1

Положение (столбец, строка)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
(1,2)	1	0	1	0	0	1	0	0	1	1
(1,3)	1	0	0	0	0	1	1	0	1	1
(1,6)	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0
(3,4)	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1
(5,2)	1	0	1	0	0	0	0	1	1	1
(5,6)	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0

Положение (столбец, строка)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
(1,2)	1	0	1	0	0	1	0	0	1	1
(1,3)	1	0	0	0	0	1	1	0	1	1
(1,6)	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0
(3,4)	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1
(5,2)	1	0	1	0	0	0	0	1	1	1
(5,6)	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0

Положение (столбец, строка)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
(1,2)	1	0	1	0	0	1	0	0	1	1
(1,3)	1	0	0	0	0	1	1	0	1	1
(1,6)	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0
(3,4)	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1
(5,2)	1	0	1	0	0	0	0	1	1	1
(5,6)	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0

Положение (столбец, строка)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
(1,2)	1	0	1	0	0	1	0	0	1	1
(1,3)	1	0	0	0	0	1	1	0	1	1
(1,6)	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0
(3,4)	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1
(5,2)	1	0	1	0	0	0	0	1	1	1
(5,6)	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0



○ Вместо 35 сигналов подается только 4. Ура.

PCA Mathematical Formulation

PCA = eigenvalue decomposition of a data covariance matrix

Define a transformation, W ,

$$y_j = W^T x_j \quad j = 1, 2 \dots N$$

m-dimensional

Orthonormal $W \in \mathbb{R}^{n \times m}$

n-dimensional

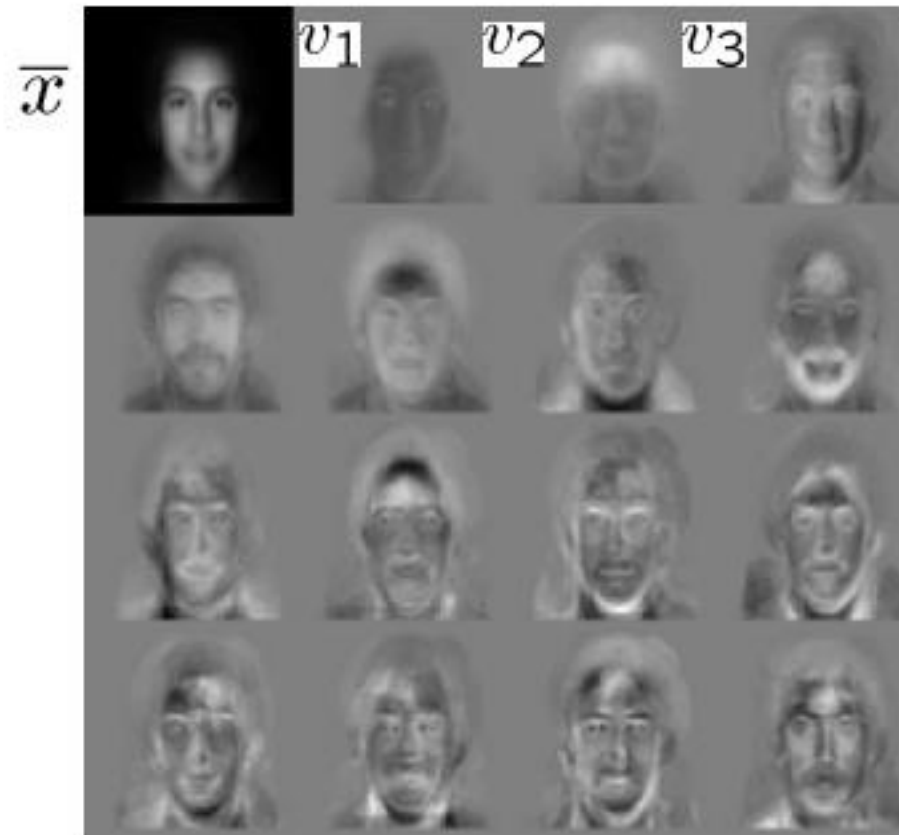
$$S_T = \sum_{j=1}^N (x_j - \bar{x})(x_j - \bar{x})^T = \text{Data Scatter matrix}$$

$$\tilde{S}_T = \sum_{j=1}^N (y_j - \bar{y})(y_j - \bar{y})^T = W^T S_T W = \text{Transf. data scatter matrix}$$

$$W_{opt} = \arg \max_W |W^T S_T W| = \left[\overbrace{w_1 \ w_2 \ \dots \ w_k}^{\text{Eigenvectors of } S_T} \right]$$

Eigenfaces

- PCA extracts the eigenvectors of S_T
 - Gives a set of vectors v_1, v_2, v_3, \dots
 - Each one of these vectors is a direction in face space:



Projecting onto the Eigenfaces

- The eigenfaces v_1, \dots, v_K span the space of faces
 - A face is converted to eigenface coordinates by

$$x \rightarrow (\underbrace{(x - \bar{x}) \cdot v_1}_{a_1}, \underbrace{(x - \bar{x}) \cdot v_2}_{a_2}, \dots, \underbrace{(x - \bar{x}) \cdot v_K}_{a_K})$$

$$x \approx \bar{x} + a_1 v_1 + a_2 v_2 + \dots + a_K v_K$$



X



$a_1 v_1$ $a_2 v_2$ $a_3 v_3$ $a_4 v_4$ $a_5 v_5$ $a_6 v_6$ $a_7 v_7$ $a_8 v_8$



Algorithm

Training

1. Align training images x_1, x_2, \dots, x_N



Note that each image is formulated into a long vector!

2. Compute average face $u = 1/N \sum x_i$



3. Compute the difference image $\varphi_i = x_i - u$

Algorithm

4. Compute the covariance matrix (total scatter matrix)

$$S_T = (1/N) \sum \varphi_i \varphi_i^T = BB^T, \quad B = [\varphi_1, \varphi_2 \dots \varphi_N]$$

5. Compute the eigenvectors of the covariance matrix, W

Testing

1. Projection in Eigenface

$$\text{Projection } \omega_i = W(X - u), \quad W = \{\text{eigenfaces}\}$$

2. Compare projections

Illustration of Eigenfaces

- The visualization of eigenvectors:



These are the first 4 eigenvectors from a training set of 400 images (ORL Face Database). They look like faces, hence called Eigenface.



Eigenfaces look somewhat like generic faces.

Reconstruction and Errors

$P = 4$



$P = 200$



$P = 400$



- Only selecting the top P eigenfaces \rightarrow reduces the dimensionality.
- Fewer eigenfaces result in more information loss, and hence less discrimination between faces.

Summary for Eigenface

Pros

- Non-iterative, globally optimal solution

Limitations

- PCA projection is optimal for reconstruction from a low dimensional basis, but may NOT be optimal for discrimination...

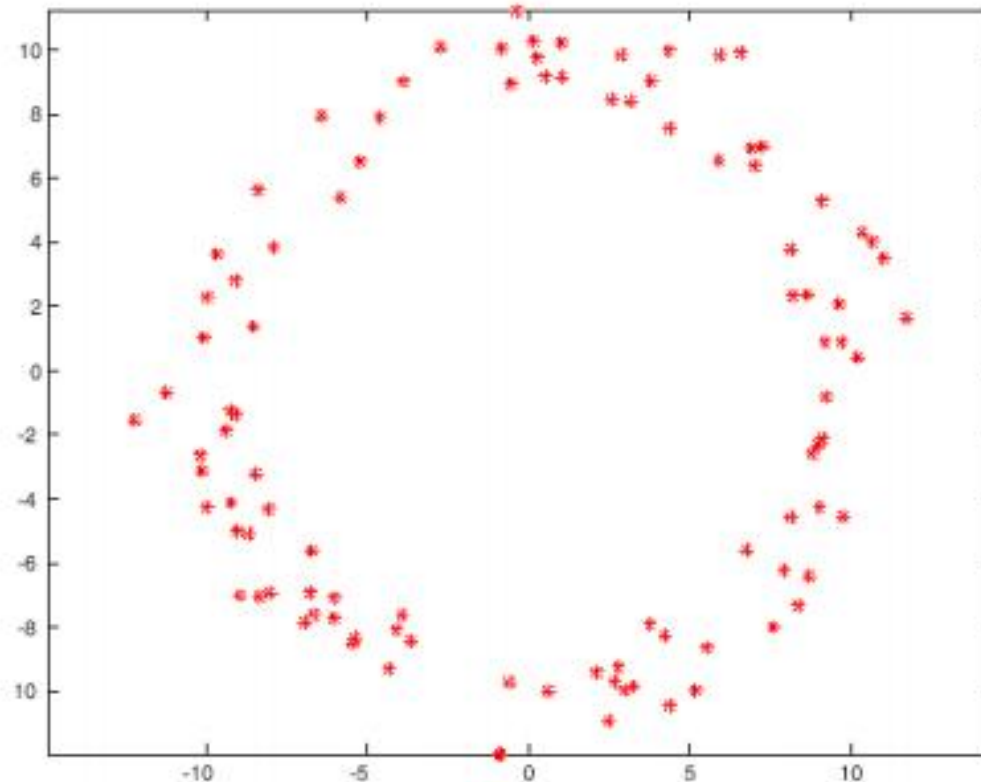
Limitations

- Global appearance method: not robust



Limitations

- PCA assumes that the data has a Gaussian distribution (mean μ , covariance matrix Σ)



The shape of this dataset is not well described by its principal components



http://www.youtube.com/watch?v=q4CrD_zfP08

Советую посмотреть. Толковый лысый коп рассказывает про распознавание лиц.

В следующих сериях...



$\sin(x)$



$\cos(x)$



$\tan(x)$



$\cot(x)$



$|x|$



x



x^2



$x^2 + y^2$



\sqrt{x}



$\sqrt{-x}$



$\frac{1}{x}$



crap.