

图像处理与分析

— 人脸识别

授课教师：孙剑

jiansun@mail.xjtu.edu.cn

<http://jiansun.gr.xjtu.edu.cn>

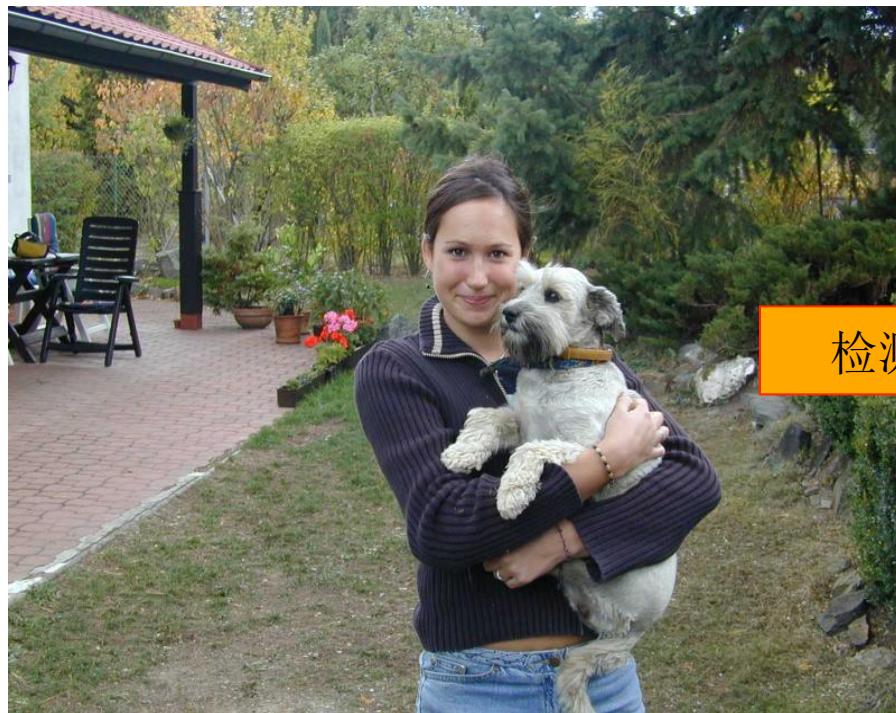
西安交通大学 数学与统计学院

目 录

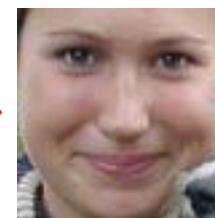
- 人脸识别的任务与应用
- 人脸检测
- 人脸识别方法
 - EigenFaces
 - FisherFaces
- 人类的人脸识别能力研究

人脸检测和识别

人脸检测与识别：自动检测出图像中的人脸，并对人脸的类别进行自动识别



检测



识别

“Sally”

人脸检测和识别

- 相机中的自动人脸检测功能



人脸检测和识别

- 视频监控：从监控视频中自动检测人脸，并对人的身份信息进行匹配和识别



■ Recording



Detecting....

Matching with Database



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



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

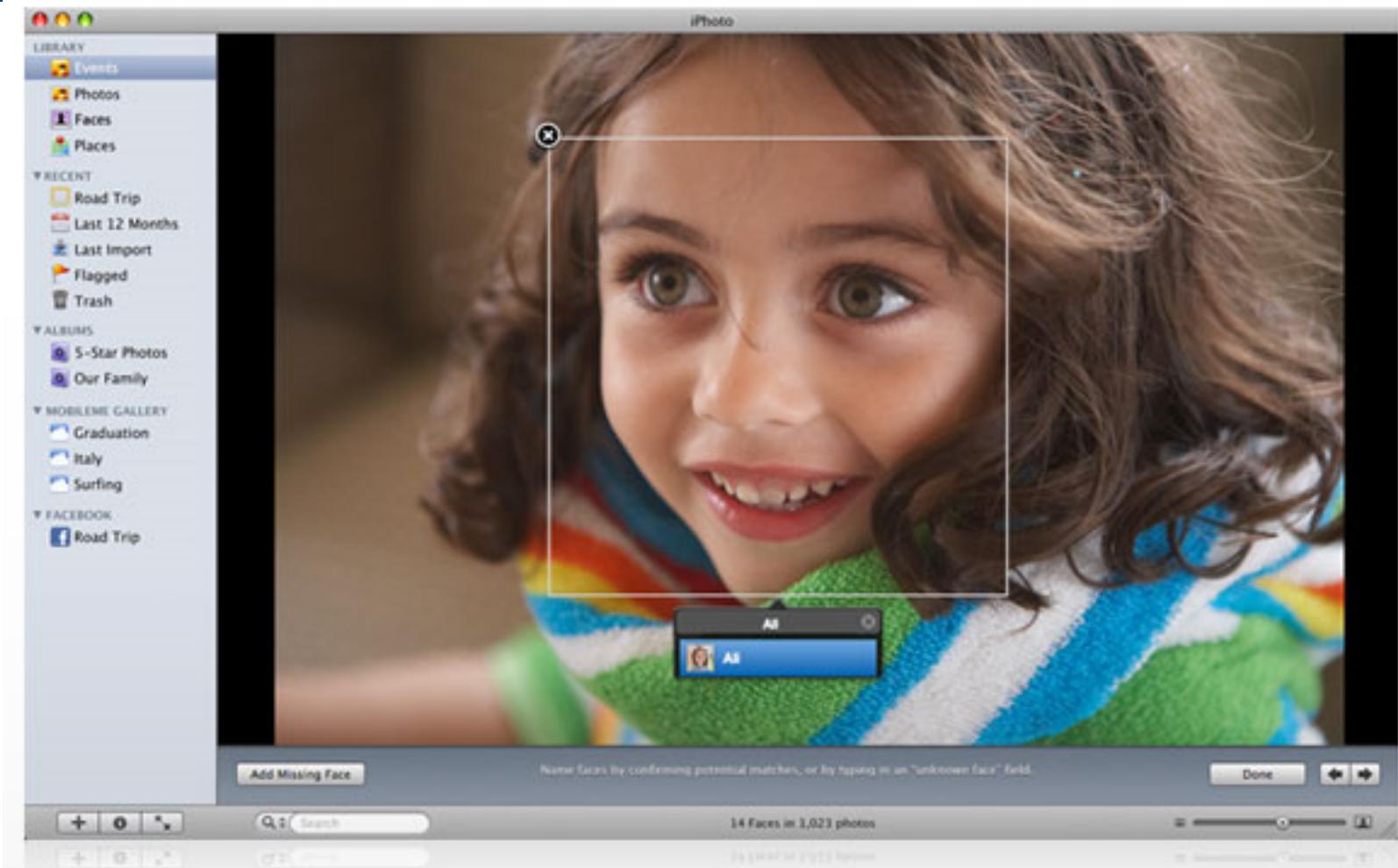
Report

人脸检测和识别

- 个人或家庭相册的组织



人脸检测和识别

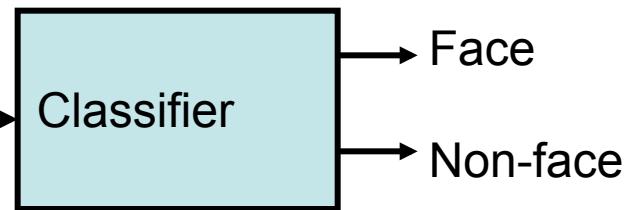


<http://www.apple.com/ilife/iphoto/>

人脸检测方法

检测步骤：

- 在图像中的每个子窗口中进行如下分类：
- 用图像分类算法分类窗口：
 - 是人脸
 - 不是人脸



人脸检测通常采用的特征：
LBP, HoG等



人脸检测方法

Method	Test Set 1		Test Set 2	
	Detection Rate	False Detections	Detection Rate	False Detections
Distribution based [154]	N/A	N/A	81.9%	13
Neural network [128]	92.5%	862	90.3%	42
Naive Bayes classifier [140]	93.0%	88	91.2%	12
Kullback relative information [24]	98.0%	12758	N/A	N/A
Support vector machine [107]	N/A	N/A	74.2%	20
Mixture of factor analyzers [175]	92.3%	82	89.4%	3
Fisher linear discriminant [175]	93.6%	74	91.5%	1
SNoW with primitive features [176]	94.2%	84	93.6%	3
SNoW with multi-scale features [176]	94.8%	78	94.1%	3
Inductive learning [38]	90%	N/A	N/A	N/A

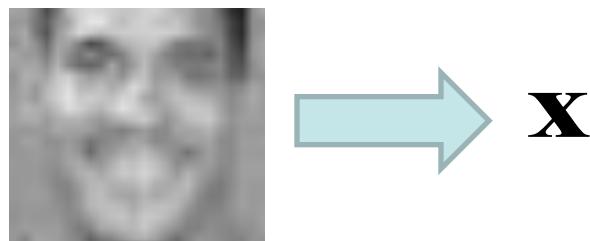
CMU benchmark数据库

Test set 1: 125 images with 483 faces

Test set 2: 20 images with 136 faces

人脸识别方法—“eigenfaces”

1. 将人脸图像作为一个向量（像素点灰度值为向量元素）



2. 通过最近邻方法识别该人脸



$$k = \operatorname{argmin}_k \|y_k^T - x\|$$

人脸识别方法—“eigenfaces”

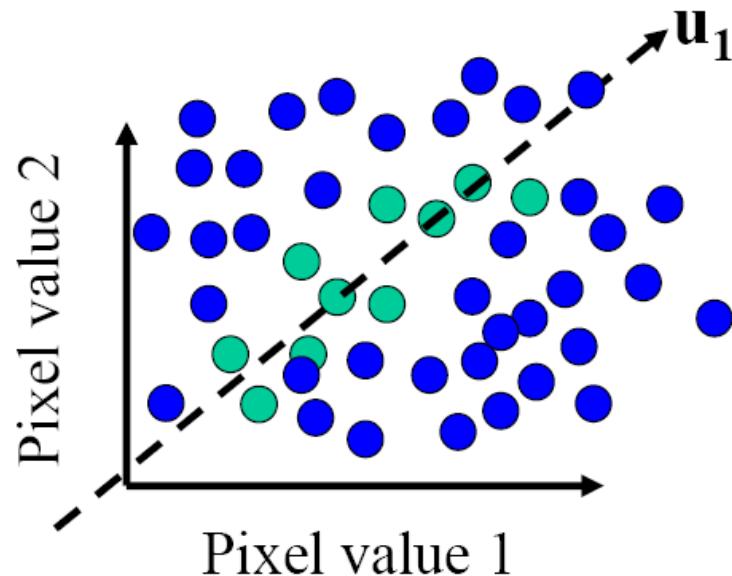
人脸图像空间：当将人脸图像认为是向量时，人脸图像空间是非常高维度的向量空间

- 100×100 分辨率 = 10,000 维向量
- 但是10,000维向量很少对应着人脸图像，人脸图像是高维空间中的一个子空间
- 人脸图像子空间建模：研究人脸图像的子空间



人脸识别方法—“eigenfaces”

- “Eigenface” 基本思想: 学习人脸的低维子空间, 能更好的描述人脸图像的变化。



- A face image
- A (non-face) image

人脸识别方法—“eigenfaces”

人脸子空间发掘的主成分分析方法:

Principal Component Analysis (PCA)

输入: N 个人脸向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N$

- 寻找单位向量 \mathbf{u} ，使得在该向量方向人脸数据方差最大:

$$u(\mathbf{x}_i) = \mathbf{u}^T(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})$$

($\boldsymbol{\mu}$: 数据点的均值)

人脸识别方法—“eigenfaces”

关于 \mathbf{u} 极大化: $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \underbrace{\mathbf{u}^T(\mathbf{x}_i - \mu)(\mathbf{u}^T(\mathbf{x}_i - \mu))^T}_{\text{数据点投影}}$ subject to $\|\mathbf{u}\|=1$

$$\begin{aligned} &= \mathbf{u}^T \left[\underbrace{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_i - \mu)(\mathbf{x}_i - \mu)^T}_{\text{数据的协方差矩阵}} \right] \mathbf{u} \\ &= \mathbf{u}^T \Sigma \mathbf{u} \end{aligned}$$

因此, 极大化方差方向为数据协方差矩阵的最大特征值对应的特征向量

人脸识别方法—“eigenfaces”

实现细节：

- 协方差计算量过大
- 通常人脸样本数量 $\ll N$ (人脸向量维度)
- 计算技巧
 - \mathbf{X} 是正规化后的训练人脸数据矩阵 (每行为一个人脸)
 - 解决 \mathbf{XX}^T 特征值问题, 而不是 $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$
 - $\mathbf{X}^T\mathbf{u}$ 为 $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ 的最大特征值对应特征向量

人脸识别方法—“eigenfaces”

Eigenfaces计算步骤：

1. 计算人脸数据矩阵的协方差矩阵
2. 计算协方差矩阵的特征向量(“eigenfaces”)
 - K 个最大特征值对应的特征向量
3. 将人脸图像表示为“eigenfaces”的线性组合
4. 采用最近邻方法识别人脸

M. Turk and A. Pentland, [Face Recognition using Eigenfaces](#), CVPR 1991

人脸识别方法—“eigenfaces”



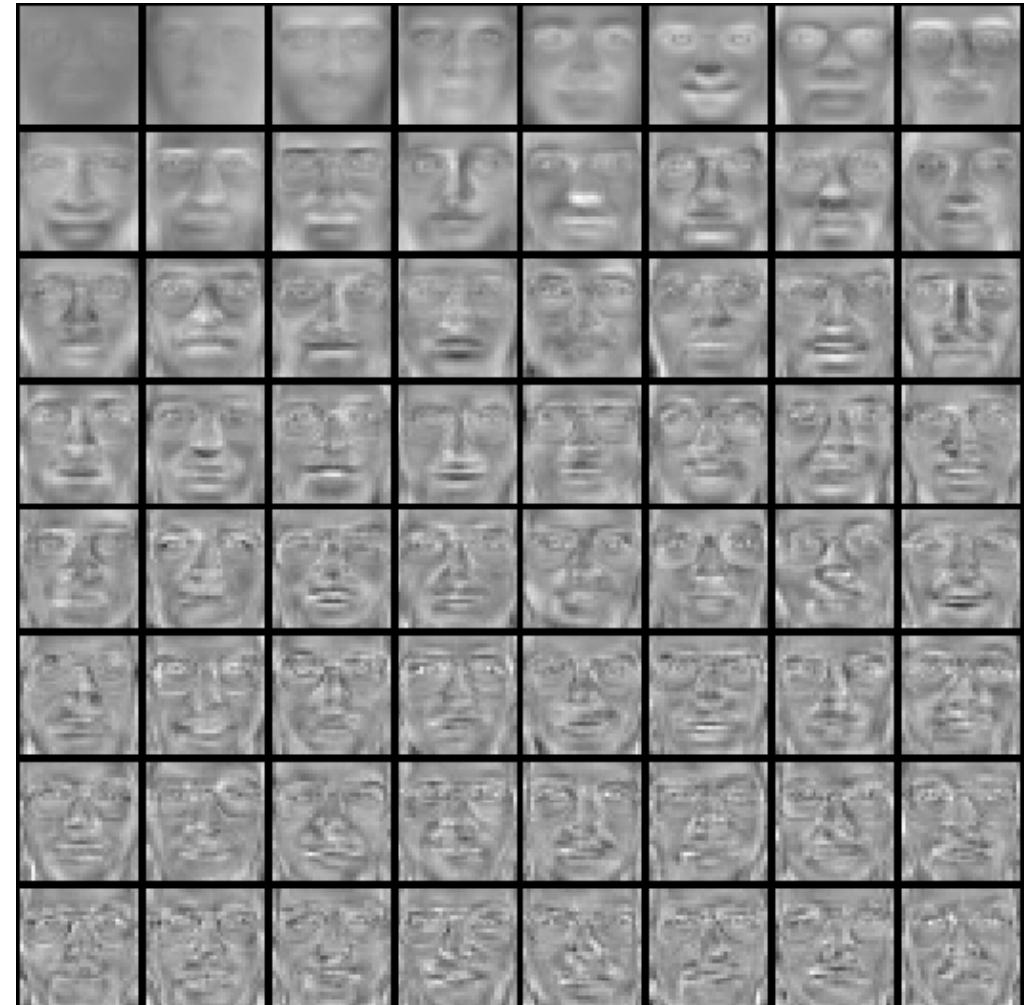
Eigenface的例子：

- 训练数据
- x_1, \dots, x_N

人脸识别方法—“eigenfaces”

最大特征值对应的特征向量: u_1, \dots, u_k

平均脸: μ



人脸识别方法—“eigenfaces”

不同的主成分 u_k



$\mu + 3\sigma_k u_k$



$\mu - 3\sigma_k u_k$



人脸识别方法—“eigenfaces”

人脸的表达和重建

- 人脸 \mathbf{x} 可以在eigenfaces坐标下进行表达:



$$\begin{aligned}\mathbf{x} &\rightarrow [\mathbf{u}_1^T(\mathbf{x} - \mu), \dots, \mathbf{u}_k^T(\mathbf{x} - \mu)] \\ &= w_1, \dots, w_k\end{aligned}$$

人脸识别方法—“eigenfaces”

- 人脸 \mathbf{x} 在eigenfaces空间坐标下的表达:



$$\mathbf{x} \rightarrow [\mathbf{u}_1^T(\mathbf{x} - \mu), \dots, \mathbf{u}_k^T(\mathbf{x} - \mu)] \\ = w_1, \dots, w_k$$

- 人脸重建:

$$\hat{\mathbf{x}} = \mu + w_1\mathbf{u}_1 + w_2\mathbf{u}_2 + w_3\mathbf{u}_3 + w_4\mathbf{u}_4 + \dots$$

$\hat{\mathbf{x}}$

=

μ

+



人脸识别方法—“eigenfaces”

- Eigenfaces的可视化:



最大的4个特征值对应的特征脸

人脸识别方法—“eigenfaces”



人脸例子

特征脸

用ORL人脸数据库中的400张人脸计算出的特征脸

人脸识别方法—“eigenfaces”

人脸的重建:

$P = 4$



$P = 200$



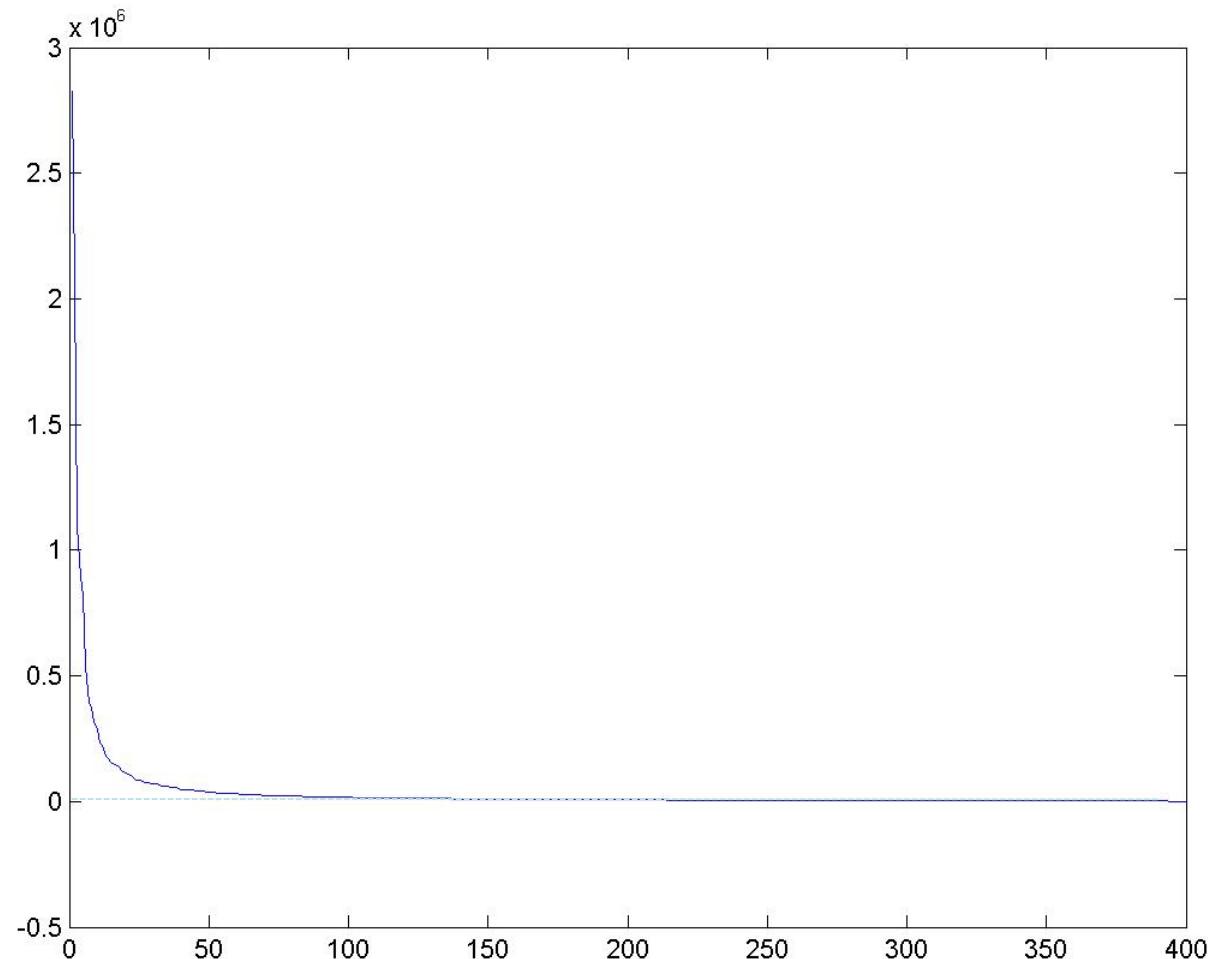
$P = 400$

(400个特征向量
重建结果)



人脸识别方法—“eigenfaces”

特征值 (沿着特征向量的方差)



人脸识别方法—“eigenfaces”

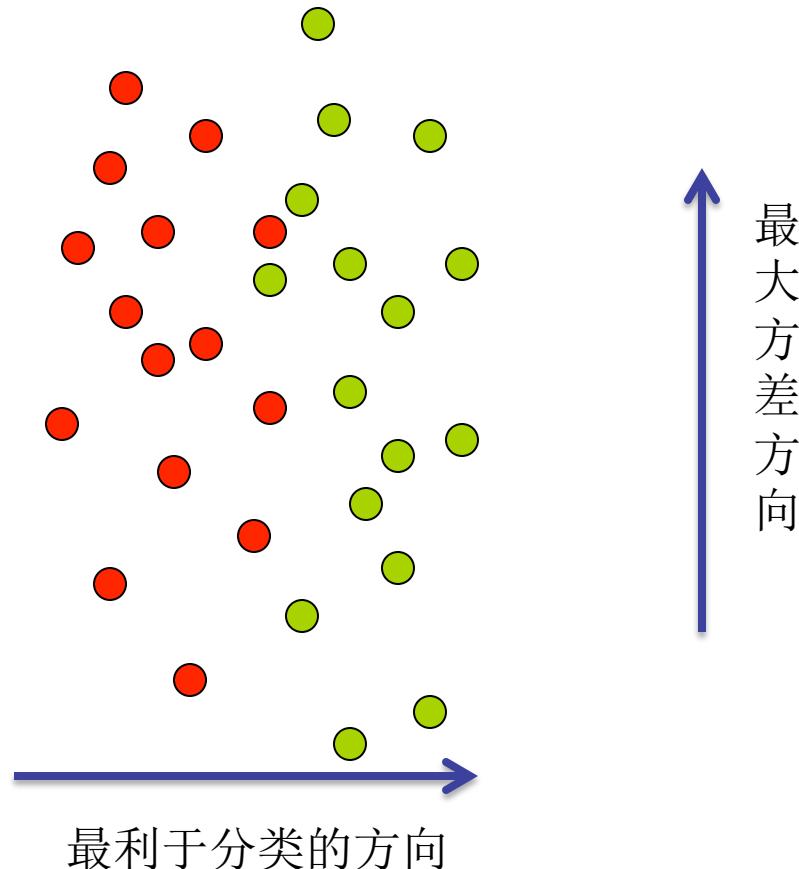
- 基于eigenfaces的人脸识别方法流程：
训练数据处理
- 计算 Σ 的特征向量，找到 k 个主成分（特征脸） u_1, \dots, u_k
- Project each training image x_i onto subspace spanned by principal components:
 $(w_{i1}, \dots, w_{ik}) = (u_1^T(x_i - \mu), \dots, u_k^T(x_i - \mu))$

测试图像x的处理

- 投影到子空间：
 $(w_1, \dots, w_k) = (u_1^T(x - \mu), \dots, u_k^T(x - \mu))$
- 分类该人脸图像（判读是哪人）：找到训练数据中的最近邻人脸图像，将测试图像 x 标记为最近邻人脸图像类别。

人脸识别方法—“eigenfaces”

- 方法局限性：最大方差方向不一定是最容易分类的方向



人脸识别方法—“Fisherfaces”

Fisherfaces: 采用Fisher线性判别分析学习到的主方向。

- Fisher Linear Discriminants (FLD) → “Fisher Faces”

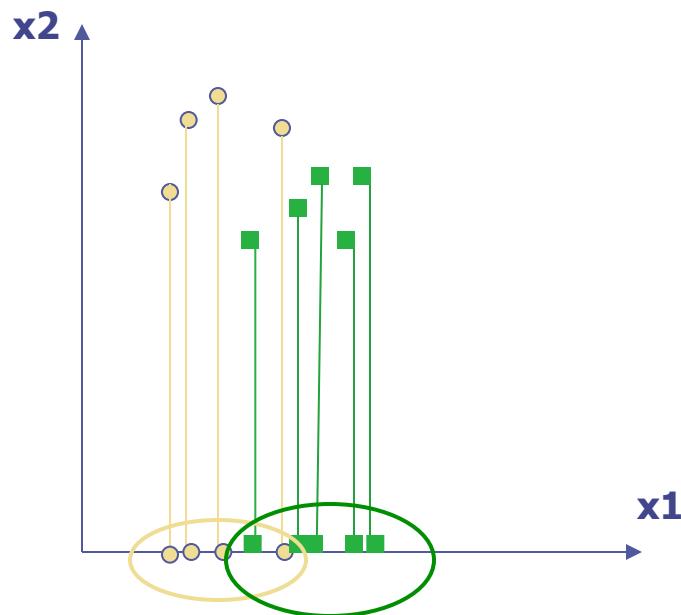
Eigenfaces和Fisherfaces对比:

- Eigenfaces: 采用PCA方法，投影后保持数据点的方差
- Fisherfaces: 采用FLD，投影后保持判别能力
 - 寻找投影方向，使得投影之后能极大化不同类间的散度、并且极小化类内的散度

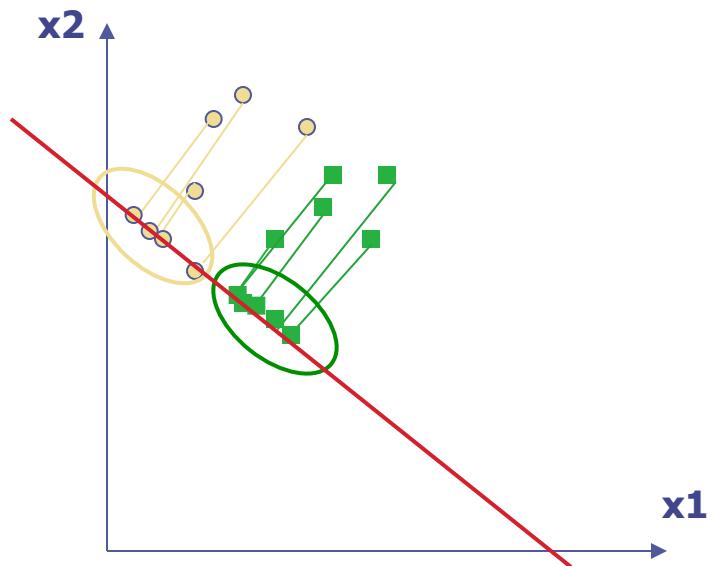
Reference: [Eigenfaces vs. Fisherfaces, Belhumer et al., PAMI 1997](#)

人脸识别方法—“Fisherfaces”

- ◆ 投影方向选择示意图:



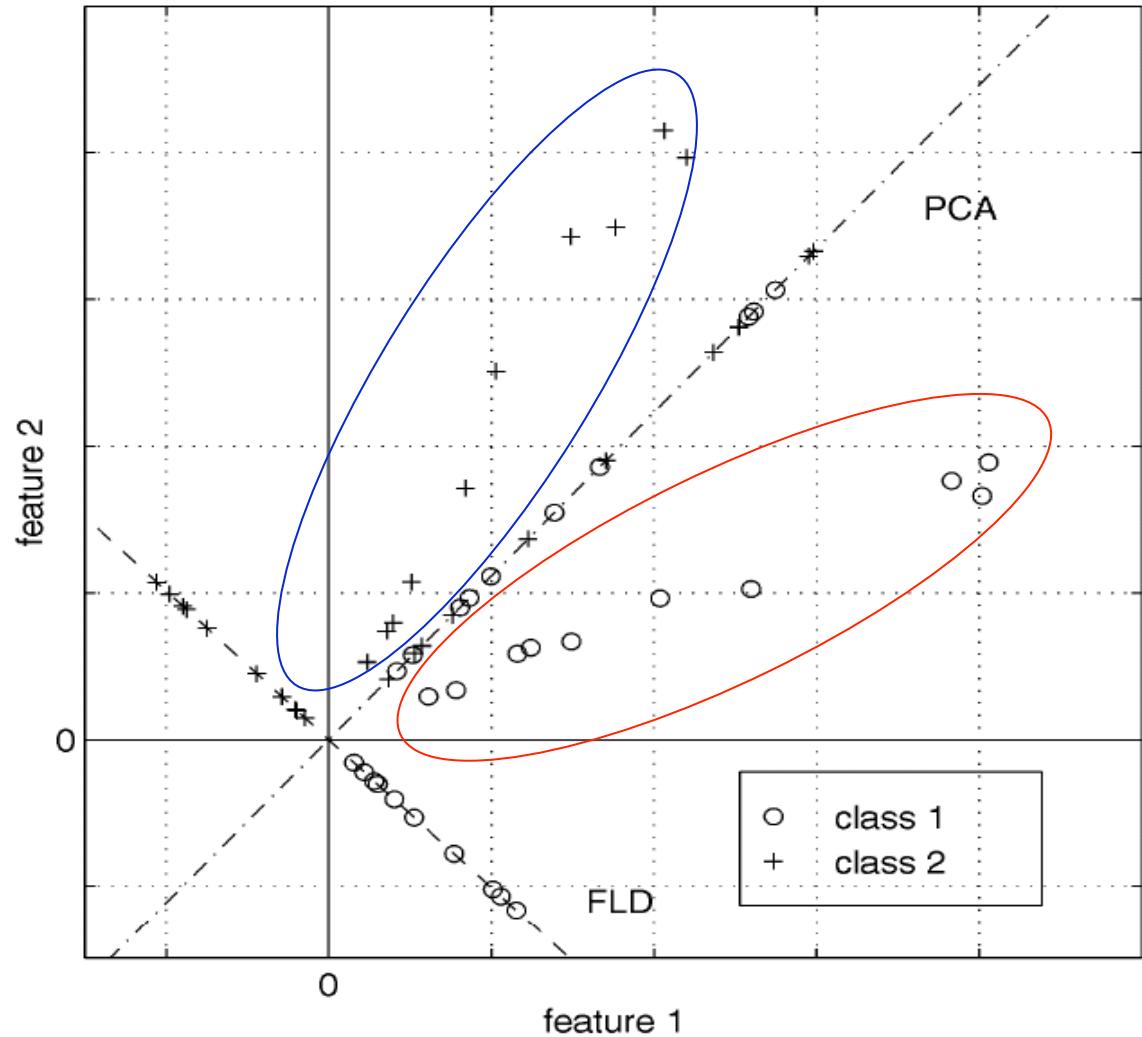
不好的投影方向



好的投影方向

人脸识别方法—“Fisherfaces”

与PCA方法的比较：



人脸识别方法—“Fisherfaces”

方法中的变量定义：

- N 个样本图像:

$$\{x_1, \dots, x_N\}$$

- c 个类别:

$$\{\chi_1, \dots, \chi_c\}$$

- 类平均:

$$\mu_i = \frac{1}{N_i} \sum_{x_k \in \chi_i} x_k$$

- 所有数据的平均:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k$$

人脸识别方法—“Fisherfaces”

散度矩阵：

- 第*i*类散度：

$$S_i = \sum_{x_k \in \chi_i} (x_k - \mu_i)(x_k - \mu_i)^T$$

- 类内散度：

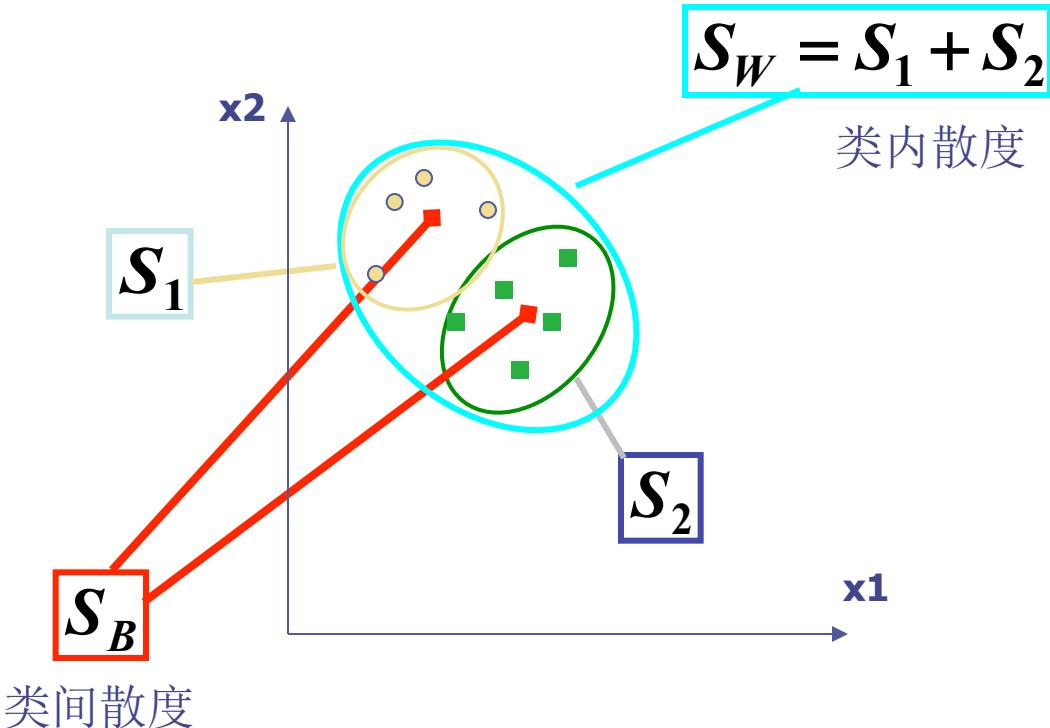
$$S_W = \sum_{i=1}^c S_i$$

- 类间散度：

$$S_B = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T$$

人脸识别方法—“Fisherfaces”

变量定义示意图：



人脸识别方法—“Fisherfaces”

- 投影之后

- 类间散度
 - 类内散度

$$y_k = W^T x_k$$

$$\tilde{S}_B = W^T S_B W$$

$$\tilde{S}_W = W^T S_W W$$

- 优化目标：期望类间散度高，类内散度低

$$W_{opt} = \arg \max_w \frac{|\tilde{S}_B|}{|\tilde{S}_W|} = \arg \max_w \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|}$$

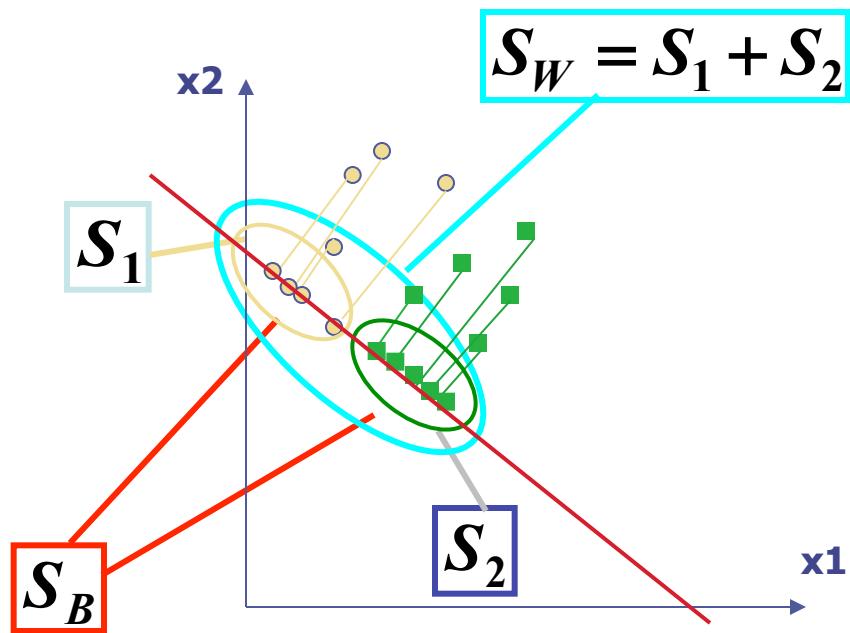
- 问题的解：广义特征值分解问题

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i \quad i=1, \dots, m$$

- $\text{Rank}(S_B) \leq |C|-1$
 - $\text{Rank}(S_W) \leq N-C$

人脸识别方法—“Fisherfaces”

示意图：



人脸识别方法—“Fisherfaces”

Fisherfaces算法流程：

- 计算类内和类间散度矩阵

$$S_i = \sum_{x_k \in \chi_i} (x_k - \mu_i)(x_k - \mu_i)^T \quad S_W = \sum_{i=1}^c S_i \quad S_B = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T$$

- 解决广义特征值问题

$$W_{opt} = \arg \max_w \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} \quad S_B w_i = \lambda_i S_W w_i \quad i = 1, \dots, m$$

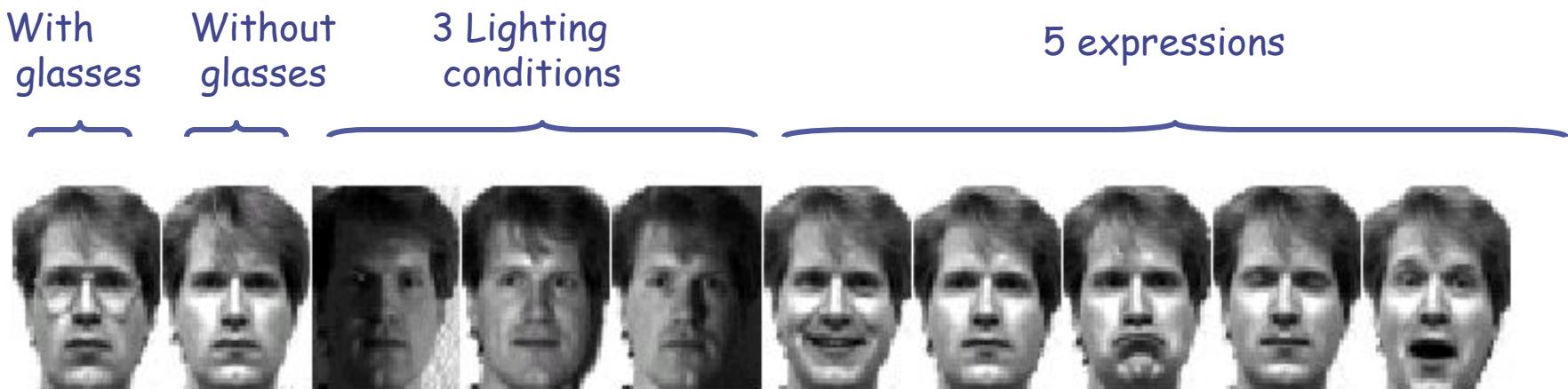
- 将人脸图像数据 x 投影到FLD子空间，并用最近邻算法进行分类

$$\hat{x} = {W_{opt}}^T x$$

人脸识别方法结果比较

Eigenface vs. Fisherface

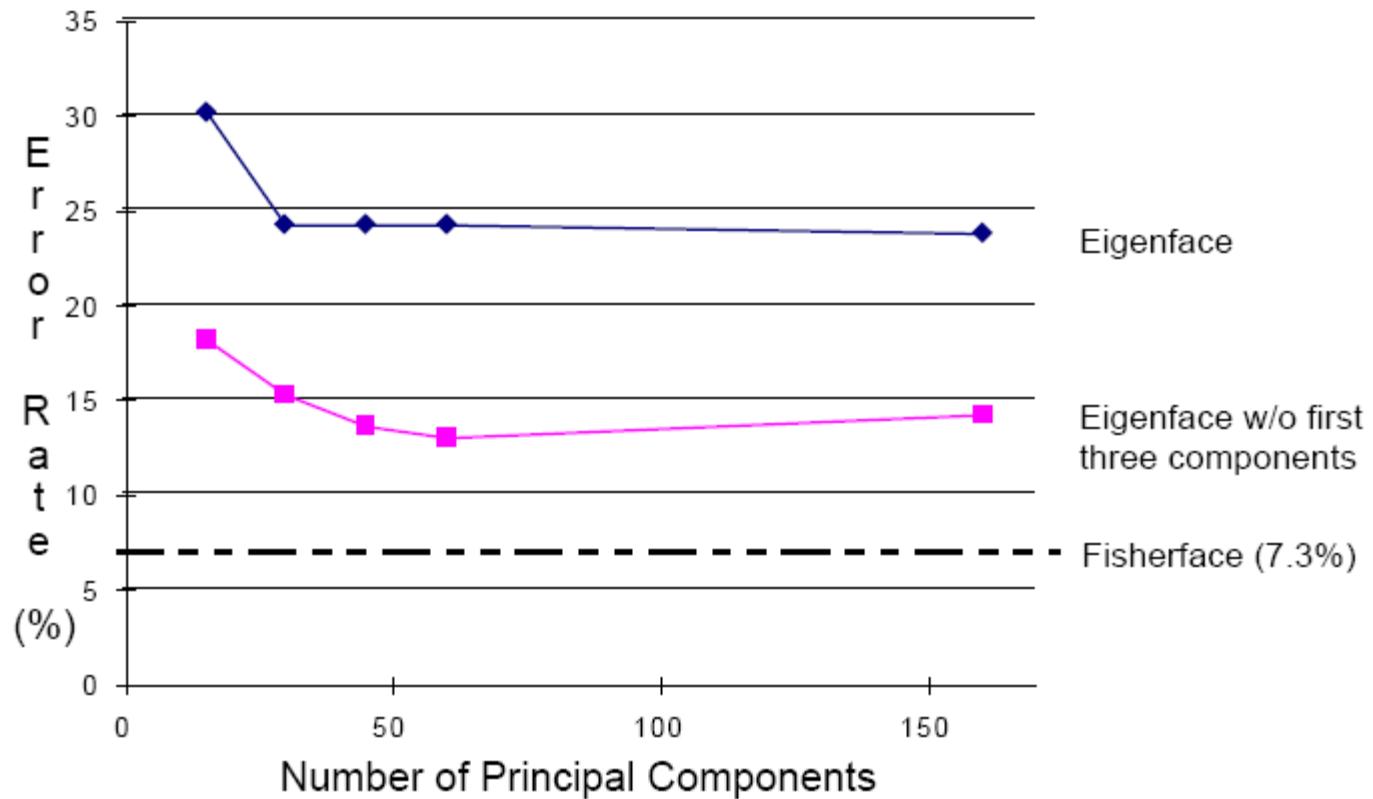
- 数据集：16个人、共160张人脸图像
- 人脸数据的变化：表情变化、眼睛、光照变化



Reference: [Eigenfaces vs. Fisherfaces](#), Belhumeur et al., PAMI 1997

人脸识别方法结果比较

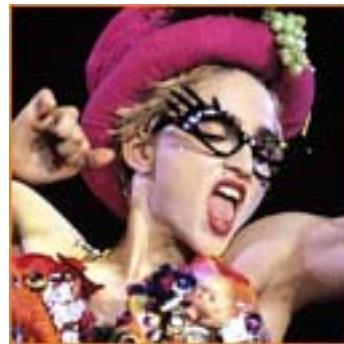
Eigenface vs. Fisherface



Reference: [Eigenfaces vs. Fisherfaces, Belhumeur et al., PAMI 1997](#)

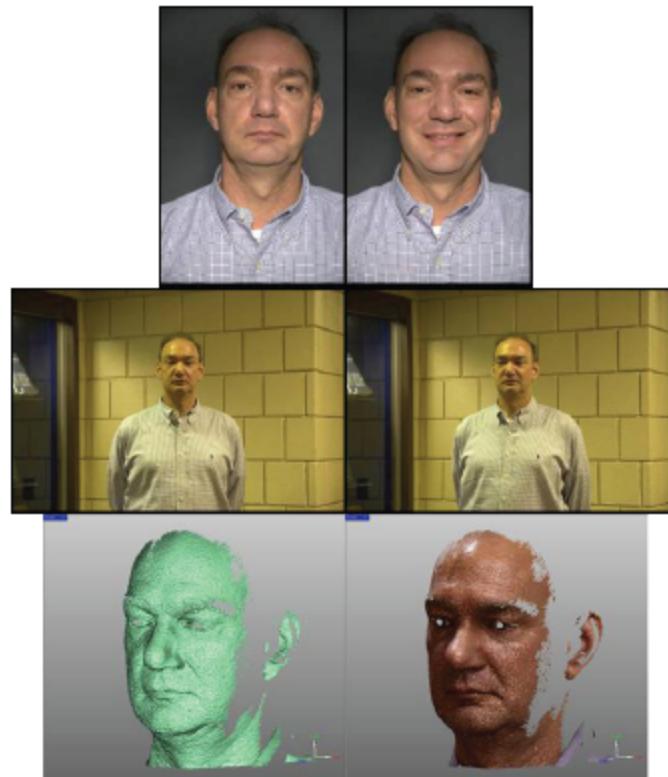
人脸识别方法的挑战

表情、光照、年龄、姿态等变化



Large scale comparison of methods

- FRVT 2006 Report

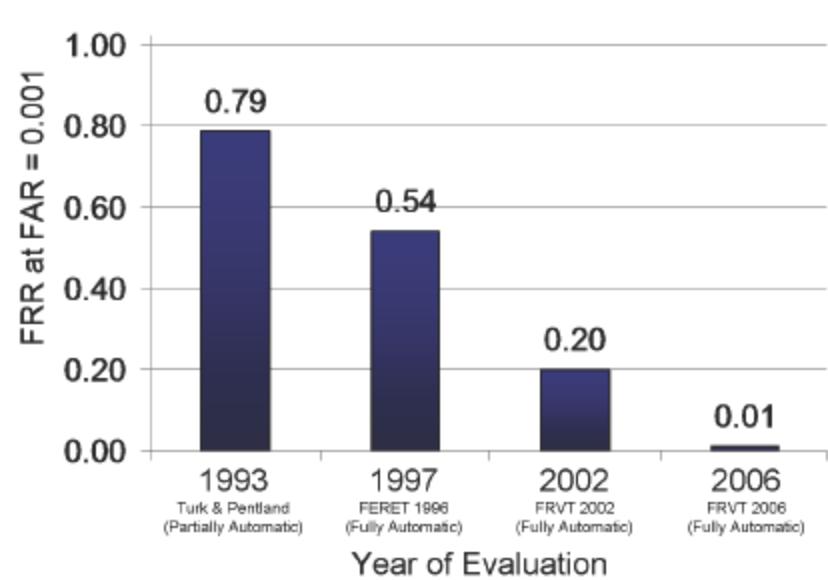


FVRT Challenge

- Frontal faces

- FVRT2006 evaluation

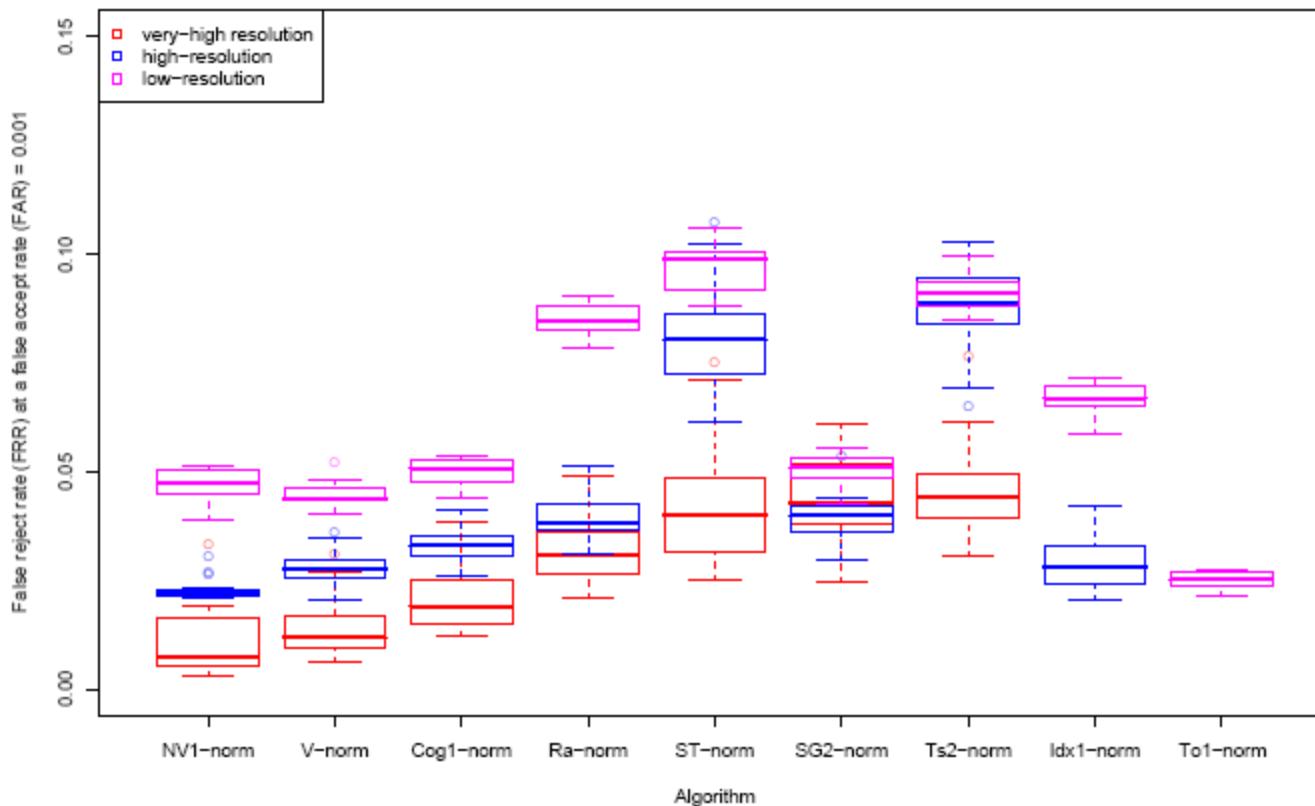
False
Rejection
Rate at False
Acceptance
Rate = 0.001



FVRT Challenge

- Frontal faces

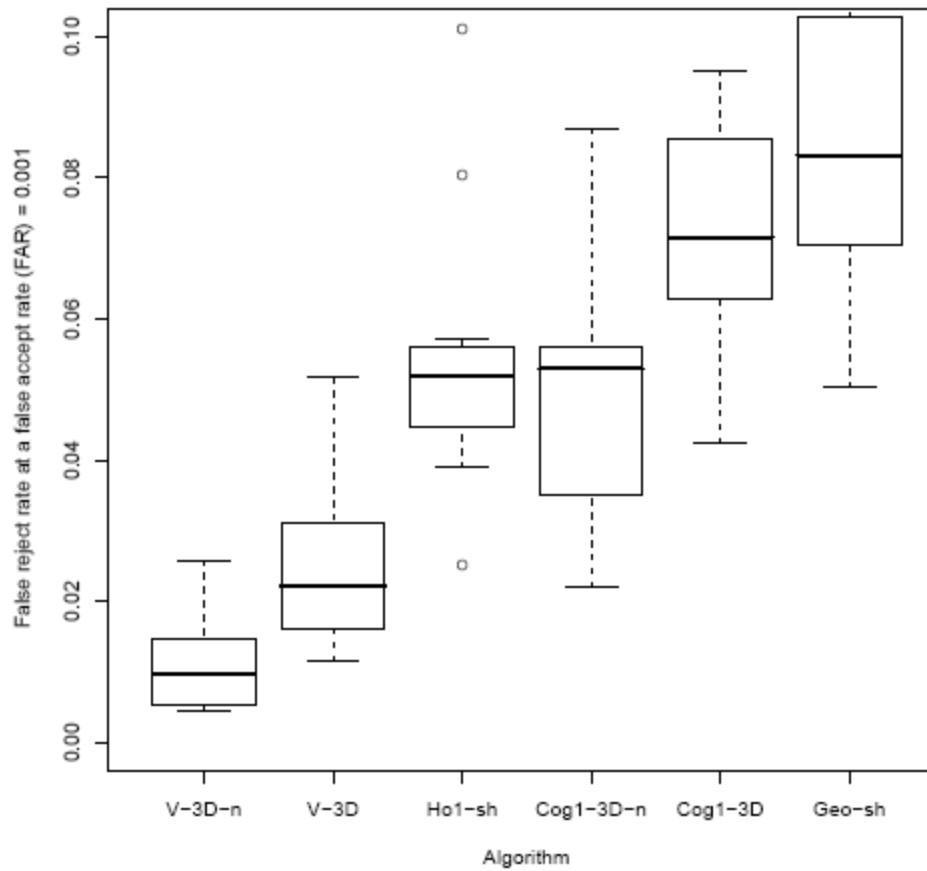
- FVRT2006 evaluation: controlled illumination



FVRT Challenge

- Frontal faces

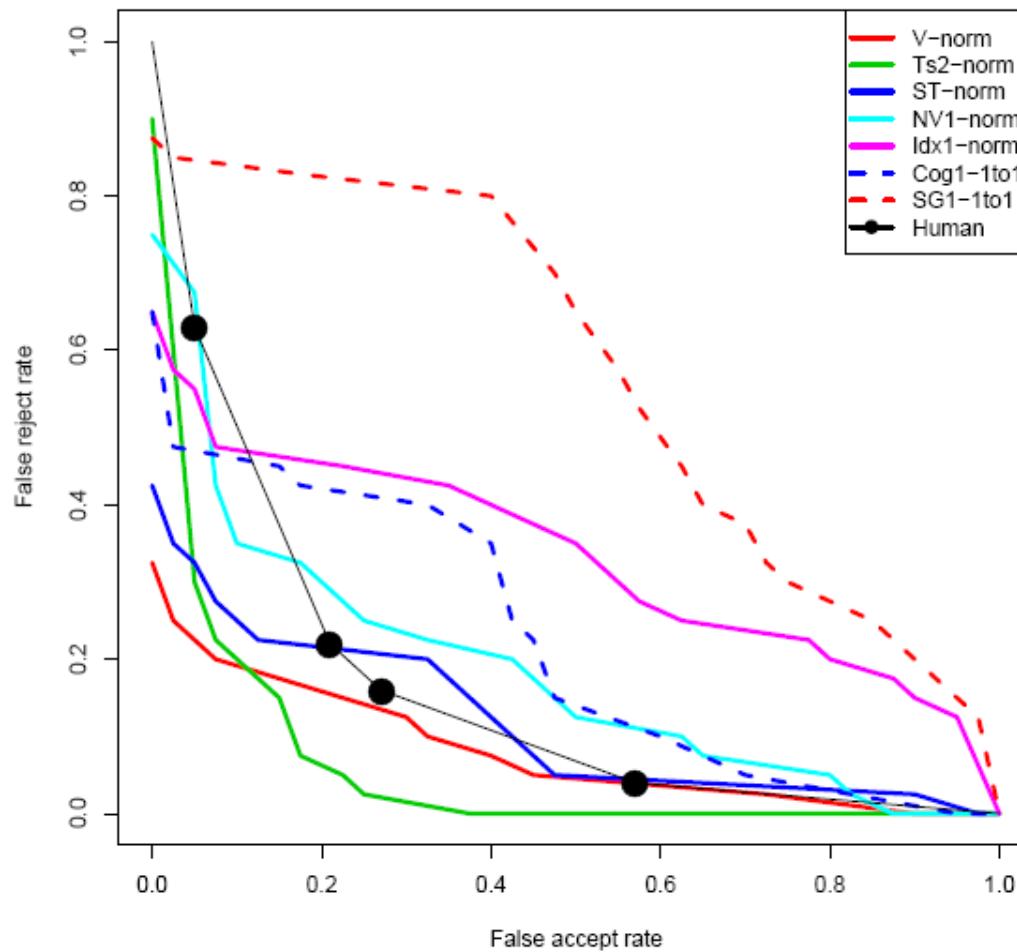
- FVRT2006 evaluation: uncontrolled illumination



FVRT Challenge

- Frontal faces

- FVRT2006 evaluation: computers win!

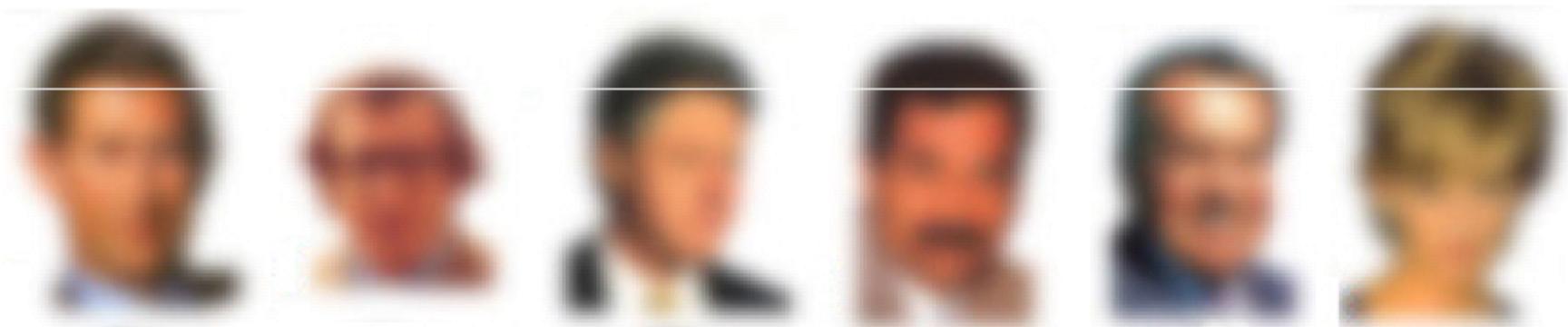


人类的人脸识别能力

Face recognition by humans: 20 results (2005)

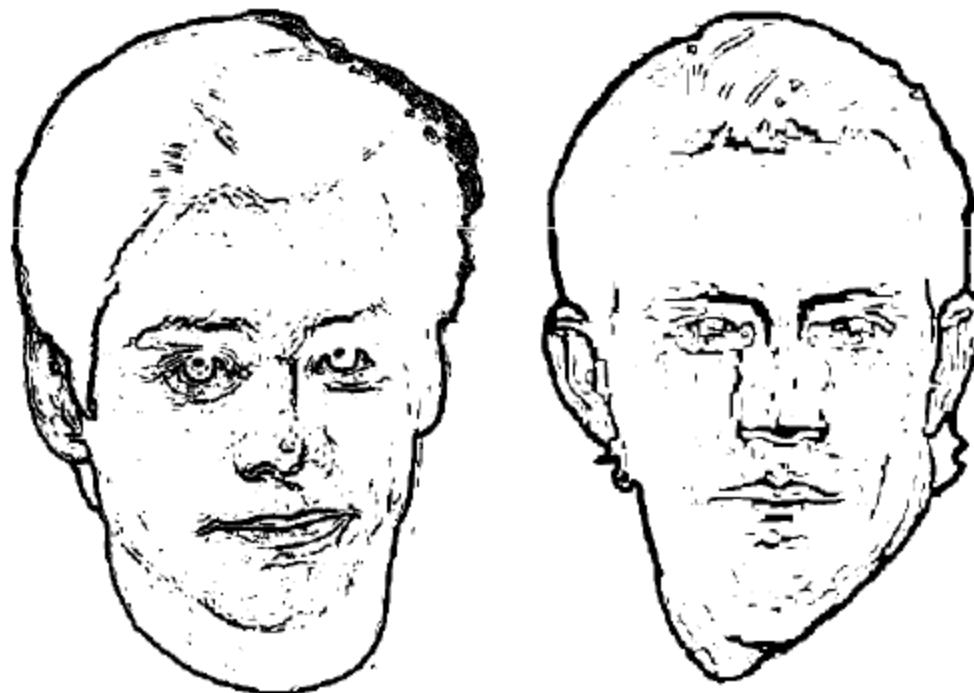
Result 1

- ▶ Humans can recognize faces in extremely low resolution images.



Result 3

- ▶ High-frequency information by itself does not lead to good face recognition performance



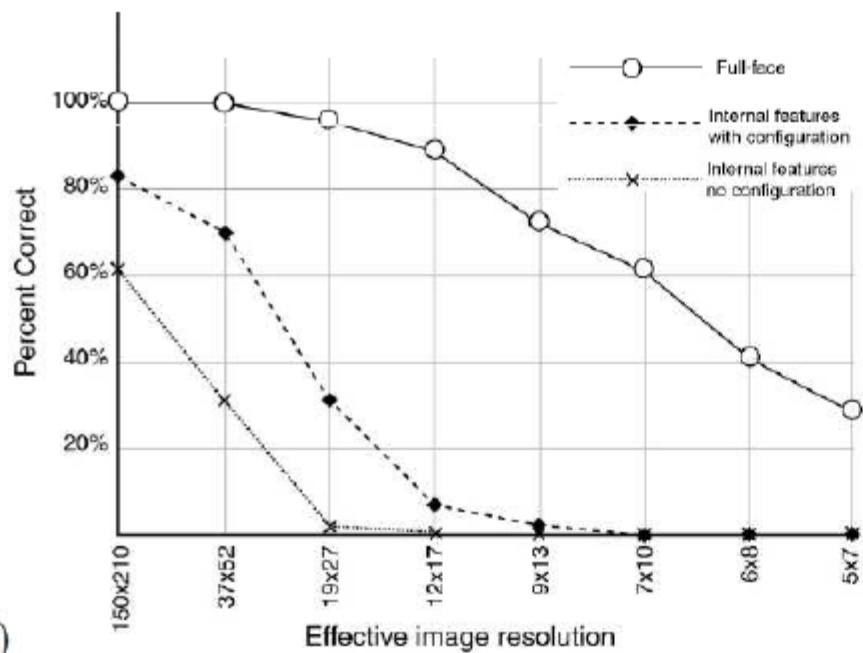
Result 5

- ▶ Eyebrows are among the most important for recognition



Result 6

- Both internal and external facial cues are important and they exhibit non-linear interactions



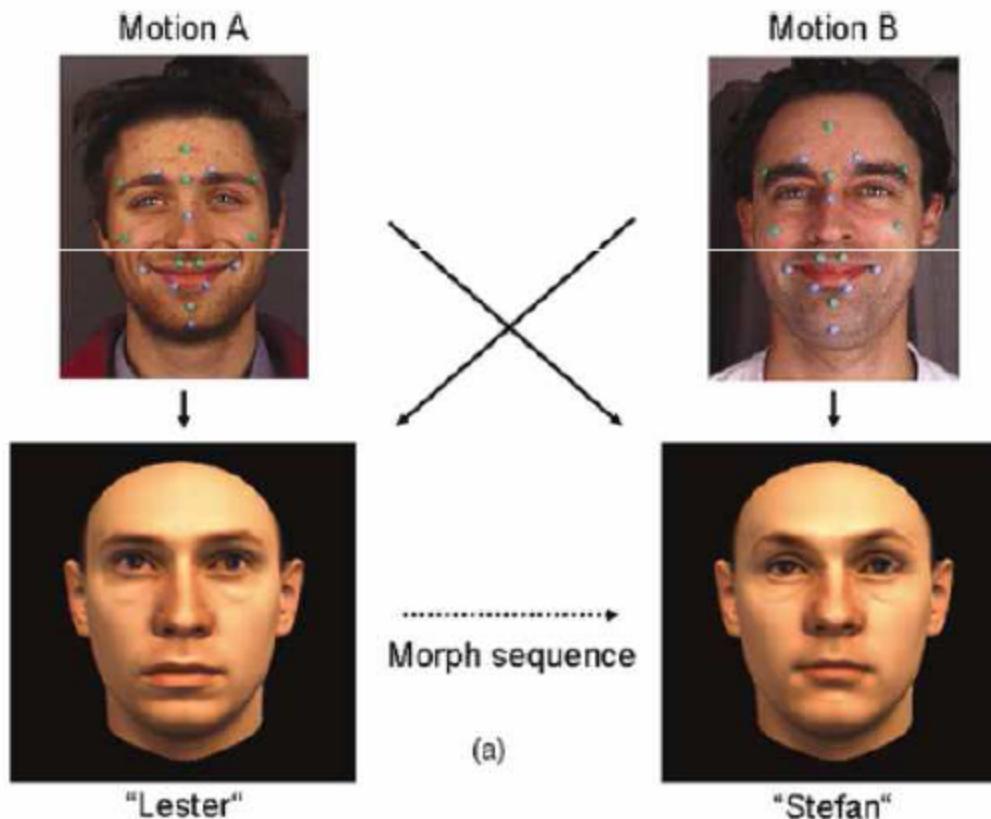
Result 8

- ▶ Vertical inversion dramatically reduces recognition performance



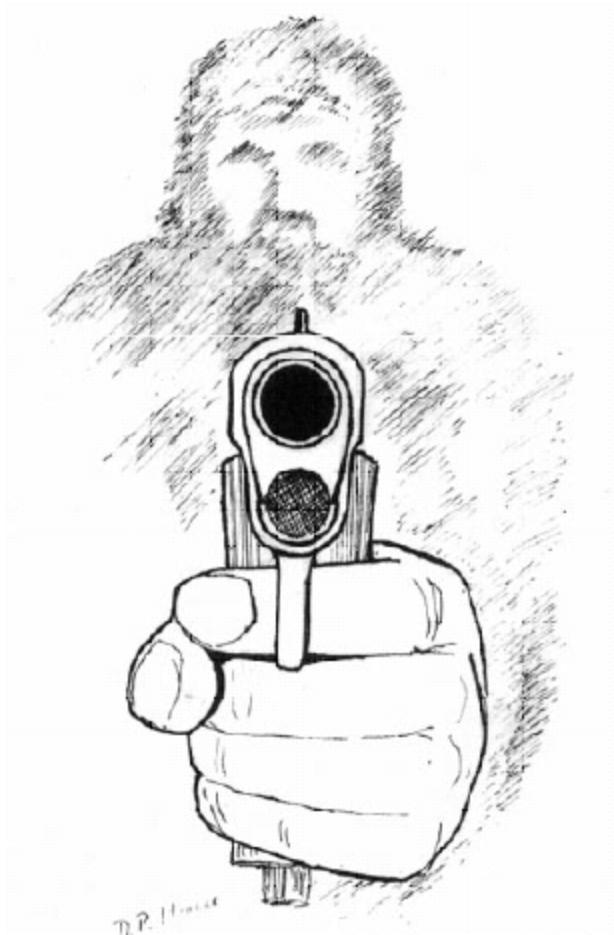
Result 15

- Motion of faces appears to facilitate subsequent recognition



Result 20

- ▶ Human memory for briefly seen faces is rather poor



总结

- PCA是有效的降维技术，但无法体现不同类别的区分度
- FLD在降维的同时具有很好的类区分度
- 人脸识别算法在理想拍摄条件下的图像识别精度已经很高，但是在具有表情、姿态、光照等变化下的图像识别精度仍然有改进余地

作业

- 复习eigenfaces和fisherfaces算法思想。参考文献：

Reference:

[1] [Eigenfaces vs. Fisherfaces, Belheumer et al., PAMI 1997](#)

[2] M. Turk and A. Pentland, [Face Recognition using Eigenfaces, CVPR 1991](#)