

Eigenfaces for Recognition

PCA人脸识别

张森亮

2022/3/31



主要内容

- 内容简介
- Background and Related Work
- THE EIGENFACE APPROACH
- 总结



主要内容

- 内容简介
- Background and Related Work
- THE EIGENFACE APPROACH
- 总结



■ 内容简介

Eigenfaces for Recognition

Turk and Pentland, Journal of cognitive neuroscience Vol. 3, No. 1, Pages 71-86, 1991 (9358 citations)

创新之处:

- 1.采用PCA进行特征提取，大幅降低了计算难度；
- 2.无监督学习，易于使用神经网络架构进行实现；



主要内容

- 内容简介
- **Background and Related Work**
- THE EIGENFACE APPROACH
- 总结



■ Background and Related Work

人脸识别难点：光照问题、姿态问题、表情问题、遮挡问题等
复杂、多维

目标：在办公室或家庭等受限环境中能够快速、简单、准确的完成任务



■ Related Work

一、对特定的面部特征进行检测并匹配

1966 Bledsoe

手工标记

以眼角、嘴角、鼻尖和下巴点之间的标准化距离和比率为参数

1971 贝尔实验室

开发了一个多达21个特征的向量

(如, 头发的颜色、耳朵的长度、嘴唇的厚度)

缺点: 泛化能力较差, 需要良好的初始猜测。



■ Related Work

二、联结主义方法 Connectionist approaches

工具：反向传播算法、深度学习

缺点：需要大量训练 效果有限。

三、通过一组几何参数表征人脸

1973 Kanade

从一张人脸图像中计算出一组人脸参数 模式识别

依赖于局部直方图分析和绝对灰度值

缺点：对图像大小和噪声比较敏感。



主要内容

- 内容简介
- Background and Related Work
- **THE EIGENFACE APPROACH**
- 总结



■ THE EIGENFACE APPROACH

一、收集数据集



■ THE EIGENFACE APPROACH

二、PCA对样本集降维

假设人脸图像是一个 $M \times N$ 的二维数组,

我们可以通过堆叠的方式将其表示成一个长度为 MN 的一维列向量。

$$f_i = \begin{bmatrix} f_i(0,0) & f_i(0,1) & \cdots & f_i(0,N-1) \\ f_i(1,0) & & & \vdots \\ \vdots & & & \vdots \\ f_i(M-1,0) & \cdots & \cdots & f_i(M-1,N-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_i(0,0) \\ f_i(1,0) \\ \vdots \\ f_i(M-1,N-1) \end{bmatrix}$$



■ THE EIGENFACE APPROACH

二、PCA对样本集降维

将列向量转置成行向量，构成一个人脸样本矩阵，

$$f = \{f_i(m, n)\} = (f_1, f_2, \dots, f_k, \dots, f_L)^T$$

计算所有样本的“平均脸”



Figure 1. (b) The average face

■ THE EIGENFACE APPROACH

二、PCA对样本集降维

利用“平均脸”计算协方差矩阵：

$$[C_f] = E\{(f - m_f)(f - m_f)^T\}$$

求得特征值、特征向量：

$$[C_f]a_i = \lambda_i a_i$$

取特征值前p位的特征向量，构造出最终的人脸投影空间 W_{pca} ：

$$u_i = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} (f - m_f) v_i, \quad i = 0, 1, 2, \dots, p$$

$$W_{pca} = (u_1, u_2, \dots, u_{p-1}, u_p)$$



■ THE EIGENFACE APPROACH

二、PCA对样本集降维

投影得到样本集中每个样本的特征脸，并计算每个个体的人脸样本：



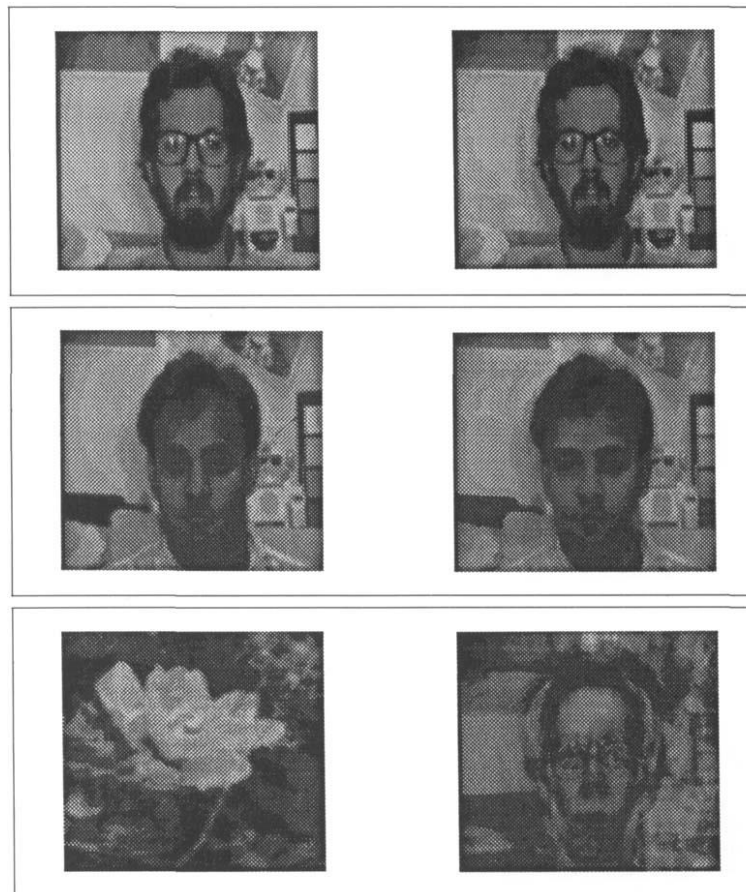
Figure 2. Seven of the eigenfaces calculated from the input images of Figure 1.

■ THE EIGENFACE APPROACH

三、人脸识别

通过计算待识别样本与已知模板的欧式距离进行匹配：

Figure 4. Three images and their projections onto the face space defined by the eigen-faces of Figure 2. The relative measures of distance from face space are **(a)** 29.8, **(b)** 58.5, **(c)** 5217.4. Images **(a)** and **(b)** are in the original training set.



■ THE EIGENFACE APPROACH

三、人脸识别

识别失败：作为新一类模板进行学习；

识别成功：重新计算该模板的特征脸，提高模板匹配效果。



主要内容

- 内容简介
- Background and Related Work
- THE EIGENFACE APPROACH
- 总结



■ CONCLUSION

早期实验限制：

人脸模型及其特征描述还不够完善。

使用参数化特征模型和多尺度匹配来表征人脸：

还没有达到普适的效果，仍然面临严重问题。

联结主义方法（深度学习）：

倾向于在权重中隐藏许多相关信息，修改并评估模型较困难。

Eigenfaces特征脸方法：

基于一小组图像特征进行人脸识别。

速度快，相对简单，已被证明在受限环境中工作良好。

可以使用神经网络来实现。



■ CONCLUSION

改进方向：

研究对光照、头部大小和头部方向变化等鲁棒性问题。

使用特征脸分析来确定受试者的性别，并解释面部表情。



谢谢观看

