

Eigenface 和 Fisherface 用于人脸识别的性能比较

陈高曙 曾庆宁 桂林电子科技大学通信与信息工程系 541004

Face Recognition: Eigenface and Fisherface Performance Comparison

摘要

论述了Eigenface和Fisherface用于人脸识别的基本原理,给出了这两种方法的MATLAB伪代码,并实验分析了这两种方法在UMIST和ORL人脸库上的识别性能。

关键词

人脸识别; Eigenface; Fisherface

Abstract

Face recognition method based on Eigenface and Fisherface approaches are introduced and discussed. MATLAB pseudo-code notation is used to describe the approaches. The approaches are tested against two databases: UMIST & ORL.

Key words

Facerecognition Eigenface Fisherface

引言

人脸识别由于在身份认证、视觉监控以及人机接口等方面有着广泛的应用前景,从而成为目前模式识别和计算机视觉领域的一大研究热点。人脸识别的特征抽取与描述方式可分为基于几何特征和基于统计特征两大类,早期的研究主要是基于几何特征的,近年来提出的方法大多数是基于统计特征的^[1]。本文着重研究了两种实现较简单、但得到较成功应用的基于统计特征的人脸识别方法: Eigenface 和 Fisherface, 并比较分析了这两种方法在 UMIST 和 ORL 人脸库上的识别效果。

1、Eigenface

Eigenface (特征脸) 方法是从主成分分析(Principal Component Analysis,

PCA) 导出的一种人脸识别与描述技术。PCA 实质上是 K-L 展开的网络递推实现, K-L 变换是图像压缩中的一种最优正交变换, 其生成矩阵一般为训练样本的总体散布矩阵。1991 年, M.Turk 和 A.Pentland 首先将 PCA 方法用于人脸识别, 提出特征脸 (Eigenface) 方法^{[2][3]}。特征脸方法就是将包含人脸的图像区域看作一种随机向量, 因此可以采用 K-L 变换获得其正交 K-L 基底, 对应其中较大特征值的基底具有与人脸相似的形状, 因此又称为特征脸。利用这些基底的线形组合可以描述、表达和逼近人脸图像, 因此可以进行人脸的识别与合成。识别过程就是将人脸图像映射到由特征脸张成的子空间上, 比较其与已知人脸在特征脸空间中的位置。为了清晰地表述, 采用 MATLAB 伪代码符号来说明 Eigenface 方法用于人脸识别的具体步骤:

```
% 训练集图像为二维 N × N 灰度图像, 数量为 m, 并转换成 N2 维向量 x 表示
% 测试集图像数为 C, 其中每幅图像大小也为 N × N; Mp 为欲提取的主成分数
% 训练阶段
X = [x1 x2 ... xm]
me = mean(X,2) % 计算平均脸
A = X - [me me ... me]
[U,E,V] = svd(A,0) % 避免直接对 N2 × N2 维矩阵 A*A', 采用 SVD 定理
eigVals = diag(E)
Imda = eigVals(1:Mp)
P = U(:,1:Mp) % 提取人脸空间的主成分, 即特征脸
train_wt = P'*A % 投影到特征脸空间, 并存储其权向量
% 识别阶段
```

```
recog_wt = P'*A2 % 投影到特征脸空间, 并存储其权向量
```

% A2 是测试集的数据, 其得到方法类似于 A

```
euDis(i,j) = sqrt((recog_wt(:,j)-train_wt(:,i)).^2) % 计算欧拉距离
```

% 根据欧拉距离来判断测试图像是否为人脸, 哪一类人脸

2、Fisherface

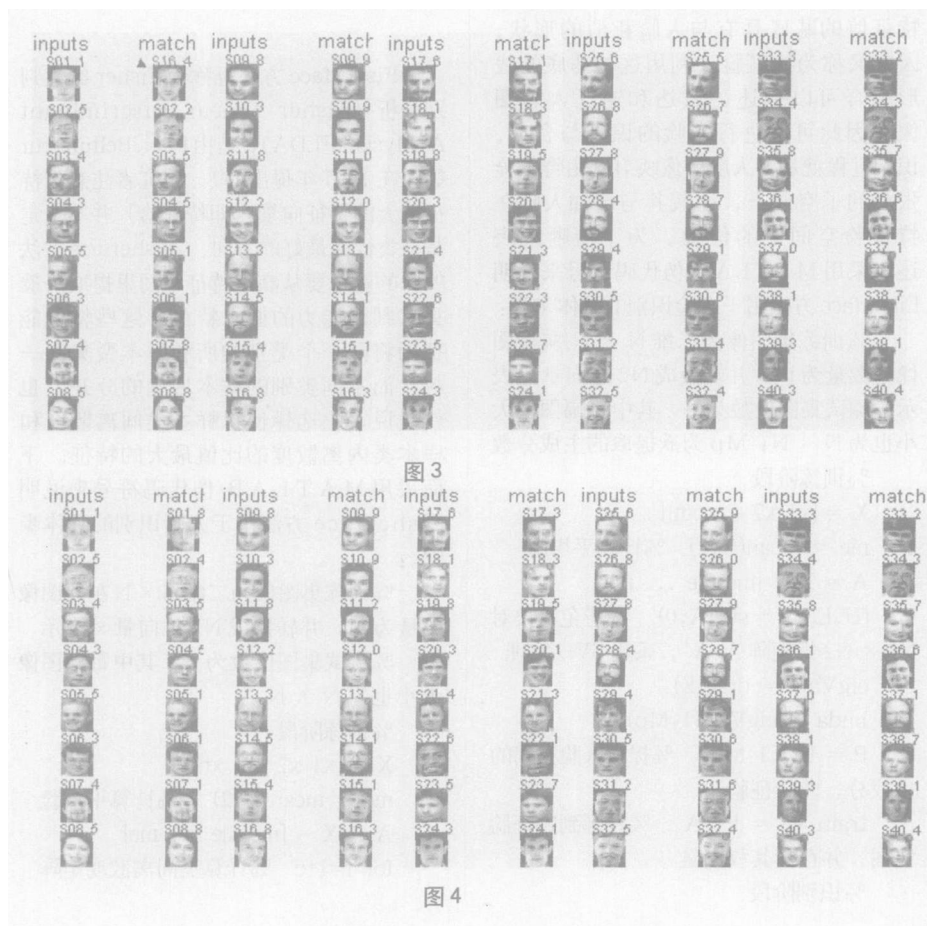
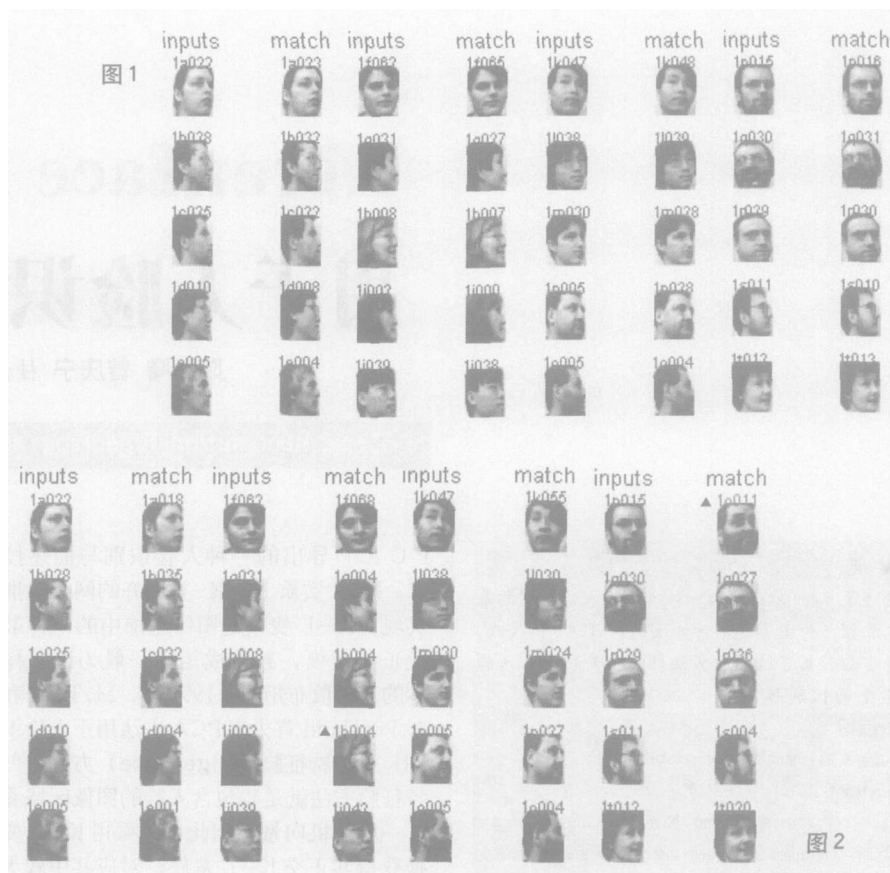
Fisherface 方法也称为 Fisher 线性判别分析 (Fisher Linear Discriminant Analysis, FLDA), 是由 P.N.Belhumeur 等人在 1997 年提出的^[4]。研究者注意到特征值大的特征向量 (即特征脸) 并不一定是分类性能最好的方向, Fisherface 方法的目的是要从高维特征空间里提取出最具有判别能力的低维特征, 这些特征能帮助将同一个类别的所有样本聚集在一起, 而不同类别的样本尽量地分开, 也就是说, 它选择使得样本类间离散度和样本类内离散度的比值最大的特征。下面采用 MATLAB 伪代码符号来说明 Fisherface 方法用于人脸识别的具体步骤:

```
% 训练集图像为二维 N × N 灰度图像, 数量为 m, 并转换成 N2 维向量 x 表示
% 测试集图像数为 C, 其中每幅图像大小也为 N × N;
% 训练阶段
X = [x1 x2 ... xm]
me = mean(X,2) % 计算平均脸
A = X - [me me ... me]
for i=1:c % 计算类间离散度矩阵
```

```

Sb = Sb + clsMeani*clsMeani'
for i=1:c, j=1:ci %计算类内离散度
    矩阵
    Sw = Sw + (X(j)-clsMeani)*(X(j)-
    clsMeani)'
    Sbb = P1'*Sb*P1 %投影到 PCA 子
    空间,
    %P1是采用上面的Eigenface方法得
    到的特征向量
    Sww = P1'*Sw*P1
    [V,D] = eig(Sbb,Sww) %得到特征
    值和特征向量
    eigVals = diag(D)
    lmda = eigVals(1:Mp)
    P = P1*V(:,1:Mp)
    train_wt = P'*A %投影到特征脸
    空间,并存储其权向量
    %识别阶段
    recog_wt = P'*A2 %投影到特征脸
    空间,并存储其权向量
    %A2 是测试集的数据,其得到方法
    类似于 A
    euDis(i,j) = sqrt((recog_wt(:,j))-

```



```

train_wt(:,i)).^2) %计算欧拉距离
%根据欧拉距离来判断测试图像是否
为人脸,哪一类人脸。

```

3、实验分析

在 MATLAB6.5 平台上实现 Eigenface 和 Fisherface 方法用于人脸识别的编程, 选用 MATLAB 编程环境是因为可以利用 MATLAB 的图像处理工具箱和矩阵运算能力, 减少编程复杂度。申请得到了 ORL 和 UMIST 人脸库^[6]作为实验测试人脸库。

UMIST 人脸库是由 20 个人在相同的光照、不同的姿态(从侧面到正面)条件下, 总共 565 张灰度图像组成。ORL 人脸库由 40 人, 每人 10 张, 总共 400 幅灰度图像组成, 包括表情变化, 微小姿态变化。这两个人脸库的图像大小都为 92×112 , 为减少计算处理量, 实验中人脸图像归一化为 23×28 像素大小。

实验一: UMIST 人脸库中随机选取 20 幅(每个人一幅)图片作为识别测试集, 剩下的 545 幅作为训练集, 采用 Eigenface 方法, 主成分分量 M_p 取 20,

其实验结果下图所示,(未标注在人脸图像上面表示正确匹配,三角标注意味着错误匹配,后面的实验采用相同的方式标注。)由图1可知,20幅测试图片都得到正确识别,准确率为100%。

实验二:UMIST人脸库中随机选取20幅(每个人一幅)图片作为识别测试集,剩下的545幅作为训练集,采用Fisher脸方法。其实验结果与采用Eigenface方法相同,100%正确识别。

实验三:UMIST人脸库中随机选取20幅(每个人一幅)图片作为识别测试集,对每个人从正面、侧面、45度各取一幅,总60幅作为训练集片,采用Eigenface方法,其实验结果图2所示。20幅中有18幅正确识别,准确率为90%。

实验四:UMIST人脸库中随机选取20幅(每个人一幅)图片作为识别测试集,对每个人从正面、侧面、45度各取一幅,总60幅作为训练集,采用Fisher脸方法,其实验结果图2所示。20幅都得到正确识别,准确率为100%。

实验五:ORL人脸库随机选取40幅(每个人一幅)图片作为识别测试集,剩下的360幅作为训练集,采用Eigenface方法,主成分分量 M_p 取40,其实验结果图3所示。40幅测试图片中39幅得到正确识别,准确率为97.5%。

实验六:ORL人脸库中随机选取40幅(每个人一幅)图片作为识别测试集,剩下的360幅作为训练集,采用Fisher方法,其实验结果图4所示。40幅都得到正确识别,准确率为100%

实验七:ORL人脸库中随机选取40幅(每个人1幅)图片作为识别测试集,剩下的360幅中随机选取120幅(每个人2幅)作为训练集,采用Eigenface方法,其实验结果如图5所示。40幅中有36幅得到正确识别,准确率为90%。

实验八:ORL人脸库中随机选取40幅(每个人1幅)图片作为识别测试集,剩下的360幅中随机选取120幅(每个人3幅)作为训练集,采用Fisher方法,其实验结果图6所示。40幅有39幅得到

正确识别,准确率为97.5%。

4、结论

在表情变化,姿态变化以及不同样本训练集大小的情况下,对Eigenface与Fisherface方法用于人脸识别的性能作了比较。实验结果表明,在大样本训练集的情况下两者的性能差不多,都有很高的正确识别率;在小样本训练集的情况下Fisherface比Eigenface有更低的错误率且对于表情变化和姿态变化有更好的鲁棒性。

参考文献

- [1] 综述人脸识别中的子空间方法
- [2] M.Turk and A.Pentland, "Eigenfaces for recognition," *J.Cognitive Neuroscience*, vol.3, no.1, 1991.
- [3] M.Turk and A.Pentland, "Face recognition using eigenfaces," *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1991, pp.586-591.
- [4] P.N.Belhumeur, J.P.Hespanha, and D.J.Kriegman, "Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.19, no.7, pp.711-720, July 1997.
- [5] A.Brooks and Li Gao, "Face Recognition: Eigenface and Fisherface performance across pose," *Project for ECE 432 Computer Vision at Northwestern University*, June, 2004
- [6] <http://www.face-rec.org/databases/>

作者简介

陈高曙:男,1982年生,硕士生,主要研究方向:图像信号处理与模式识别。

曾庆宁:男,1963年生,教授,硕士生导师,意大利罗马大学访问学者,澳大利亚昆士兰大学访问学者,主要研究方向:语音与图像信号处理,包括虹膜识别、人脸识别、说话人识别、声源定位、有源噪声控制等。

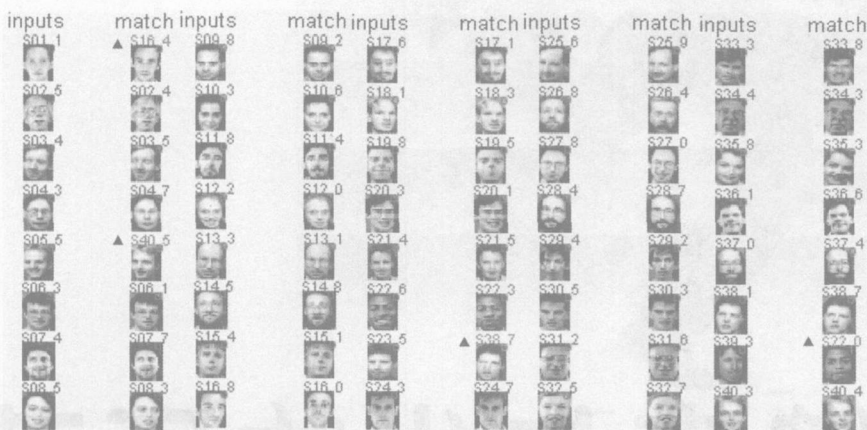


图5

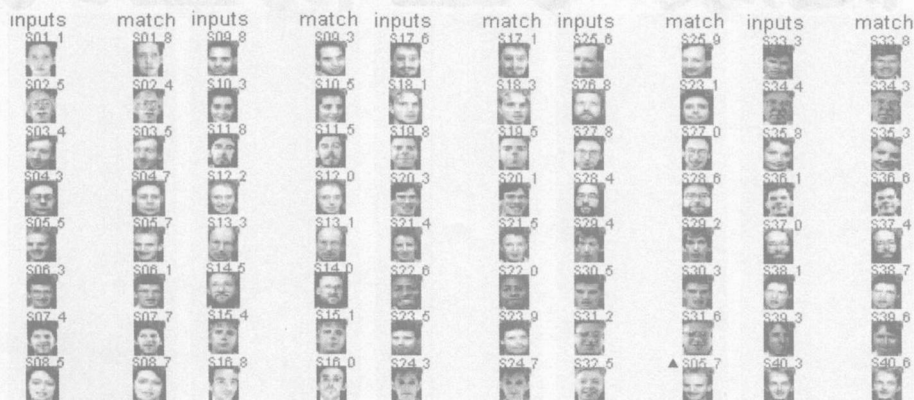


图6