

基于 NMF 分组策略的人脸识别

宿 韬¹, 张 强¹, 魏小鹏^{1,2}, 周昌军²

(1. 大连大学辽宁省智能信息处理重点实验室, 大连 116622; 2. 大连理工大学机械工程学院, 大连 116024)

摘 要: 提出一种运用非负矩阵分解(NMF)分组策略进行人脸识别的方法。将训练图像分组, 分别对每组图像作 NMF, 获取每组图像的基图像构成的非负特征子空间, 将训练图像和测试图像分别向各个特征子空间进行投影, 将每组图像提取出的特征系数混合, 根据最近邻原则进行识别。基于 ORL 人脸数据库上的实验证明了该方法的有效性。

关键词: 非负矩阵分解; 人脸识别; 基图像

Face Recognition Based on NMF Group Strategy

SU Tao¹, ZHANG Qiang¹, WEI Xiao-peng^{1,2}, ZHOU Chang-jun²

(1. Liaoning Key Lab of Intelligent Information Processing, Dalian University, Dalian 116622;

2. School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024)

【Abstract】 A method of applying Non-negative Matrix Factorization(NMF) group strategy for face recognition is put forward. It divides the training images into groups. NMF is applied to the each group's images to obtain the non-negative subspace constructed by basic image of each group's images, project the training images and testing images to each feature subspace. The extracted feature coefficients of each group's images are mixed for recognition based on the nearest neighbor principle. Simulation experiments illustrate the effectivity of the method on the ORL face database.

【Key words】 Non-negative Matrix Factorization(NMF); face recognition; basic image

1 概述

人脸识别技术从最初的非自动识别阶段已发展到当今的自动识别阶段。文献[1]提出一种非负矩阵分解(Non-negative Matrix Factorization, NMF)算法, 通过对矩阵引入非负性约束, 使重建图像由基图像非减的叠加组合而成, 更符合人类思维中“局部构成整体”的概念。但非负矩阵分解只要求所分解的因子矩阵为非负, 研究发现, 如果对分解的因子矩阵考虑添加更多的约束, 就可以强化分解的效果。近年来, 基于 NMF 的人脸识别方法又有了新的进展, 文献[2-3]提出一种新颖的子空间方法, 称为局部非负矩阵分解(Local Non-negative Matrix Factorization, LNMF)算法, 更好地实现了人脸库的局部分量或部件的提取。文献[4]通过将 Fisher 约束加于 NMF 之中, 提出一种 FNMF 人脸局部特征提取方法。这些方法都不同程度地提高了人脸的识别率。

2 NMF 算法

在子空间统计学习中, 非负矩阵分解可写成如下的矩阵分解形式^[1]:

$$X \approx WH \quad (1)$$

其中, X 是 $n \times m$ 的矩阵, $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$, $u_j \in R^n$ 且满足:

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} = 1, j = 1, 2, \dots, m, x_{ij} \geq 0 \quad (2)$$

矩阵因子 W 和 H 的维数分别是 $n \times r$ 和 $r \times m$ 。其中, W 的 r 列为基图像; H 的每一列为编码, 与 X 中一张人脸一一对应, 一张人脸图像则由基图像的线性组合构成。

当 NMF 采用 X 的散度来近似 $X \approx WH$ 时, NMF 算法等价于求解下列优化问题^[5]:

$$\min_{W, H} D(X \| WH) = \min_{W, H} D(X \| Y) = \sum_{i,j} (x_{ij} \log_n \frac{x_{ij}}{y_{ij}} - x_{ij} + y_{ij}) \quad (3)$$

其中, W 和 H 满足:

$$\sum_{i=1}^n w_{ij} = 1, \forall j, W, H \geq 0$$

通过乘法形式的修正公式^[5], 可得到上述优化问题的局部最优解, 从而获得 NMF 基图像, 如图 1 所示。其求解的迭代公式如下^[1]:

$$w_{kl} = \frac{w_{kl} \sum_j x_{kj} \frac{h_{lj}}{\sum_l w_{kl} h_{lj}}}{\sum_j h_{lj}} \quad (4)$$

$$w_{kl} = \frac{w_{kl}}{\sum_k w_{kl}} \quad (5)$$

$$h_{kl} = \sqrt{\frac{h_{kl} \sum_i x_{ki} \frac{w_{ik}}{\sum_k w_{ik} h_{kl}}}{\sum_k w_{ik} h_{kl}}} \quad (6)$$

基金项目: 教育部新世纪优秀人才支持计划基金资助项目(NCET-06-0298); 辽宁省高校优秀人才支持计划基金资助项目(RC-05-07, 2006R06); 辽宁省高校创新团队基金资助项目(2008T004); 辽宁省教育厅科学研究计划基金资助项目(05L020); 大连市科学技术计划基金资助项目(005A10GX106)

作者简介: 宿 韬(1982 -), 男, 硕士研究生, 主研方向: 计算机动画; 张 强, 教授、博士; 魏小鹏, 教授、博士、博士生导师; 周昌军, 博士研究生

收稿日期: 2008-07-15 **E-mail:** zhangq26@126.com

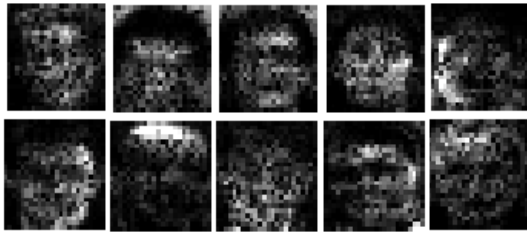


图1 在 ORL 库中作 NMF 得到的人脸基图像

3 人脸识别

一般的基于 NMF 人脸识别的过程可描述为：先对原始图像作 NMF，得到其基图像构成的非负子空间，然后将原始图像和测试图像分别向子空间进行投影，得到图像的特征系数，最后根据最近邻原则，以 2 组矢量间的距离作为判据进行识别。

本文将原始图像分成几个组，分别对每组图像作 NMF，将测试图像投影到每组图像的基图像构成的非负子空间上，并提取特征系数进行识别。这样做的目的是通过测试图像向每组图像的子空间投影，从而引入更多的判别信息，提高识别的准确率。在实验中发现，过多的分组并不能提高识别的准确率，反而较明显地降低了识别效率，因此，在分组时，本文将图像分成 5 组。对每组图像作 NMF 获得的人脸基图像如图 2 所示。



图2 在 ORL 库中每组图像作 NMF 得到的人脸基图像

算法步骤如下：

(1)对训练集图像进行预处理，包括对图像归一化、去均值等操作，将处理完的图像分成 5 组，编号为 $G_1 \sim G_5$ 。

(2)分别对 $G_1 \sim G_5$ 作 NMF，根据式(4)~式(6)，求出每组图像的基图像 W 构成的非负特征子空间 $W_1 \sim W_5$ 。

(3)将训练图像分别向对应的特征子空间 $W_1 \sim W_5$ 投影，得到特征系数 $B_1 \sim B_5$ ，并将其混合，得到混合特征系数 BN 。

(4)将测试集图像进行预处理，重复步骤(3)，也分别投影到 $W_1 \sim W_5$ ，得到特征系数 $Bt_1 \sim Bt_5$ ，然后将其混合，得到混合特征系数 BtN 。

将向量 BN 、 BtN 归一化处理，根据最近邻原则，用 BN 、 BtN 间的距离作为判据进行人脸识别。

算法基本流程如图 3 所示。

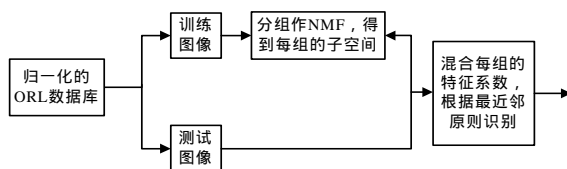


图3 算法基本流程

4 仿真实验及结果分析

实验在 ORL 标准人脸库上进行。ORL 库包含 40 人的 400 幅 112×92 像素的人脸图像，每人有姿态、角度、尺度等变化的 10 幅图像。ORL 库中的部分图像如图 4 所示。



图4 ORL 人脸数据库中的部分图像

将每个人的图像从 1~10 进行编号，随机取每人的 5 幅图像进行训练，其余 5 幅图像进行测试。开始实验时，先将 ORL 人脸数据库中的每幅人脸图像处理为 24×24 像素，然后把所有训练图像和测试图像中的各 200 幅图像分别以 200×576 像素大小的矩阵形式进行存储。在实验中，分别采用基图像数量为 4×4 、 5×5 、 6×6 、 7×7 、 8×8 ，使用 NMF、LNMF 以及本文方法进行人脸识别的仿真实验，并重复实验 50 次，取 50 次识别率的平均值作为最终结果。仿真实验的环境为 Matlab7.0, Intel Pentium4, 3.0 GHz, 1 GB 内存。仿真结果如图 5 所示。

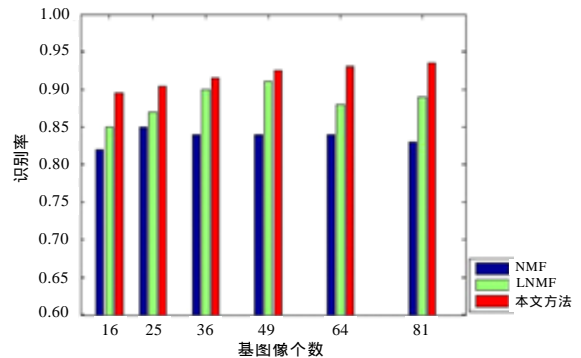


图5 仿真结果

本文比较了几种基于 NMF 人脸识别方法的识别效率及识别准确率，如表 1 所示。本文方法同其他识别方法识别率的比较结果如表 2 所示。可以看出本文方法测试全部图片的总时间和每幅图片的平均时间较其他 2 种方法略长，但本文方法在识别率上有较为明显的优势。

表1 3种方法测试过程所用时间

识别方法	总时间/s	每幅图片平均时间/s
NMF	34.562	0.691
LNMF	36.255	0.759
本文方法	51.862	1.037

表2 几种识别方法的比较结果

识别方法	识别率/(%)
PCA ^[6]	90.50
FLD ^[6]	91.00
ICA ^[6]	89.59
NMF ^[4]	85.00
LNMF ^[4]	90.00
FNMF ^[4]	91.00
本文方法	93.50

5 结束语

由于人脸识别在公安(罪犯识别)验证系统、信用卡验证、视频会议等方面具有良好的应用前景，因此逐渐成为当前模式识别和人工智能领域的热点。人脸的自动机器识别一直是一个难点，因为它涉及模式识别、图像处理及生理、心理等多方面知识。但与指纹、视网膜、基因等其他人体生物识别

(下转第 203 页)