

融合小波与 2D PCA 的贝叶斯人脸识别

牛丽平, 郑延斌, 李新源, 窦育强

NIU Li-ping, ZHENG Yan-bin, LI Xin-yuan, DOU Yu-qiang

河南师范大学 计算机与信息技术学院, 河南 新乡 453007

College of Computer and Information Technology, Henan Normal University, Xinxiang, Henan 453007, China

E-mail: niuliping93@126.com

NIU Li-ping, ZHENG Yan-bin, LI Xin-yuan, et al. Bayesian face recognition using wavelet transform and 2DPCA. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(13): 179-181.

Abstract: A novel Bayesian approach to face recognition based on wavelet transform and 2DPCA is proposed. The original image is decomposed into low frequency and high frequency sub-band images by applying wavelet transform, the 2DPCA algorithm is used to compute the eigenvector space of the face. Firstly Bayesian approach is used to the low-frequency sub-band, secondly for the selected top 5 match faces, Bayesian recognition is parallel processed using these high frequency sub-band images. The face recognition result is gained through weigh-adding arraying. Its efficiency and superiority are clarified by comparative experiment on a subset of FERET face data.

Key words: face recognition; wavelet transform; Two-Dimensional Principal Component Analysis(2DPCA); Bayesian theory

摘 要: 提出了融合小波和 2DPCA 进行贝叶斯人脸识别的方法。对原始图像采用小波分解后, 利用 2DPCA 计算人脸的特征矢量空间。首先对低频子图进行贝叶斯人脸识别, 然后对得分前五名的图像再次利用高频子图并行进行识别, 通过加权排序得到最后结果。实验表明, 与传统的方法相比较, 该方法降低了运算量, 提高了识别率。

关键词: 人脸识别; 小波变换; 二维主元分析; 贝叶斯方法

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.13.052 **文章编号:** 1002-8331(2009)13-0179-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

1 引言

近年来, 人脸识别由于其诱人的前景再次成为模式识别领域的研究热点。多级小波变换在完整地保留原图像信息的同时还能按不同级别、不同方向分别处理, 极大地增加了特征提取的多样性、灵活性和有效性。2DPCA 在特征提取之前不需要将人脸图像矩阵展开为一维的向量, 降低了算法的计算复杂度。而贝叶斯是识别率较高的方法, 这种人脸识别方法在美国 DAPAR 组织的 FERET 人脸测试中是效果最好的方法之一^[1-2]。

结合这三种方法提出了用小波和 2DPCA 进行贝叶斯人脸识别的方法, 得到了较好的识别效果。文章首先介绍小波分解、2D PCA 和贝叶斯人脸识别理论, 然后介绍用小波和 2DPCA 进行贝叶斯人脸识别的算法, 最后是在 FERET 部分人脸库上的实验结果。

2 相关算法介绍

2.1 2DPCA 方法

2DPCA 用二维图像矩阵直接构建一个协方差矩阵, 求出此协方差矩阵特征值和特征向量, 并用对应于最大几个特征值的特征向量构建坐标系, 然后将每个图像矩阵在这个坐标系上投影, 从而得到图像的特征。这种特征受样本个数的影响较

小^[3]。

假定有 N 个图像样本 $\{X_1, X_2, X_3, \dots, X_N\}$, 定义其图像协方差(散射)矩阵 G_i 为:

$$G_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (X_k - M)^T (X_k - M), M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$$

对 G_i 进行特征值分解, 最大的 d 个特征值对应的特征向量 $W_{opt} = [w_1, w_2, \dots, w_m]$ 为得到的投影矩阵。新特征矩阵被定义为 $Y_i = (X_i - M)W^{[4]}$ 。

2.2 小波分解理论

设 $\Psi(t) \in L^2(R)$, 当傅里叶变换 $\hat{\Psi}(\omega)$ 满足允许条件:

$$C_{\Psi} = \int_R \frac{|\hat{\Psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty$$

称 $\Psi(t)$ 为一个基本小波或者母小波(Mather Wavelet), 将母小波 $\Psi(t)$ 经过伸缩和平移后, 就可以得到小波序列^[5]:

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) (a, b \in R, a \neq 0)$$

离散化, 小波序列为:

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \Psi(2^{-j}t - k) (j, k \in Z)$$

任意的函数 $f(t) \in L^2(R)$ 的连续小波为:

基金项目: 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60873104)。

作者简介: 牛丽平(1972-), 女, 讲师, 研究方向: 图像处理、模式识别。

收稿日期: 2008-12-08 修回日期: 2009-02-18

$$W_f(a,b) = \langle f, \Psi_{a,b} \rangle = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{\mathbb{R}} f(t) \overline{\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt$$

其逆变换为:

$$f(t) = \frac{1}{C_\Psi} \int_{\mathbb{R}} \int_{\mathbb{R}} \frac{1}{a^2} W_f(a,b) \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) da db$$

基于小波多分辨率图像变换的基本思想是:在选定合适小波基的基础上,对图像进行2维离散小波变换。它把低频部分分解成比较窄的频带,而对每一级分解的高频部分不再分解^[6]。图1给出了原始图像在不同层次小波分解后的图像频率分布情况及分解过程示意图。

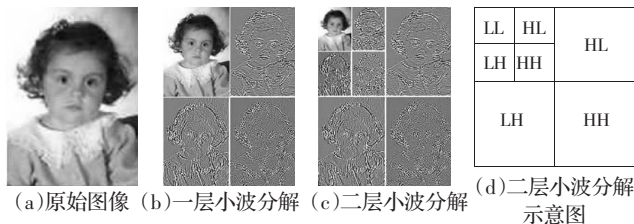


图1 小波分解示意图

2.3 贝叶斯人脸识别方法

基于子空间的人脸识别方法是目前人脸识别技术中主要的方法之一,这些子空间方法,例如PCA或线性判别分析(LDA),或独立分量分析(ICA)有一个共同点是映射训练图像和测试图像到同一个子空间,用最近邻分类法进行分类。

Moghaddam和Pentland提出的贝叶斯方法与前面的方法有两个重要的区别。首先,它运用贝叶斯分类而不是最近邻分类。其次,它把人脸图像映射到类内与类间两个子空间中。

对于一幅待识别人脸图像,将该图像和人脸库中的每一类人脸图像做差,分别求出该差为类内间差异和类间差异的概率,若类内差异概率大于类间差异概率,则认为二者为不同人脸图像,若类内差异概率小于类间差异概率,则认为二者为同一人脸图像。该方法在一定程度上可以克服人脸图像光照,表情等变化对人脸识别系统的影响。

具体方法是利用两幅图像灰度的差作为模式矢量,当这两幅图像属于同一人时为类内差异,属于不同人时为类间差异,从而将人脸识别问题化为两类模式的分类问题。根据统计模式识别理论,最大后验概率准则(MAP)是实现分类的最佳准则。但人脸识别问题的目的并不仅仅在于将一个未知模式判定为类内差异和类间差异,而是要判定某一测试图像 I_1 与某一数据库的图像 I_2 是否是属于同一个人。如果 I_1 与多个 I_2 都可判定为属于同一个人,那么还要进一步判定与哪一个匹配最好^[7]。

3 融合小波和2DPCA的贝叶斯人脸识别算法

3.1 人脸预处理

对于静态图像的人脸识别而言,影响识别率的因素主要包括:年龄、成像设备、人脸集大小、光照、偏转、表情、遮盖等;而对于视频序列中的人脸识别,除了上述的影响因素以外,还要依赖于在识别前的人脸检测的结果。不论静态图像或是动态的视频序列下的人脸识别,人脸图像的预处理对于识别结果都起着很重要的作用。

预处理包括以下几个步骤:几何校正,图像掩模,直方图均衡化,像素灰度值归一化。每幅图像为仅包含人脸面部的椭圆形区域(不包含头发)(如图2所示)。



图2 人脸图像预处理

3.2 训练阶段

定义1(类内差异) 同一人的多幅图像之间的差别,即包含了表情、不同光照条件、不同姿态等差别(如图3(a)所示)。

定义2(类间差异) 不同人的脸图像之间的差别,包含了身份变化的信息。

对训练集里的若干人脸图像样本 $X_1, X_2, \dots, X_{n-1}, X_n$ (每人必须有两张以上的图像)进行二层小波变换,把一张图片分解成四个不同频段的子图,组成四个人脸库,即低频人脸库,水平、垂直、对角线人脸库,分别用 A, D^H, D^V, D^D 表示,对于同一个人来说,他在四个人脸库中的标号是一样的。

四个人脸库内对每一人的人脸图像使用穷举法进行互减,将获得的差向量组成矩阵 I_i ,当为同一人时为类内差异 Δ_i ,当为不同人时为类间差异 Δ_E ,并保证对每一个 $\Delta = I_i - I_j$,必有 $\Delta_i = I_j - I_i$,即 I_i 关于列向量零均值。四个人脸库分别求出各自的 Δ_i 和 Δ_E 。

将所有的 Δ_E 和 Δ_i 作为训练集。利用2DPCA分别计算 Δ_E 和 Δ_i 的图像协方差矩阵。求出最优投影向量,也就是类内与类间特征脸(如图3(b)所示)。

3.3 测试阶段

定义3(两张图像的相似度 $S(I_1, I_2)$) 表示为它们之间的差属于类内差异的概率。

$$S(I_1, I_2) = P(\Delta \in \Omega_i) = P(\Omega_i | \Delta) = \frac{P(\Delta | \Omega_i) P(\Omega_i)}{P(\Delta | \Omega_i) P(\Omega_i) + P(\Delta | \Omega_E) P(\Omega_E)} \quad (1)$$

其中: $\Delta = I_1 - I_2$

先验概率 $P(\Omega_i)$ 和 $P(\Omega_E)$ 可以通过训练集图像数目的多少来确定,通常可以取为:

$$P(\Omega_i) = P(\Omega_E)$$

传统的方法假设类内差异与类间差异为正态分布,则类条件概率密度为:

$$P(\Delta | \Omega_E) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma_E|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \Delta^T \Sigma_E^{-1} \Delta\right) \quad (2)$$

$$P(\Delta | \Omega_i) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \Delta^T \Sigma_i^{-1} \Delta\right) \quad (3)$$

下面给出类条件概率密度的计算:

$$P(x | \Omega_k) = \frac{\exp\left[-\frac{1}{2} (x - \bar{x}_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - \bar{x}_k)\right]}{(2\pi)^{N/2} |\Sigma_k|^{1/2}} \quad (4)$$

$$d(x) = \bar{x}^T \Sigma^{-1} x$$

对协方差矩阵进行特征分解:

$$\Sigma^{-1} W \Lambda W^T$$

$$d(x) = \bar{x}^T \Sigma^{-1} x = \bar{x}^T [W \Lambda W^T] x = y^T \Lambda y = \sum_{i=1}^N \frac{y_i^2}{\lambda_i}$$

$$\hat{d}(x) = \sum_{i=1}^M \frac{y_i^2}{\lambda_i} + \sum_{i=M+1}^N \frac{y_i^2}{\lambda_i} = \sum_{i=1}^M \frac{y_i^2}{\lambda_i} + \sum_{i=M+1}^N \frac{y_i^2}{\rho} = \sum_{i=1}^M \frac{y_i^2}{\lambda_i} + \frac{1}{\rho} \varepsilon^2(x)$$

其中 ρ 的取值为:

$$\rho = \frac{1}{N-M} \sum_{i=M+1}^M \lambda_i$$

$$\hat{P}(x|\Omega) = \frac{\exp[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \frac{y_i^2}{\lambda_i}]}{(2\pi)^{M/2} \prod_{i=1}^M \lambda_i} \cdot \left[\frac{\exp(-\frac{\varepsilon^2(x)}{2\rho})}{(2\pi\rho)^{(N-M)/2}} \right] \quad (5)$$

用式(1)把 $P(\Delta I_{I_1})$ 和 $P(\Delta I_{I_2})$ 都求出后,就可以用最大后验概率(MAP)进行分类。事实上, $P(\Delta I_{I_1}) > P(\Delta I_{I_2})$ 等同于 $P(\Delta I_{I_1}) > 1/2$, 因此可以对式(1)进一步简化,在不考虑类间差异的情况下用最大似然法(ML)计算相似度:

$$S(I_1, I_2) = P(\Delta I_{I_1}) \quad (6)$$

算法对测试集中的每幅图像,进行同样的小波分解。利用被识别图像的低频子图与训练集 A 里的每一幅低频图像运用 MAP 或 ML 方法进行贝叶斯人脸识别,当运用最大后验概率(MAP)计算相似度时,两幅图像若 $P(\Delta I_{I_1}) > P(\Delta I_{I_2})$ 则为同一个人,当运用最大似然法(ML)时,两幅图像若 $S(I_1, I_2) > 1/2$ 时为同一个人(如图 3(c)所示)。

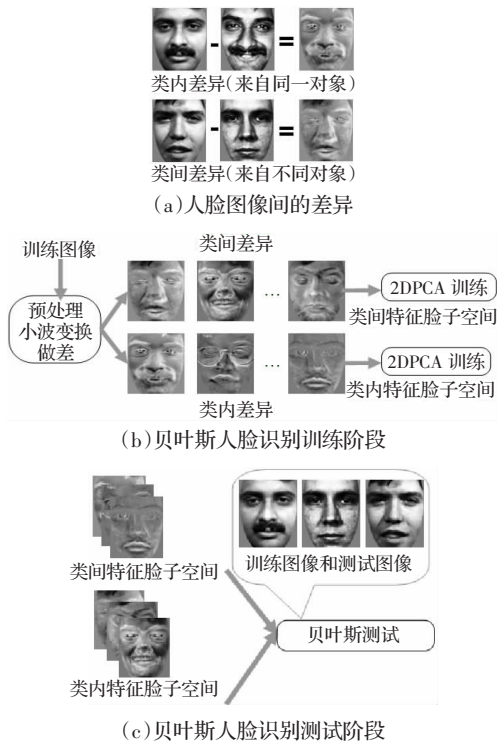


图3 贝叶斯人脸识别

求出匹配前五名的低频图像,然后用它们对应的高频子图与被识别图像的高频子图并行进行贝叶斯分析。这样对于一个识别对象就会出现四个识别结果,对四个结果进行加权排序,得分最高者即为识别结果。权值的设置是这样的,由于低频信息占据了原始图像的大部分能量,所以设置的权值高些,而高频部分占据的能量很少,因此给出的权值也较低。

4 实验结果与分析

在实验中,采用 FERET 人脸库。FERET 人脸库包含有不同性别、不同种族和不同年龄的人脸图像。实验中所使用的人脸图像包含 100 人,每人各 4 幅图像共 400 幅图像。

在进行小波分解前,首先要解决应用小波变换的两个关键

问题:小波基的选择和分解层数的确定。本文经过实验对比分析,最终选用 Daub(2)小波对图像进行二层小波分解。

由于每个人共有 4 幅人脸图像,所以在实验中,对每个人随机地抽取 3 幅图像进行训练,剩下的 1 幅进行测试。这样就可以得到训练集人脸图像 300 幅,测试集人脸图像 100 幅。对训练集里所有的图像做二层小波分解,分别建立四个人脸库,每个人脸库里样本数是 300。

分别在四个人脸库中取同一个人的任意两幅图像的差作为类内差异的训练样本,再随机抽取一幅图像与除其本人之外的另一幅图像的差形成一个类内差异的训练样本,并保证对每一个 $\Delta = I_i - I_j$,必有 $\Delta_i = I_j - I_i$,即 I_i 关于列向量零均值。重复这一过程直到类内和类间样本数都为 200,对这 8 个样本库利用 2DPCA 构造特征脸子空间。利用本文方法计算相似度,低频与高频结果权值的设置分别为 0.7、0.1、0.1、0.1。

下面对特征脸与贝叶斯方法以及本文方法在 FERET 人脸库上进行比较,结果如图 4 所示。图中横坐标表示特征向量个数,纵坐标表示识别率。

实验结果表明,算法有较好的识别率,从图 4 可以看出,使用 ML 比 MAP 算法计算相似度的识别率略高一点,而且方法更简便。

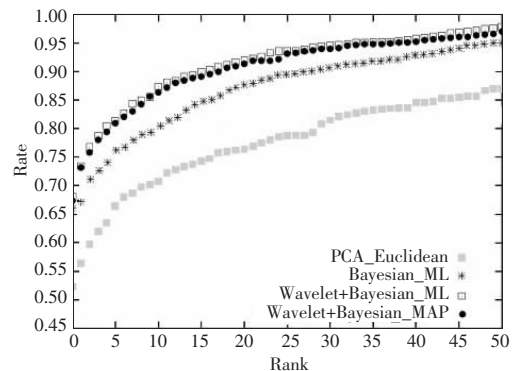


图4 FERET 人脸库上的实验结果

5 结束语

本文从小波变换的良好多尺度特征表达能力、以及 2DPCA 运算量小的特点和贝叶斯方法良好的识别能力出发,提出了一种融合小波与 2DPCA 的贝叶斯人脸识别方法。并利用 FERET 人脸图像库进行了试验。实验表明,与传统的方法相比较,该方法提高了识别率,降低了运算量。

参考文献:

- [1] Moghaddam B, Pentland A. Probabilistic visual learning for object representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 696-710.
- [2] Moghaddam B, Jebara T, Pentland A. Bayesian face recognition[J]. Pattern Recognition, 2000, 33(11): 1771-1782.
- [3] 何国辉, 甘俊英. 二维主元分析在人脸识别中的应用研究[J]. 计算机工程与设计, 2006, 27(24): 4667-4669.
- [4] 吴清江, 周晓彦, 郑文明. 一种基于 2D-DWT 和 2D-PCA 的人脸识别方法[J]. 计算机应用, 2006, 26(9): 2089-2091.
- [5] 周国民, 陈勇, 李国军. 人脸识别中应用小波变换的两个关键问题[J]. 浙江大学学报, 2005, 32(1): 34-38.
- [6] 刘明才. 小波分析及其应用[M]. 北京: 清华大学出版, 2005: 14-85.
- [7] 朱学毅, 王崇骏, 周新民. 一种改进的贝叶斯人脸识别算法[J]. 计算机科学, 2006, 33(9): 204-206.