

基于 WT-2DICA 与改进 Fisher 算法的人脸识别

甘俊英^{1,2}, 李春芝¹

(1. 五邑大学信息学院, 江门 529020; 2. 北京大学视觉与听觉信息处理国家重点实验室, 北京 100871)

摘要:小波变换与二维独立元分析(WT-2DICA)能有效提取人脸图像的高阶统计信息,但不能很好地识别受损坏的人脸图像。改进 Fisher 算法充分考虑了类别信息,避免了传统 Fisher 算法造成的小样本问题。该文结合 2 种算法的优点,融合改进 Fisher 算法的最佳投影方向与 WT-2DICA 算法的独立基子空间,获得了融合投影方向。实验结果表明,该融合算法具有较好的分类性能。

关键词:改进 Fisher 算法;小波变换与二维独立元分析;分类器融合;人脸识别

Face Recognition Based on WT-2DICA and Improved Fisher Algorithm

GAN Jun-ying^{1,2}, LI Chun-zhi¹

(1. School of Information, Wuyi University, Jiangmen 529020; 2. National Laboratory on Machine Perception, Peking University, Beijing 100871)

【Abstract】 High-order statistical information can be extracted effectively with Two-dimensional Independent Component Analysis based on Wavelet-transform(WT-2DICA), but the method is not valid in the recognition of the damaged images. Improved Fisher method avoids small samples problem in traditional Fisher method by considering category information. Combined with the advantages of two algorithms, fusion projection direction is obtained, which integrates best projection direction from improved Fisher and independent basis subspace from WT-2DICA. Experimental results show that the fusion method is valid in face recognition.

【Key words】 improved Fisher algorithm; Wavelet-transform and Two-dimensional Independent Component Analysis(WT-2DICA); classifiers fusion; face recognition

近 10 年涌现了许多人脸识别方法^[1]。但在光照、表情、姿态等因素变化时,用单一方法处理图像效果不理想,因此,分类器融合越来越受到重视。目前,分类器融合分为特征层融合与决策层融合。文献[2]组合了 2 种人脸分类器(HMM, Eigenfaces)和一种外形分类器来进行人脸识别,并给出了基本数据的标准化方法;文献[3]利用不同的近似构造出一套组合识别的理论框架;文献[4]探讨了用加法原则与乘法原则来组合分类器。改进 Fisher 算法充分考虑了类别信息,有效解决了小样本问题。小波变换与二维独立元分析(Wavelet-transform and Two-dimensional Independent Component Analysis, WT-2DICA)通过小波变换去掉高频分量,再利用 2DICA 算法求独立基子空间^[5-6],但该算法没有考虑类别信息。

1 分类器融合算法

1.1 改进 Fisher 算法最佳投影方向的求解

Fisher 算法的目的是寻找最佳投影方向,使 Fisher 判别准则达到最大值。为解决高维矩阵运算问题,文献[5]提出了二维 Fisherface,但该算法的判别准则没有充分考虑类别信息。因此,本文提出改进 Fisher 算法。假设训练样本包含 M 类共 C 幅图像; $X_j \in R^{n \times n} (j=1,2,\dots,C)$ 表示第 j 幅训练样本; $M_i (i=1,2,\dots,M)$ 表示第 i 类训练样本的个数。设 \bar{X} 表示所有训练样本的平均图像矩阵; $\bar{X}_i (i=1,2,\dots,M)$ 表示第 i 类训练样本 X_i 的平均图像矩阵,且 L_i 表示所有第 i 类训练样本。类间离散度矩阵 S_B 和类内离散度矩阵 S_W 分别定义为

$$S_B = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^M M_i (\bar{X}_i - \bar{X})^T (\bar{X}_i - \bar{X}) \quad (1)$$

$$S_W = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^M \sum_{X_j \in L_i} (X_j - \bar{X}_i)^T (X_j - \bar{X}_i) \quad (2)$$

其中, $S_B \in R^{n \times n}$; $S_W \in R^{n \times n}$ 。为求得最佳投影方向,使样本投影后具有最小类内离散度和最大类间离散度,首先要求类内离散度矩阵的特征值与特征向量,即

$$U^T S_W U = A \quad (3)$$

其中, $A = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$; $A \in R^{n \times n}$; $U \in R^{n \times n}$ 。此时,平均类内协方差矩阵 S'_B 定义为

$$S'_B = A^{-\frac{1}{2}} U^T S_B U A^{-\frac{1}{2}} \quad (4)$$

其中, $S'_B \in R^{n \times n}$ 。

之后寻找将类均值向量变换到低维空间中的变换。该变换 V 由矩阵 S'_B 的特征向量决定,即

$$S'_B V = V \tilde{A} \quad (5)$$

其中, $\tilde{A} = \text{diag}(\tilde{\lambda}_1, \tilde{\lambda}_2, \dots, \tilde{\lambda}_n)$ 表示 S'_B 的特征值矩阵。选择 d 个较大特征值对应的特征向量,构成了矩阵 V_d , 且 $V_d \in R^{d \times n}$ 。因此,改进 Fisher 算法的最佳投影方向 A 为

$$A = U A^{-\frac{1}{2}} V_d^T, \quad A \in R^{n \times d} \quad (6)$$

从输入空间到特征空间的最佳投影特征则为

基金项目:广东省自然科学基金资助项目(032356, 07010869);北京大学视觉与听觉信息处理国家重点实验室开放课题基金资助项目(0505)

作者简介:甘俊英(1964 -),女,教授、博士,主研方向:生物特征识别;李春芝,硕士研究生

收稿日期:2007-04-10 **E-mail:** jygan@wyu.cn

$$Y=(X_j-\bar{X})A, \quad j=1,2,\dots,C \quad (7)$$

1.2 WT-2DICA 算法独立基子空间的求解

(1)利用小波变换对训练样本图像进行二级分解,获得训练样本的一级水平高频分量 H_1 和垂直高频分量 V_1 以及二级水平高频分量 H_2 和垂直高频分量 V_2 。为了使其与训练样本矩阵匹配,必须对其添加零矩阵予以拓展,使 $H_1 \in R^{m \times n}$, $V_1 \in R^{m \times n}$, $H_2 \in R^{m \times n}$, $V_2 \in R^{m \times n}$ 。

(2)求训练样本的协方差矩阵:

$$G=\frac{1}{C}\sum_{j=1}^C(X_j-\bar{X}-H_1-V_1-H_2-V_2)^T(X_j-\bar{X}-H_1-V_1-H_2-V_2) \quad (8)$$

其中, $G \in R^{m \times n}$ 。训练样本主成分的求解为

$$GT=A^T \quad (9)$$

其中, A' 表示特征值组成的对角阵, $A' \in R^{m \times n}$; T 为特征值对应的特征向量组成的矩阵, $T \in R^{m \times n}$ 。设协方差矩阵 G 的特征值表示为 $\lambda'_i (i=1,2,\dots,n)$, 且 $\lambda'_1 \geq \lambda'_2 \geq \dots \geq \lambda'_n$, 对应的特征向量表示为 $t_i (i=1,2,\dots,n)$ 。选择前 k 个较大特征值对应的特征向量 $t_i (i=1,2,\dots,k)$ 构造特征子空间, 其中, $k \leq n$ 。此时,

$$A'_k = \begin{bmatrix} \lambda'_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda'_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda'_k \end{bmatrix}, \quad T_k = [t_1, t_2, \dots, t_k]。白化矩阵 E 的计算$$

则为

$$E = A'_k^{-\frac{1}{2}} T_k^T \quad (10)$$

其中, $E \in R^{k \times n}$; $A'_k \in R^{k \times k}$; $T_k \in R^{m \times k}$ 。

(3)为了求训练样本零均值矩阵后的白化, 先将训练样本按列的顺序相连构成列向量, 表示为 $X'_j (j=1,2,\dots,C)$, 且 $X'_j \in R^{mn \times 1}$ 。再将矩阵 H_1, V_1, H_2 和 V_2 分别按列的顺序转换成列向量, 即 $H_1' \in R^{mn \times 1}, V_1' \in R^{mn \times 1}, H_2' \in R^{mn \times 1}, V_2' \in R^{mn \times 1}$ 。则

$$\bar{X}' = \frac{1}{C} \sum_{j=1}^C X'_j \quad (11)$$

$$X'_j = X'_j - \bar{X}' - H_1' - V_1' - H_2' - V_2', \quad j=1,2,\dots,C \quad (12)$$

(4)拓展白化矩阵 E 的列数, 即在 E 右方添加零矩阵。此时, $E \in R^{k \times n}$ 变为新矩阵 $N \in R^{k \times mn}$, 与式(12)的 $X'_j \in R^{mn \times 1}$ 维数相匹配, 从而实现了训练样本的白化, 即

$$NX_j'' \quad (13)$$

(5)利用快速固定点算法即可求得独立基子空间 S , 其中, $S \in R^{k \times mn}$ 。因此, 训练样本在独立基子空间上的投影特征为

$$Y=[X_j - \bar{X} - H_1 - V_1 - H_2 - V_2]S^T, \quad j=1,2,\dots,C \quad (14)$$

1.3 融合策略

本文采用特征层融合。假设 $A \in R^{d \times n}$, $S^T \in R^{k \times mn}$ 。对于改进Fisher算法, 通常选择所有 n 个特征, 或 d 略小于 n ; 而对于WT-2DICA算法, 通常 $k \leq n$ 。本文的融合算法取 $k \leq d$ 。若 A 和 S^T 的维数不等, 则低维矩阵用零补足; 若 $k \leq d$, 则可在 S^T 下方添加零矩阵, 即 $Z \in R^{(d-k) \times mn}$ 。此时, 融合投影方向可表示为 $(A+\theta S^T)^T(A+\theta Z^T)$, 其中, θ 表示融合系数。

训练样本在融合投影方向上的融合投影特征为

$$Y=[X_j - \bar{X}](A+\theta S^T)^T(A+\theta Z^T) \quad (15)$$

对任意测试样本 X_{test} , 将其投影到融合投影方向上, 融合投影特征为

$$Y_{\text{test}}=[X_{\text{test}} - \bar{X}](A+\theta S^T)^T(A+\theta Z^T) \quad (16)$$

最后利用最近邻法则实现人脸识别。

2 实验结果与结果分析

2.1 实验对象

本文的实验对象分别取自 ORL(Olivetti Research Laboratory)、受污损 ORL 和 Yale 人脸数据库。ORL 数据库有 400 张图像, 共 40 个人, 每个人有 10 种不同的姿态与表情的人脸图像, 人脸面部表情(睁眼或闭眼、笑或非笑)及面部修饰(戴眼镜或不戴眼镜)都是变化的。此外, 这些图像分别从不同角度拍摄, 分辨率为 112×92 , 灰度级为 256。受污损 ORL 是从 ORL 中选取每人 2 幅~5 幅生成划痕或者缺损的人脸图像, 共 100 幅, 其他 300 幅是 ORL 人脸图像。Yale 人脸数据库包含 15 个人, 每人 11 张不同表情、姿态和受光照影响的人脸图像, 分辨率为 320×243 , 灰度级为 256。如图 1~图 3 所示。



图 1 ORL 中的样本图像



图 2 受污损 ORL 中的样本图像

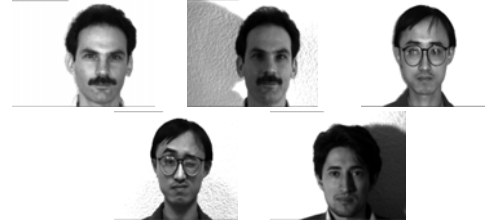


图 3 Yale 中的样本图像

2.2 实验结果与分析

实验选每人前 4 幅图像作为训练样本, 后 6 幅作为测试样本, 实验环境为 Intel 2.66 GHz, RAM 为 253 424 KB。此时, ORL 和受污损 ORL 的训练样本与测试样本分别为 160 幅、240 幅图像; Yale 的训练样本和测试样本分别为 60 幅、105 幅。利用双线性内插法把原始图像缩小成 30×24 大小。实验中, $d=24, k=10$ 。获得分类器融合投影方向后, 利用最近邻法则完成人脸识别。这里定义正确识别率为正确识别的测试样本数与测试的总样本数之比; 识别时间为测试样本特征提取与识别的时间与样本总数之比。当融合系数取 1 时, 基于不同数据库与不同识别算法的识别结果如表 1 所示, 基于受污损 ORL 随训练样本数变化的识别结果如表 2 所示。

表 1 基于不同数据库与不同识别算法的识别结果

人脸数据库	算法	正确识别率/(%)	识别时间/s
ORL	改进 Fisher 算法	92.92	0.038
	WT-2DICA 算法	92.00	0.281
	融合算法	93.75	0.390
受污损 ORL	改进 Fisher 算法	80.93	0.072
	WT-2DICA 算法	80.00	0.210
	融合算法	82.08	0.259
Yale	改进 Fisher 算法	85.71	0.068
	WT-2DICA 算法	88.57	0.561
	融合算法	89.52	0.682

表 2 基于受污损 ORL 随训练样本变化的识别结果

训练样本数	算法	正确识别率/(%)	识别时间/s
前 3 幅	改进 Fisher	80.00	0.045 6
	WT-2DICA	76.43	0.290 0
	融合算法	81.07	0.392 0
前 5 幅	改进 Fisher	88.00	0.061 8
	WT-2DICA	79.50	0.219 0
	融合算法	88.50	0.269 0
前 6 幅	改进 Fisher	90.62	0.065 4
	WT-2DICA	85.63	0.128 0
	融合算法	92.50	0.232 0
前 8 幅	改进 Fisher	93.35	0.075 7
	WT-2DICA	91.25	0.197 0
	融合算法	93.75	0.231 0
前 9 幅	改进 Fisher	92.50	0.090 7
	WT-2DICA	92.50	0.207 0
	融合算法	95.00	0.217 0

基于 ORL、受污损 ORL 和 Yale, 选每人前 4 幅图像作训练样本, 其余作测试样本, 融合系数变化时融合算法的识别结果如图 4 所示。

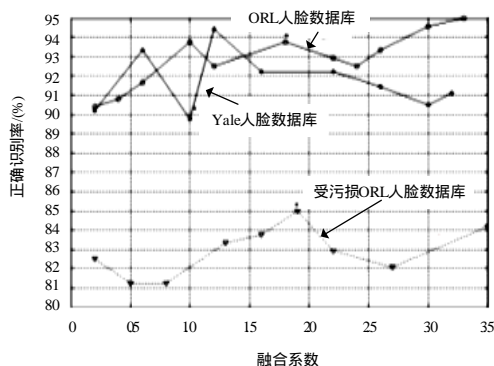


图 4 基于 3 个数据库融合算法的识别结果

从表 1 可知, 融合系数取 1 时, 融合算法的正确识别率均高于其他算法。其中, 对于受污损 ORL, 正确识别率分别比改进 Fisher 算法高 1.15%, 比 WT-2DICA 算法高 2.08%。表 2 的结果表明, 对受污损 ORL, 当融合系数取 1 时, 随着训练样本数的增加, 融合算法的正确识别率均有提高; 当取

(上接第 211 页)

由图 7 可知, 当车牌号码上方有阴影(比较明显的光照不均匀)时, 图像用 Ostu 方法二值化后比较清晰, 但和下边框存在粘连, 不利于字符分割且阴影部分的文字笔画较细; 图像用 Bernsen 方法二值化后文字轮廓比较清晰, 但有明显的伪影; 用本文方法二值化的结果和 Ostu 方法结果大致相同, 但字符笔画更细腻, 并且文字底部已经完全和下边框分离。

3 结束语

本文车牌号码图像二值化方法使用开运算消除光照不均, 采用分类方法确定图像阈值, 根据人类视觉特性确定每个像素点的视觉敏感度系数, 根据图像灰度值、图像阈值和视觉敏感度系数进行二值化。实验结果表明本方法的二值化效果明显优于 Bernsen 方法, 在车牌号码倾斜时大大优于 Ostu 方法, 且本方法具有良好的适应性, 是一种较好的图像二值化方法。

参考文献

[1] 陈丹, 张蜂, 贺贵明. 一种改进的文本图像二值化算法[J]. 计算机工程, 2003, 29(13): 85-86.
 [2] 黄信新, 齐德昱, 王秀媛. 实时图像轮廓抽取算法研究[J]. 计算

每人前 9 幅作训练样本, 融合算法正确识别率高达 95%, 比改进 Fisher 与 WT-2DICA 算法高出 2.5 个百分点。从识别时间来看, 改进 Fisher 算法的速度明显高于其他 2 种算法, 融合算法的识别时间几乎等于改进 Fisher 与 WT-2DICA 算法识别时间之和。从图 4 可知, 基于 ORL, 融合系数为 3.3 时, 正确识别率为 95%, 高于传统分类器算法。基于受污损 ORL, 随着融合系数的变化, 正确识别率发生变化, 最高正确识别率可达 85%, 此时, 融合系数为 1.9。基于 Yale, 融合系数取 1.2 时, 正确识别率可达 94.44%。同时表明了选取合适的融合系数会获得较高的正确识别率。

3 结束语

改进 Fisher 算法能有效压缩图像矩阵的维数, 且充分考虑了类别信息。WT-2DICA 算法能够有效提取人脸图像的高阶统计信息。本文结合两者的优点, 获得了其融合投影方向, 提高了正确识别率。但如何选择合适的融合策略与适当的融合系数仍有待深入研究。

参考文献

[1] 张有为, 甘俊英. 人机自然交互[M]. 北京: 国防工业出版社, 2004: 20-85.
 [2] Ackermann B, Bunke H. Combination of Classifiers on the Decision Level for Face Recognition[R]. University at Berlin, 1996-01.
 [3] Kittler J, Hataf M, Duin R, et al. On Combining Classifiers[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(3): 226-239.
 [4] David M J, Tax D M J, Kittler J. Combining Multiple Classifiers by Averaging or by Multiplying[J]. Pattern Recognition, 2000, 33(9): 1475-1485.
 [5] Li Ming, Yuan Baozong. A Novel Statistical Linear Discriminant Analysis for Image Matrix: Two-dimensional Fisherfaces[C]//Proc. of ICSP'04. Beijing: [s. n.], 2004.
 [6] Havärinen A, Oja E. Independent Component Analysis: Algorithm and Applications[J]. Neural Networks, 2000, 13(4/5): 411-430.
 [7] 机应用, 2001, 21(3): 47-50.
 [8] 陈纯. 计算机图像处理技术与算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.
 [9] 郑咸义, 张颖豪. 一个改进的 LBG 算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 1997, 9(4): 335-338.
 [10] 马勇, 邵凌, 徐海, 等. 自适应补偿矢量量化[J]. 计算机工程与应用, 2000, 36(2): 71-74.
 [11] 李长河, 张永强, 王君. 一种新颖的图像自适应信息隐藏算法[J]. 计算机应用, 2005, 25(5): 1138-1140.
 [12] Piva A, Barni M, Bartolini F, et al. DCT-based Watermark Recovering Without Resorting to the Uncorrupted Original Image[C]//Proceedings of 4th IEEE International Conference on Image Processing. Santa, Barbara, CA, USA: [s. n.], 1997.
 [13] Zhong Wei. Image Watermarking Using Legendre Array[J]. Journal of China Institute of Communications, 2001, 22(1): 1-6.
 [14] 孙锁锋, 温泉, 王树勋. 基于人类视觉的混沌阵列在图像上的水印算法[J]. 电子学报, 2003, 31(1): 149-153.
 [15] 姚红梅, 王军锋, 刘兴钊. 最小熵谱外推技术及其在雷达超分辨中的应用[J]. 现代雷达, 2005, 27(3): 18-19.