

基于分块独立分量分析的人脸识别

陈才扣 黄璞

(扬州大学信息工程学院,扬州 225001)

摘要 提出了一种基于分块独立分量分析(BICA)的特征提取方法。该方法通过将人脸分块降低了光照条件、人脸表情等外在因素对人脸识别的影响,并先后将分块后重组的矩阵的行和列作为训练样本提取独立分量,由于训练样本维数很小,因此它降低了传统独立分量分析(ICA)方法中存在的高维小样本问题产生的识别错误率,同时减少了识别时间。在Yale人脸库和AR人脸库上验证了该算法的有效性。

关键词 分块 独立分量分析(ICA) 特征提取 人脸识别

中图法分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2009)09-1837-06

Block-based Independent Component Analysis and Face Recognition

CHEN Cai-kou, HUANG Pu

(Information Engineering College, Yangzhou University, Yangzhou 225001)

Abstract A novel feature extraction method using block-based independent component analysis (BICA) is proposed in this paper. BICA partitions the facial image into a few blocks, reducing the influence of some factors such as lighting condition and facial expression on face recognition. The method takes the row and the column vector of the reconstructed matrix as the training vector sequentially to extract independent components. Since the dimensionality of the training vector in Block-ICA is much smaller than that in the traditional ICA, it can reduce the face recognition error caused by the dilemma in traditional ICA, i. e. the number of available training samples are great less than thoes of the training vector, and thus reduce the recognition time. Experiments on the Yale and AR databases validate the effectiveness of the proposed method.

Keywords block, independent component analysis (ICA), feature extraction, face recognition

1 引言

人脸识别一直是计算机视觉与模式识别领域的研究热点,在身份鉴别、信用卡验证、档案管理、人机交互系统等方面有着广泛的应用。由于自然条件下受光照条件、拍摄角度、人脸表情等因素的影响,人脸图像会呈现出较强的不稳定性。因此,能否找到对这些不稳定因素不敏感而又能提取有效的鉴别特征的算法成为提高识别性能的关键问题。主分量分析(PCA)^[1]是用得最多的人脸识别方法之一,但它

仅仅考虑了图像的二阶统计信息,并没有考虑图像的高阶信息。

独立分量分析(ICA)^[2-4]是近几年发展起来的基于图像高阶统计信息的人脸识别方法,它试图从人脸图像中分离出一组相互独立的基向量,然后用这组基向量线性表示人脸。与仅考虑图像二阶统计信息的PCA相比,ICA不但考虑了二阶以上的统计特征,而且分解出的基向量比PCA分解结果在空间分布上更为局部化,这使得ICA方法受面部表情变化、姿势变化及局部遮挡(如眼镜等)的影响较小,因此在人脸识别方面ICA更为有效。然而一直以

基金项目:国家自然科学基金项目(60875004);江苏省高校自然科学基金项目(07KJB520133)

收稿日期:2008-12-17;**改回日期:**2009-02-27

第一作者简介:陈才扣(1967~),男,副教授。2007年于南京理工大学博士后流动站出站。主要研究方向为模式识别理论与应用、生物特征识别。E-mail: cck.yzu@gmail.com

来,ICA 并没有提供一个系统的方法,这使得 ICA 方法在人脸识别方面并不比 PCA 方法具有优势^[4],Liu 提出了一种加强的 ICA 方法^[5],首先利用 PCA 方法去除样本间的相关性,然后再对处理后的样本进行 ICA 分解,这种方法比原有的 ICA 方法效率更高。传统的 ICA 方法需将人脸图像矩阵转换成 1 维向量后再进行运算,这就造成了训练样本数远远小于样本维数,从而识别错误率较高且计算复杂,为了解决这种问题,Gao 等人提出了 RC-ICA 方法^[6],它先后将人脸图像矩阵的行向量和列向量作为训练样本进行 ICA,由于训练样本较小,因此 RC-ICA 成功解决了传统 ICA 的高维小样本问题,使得识别率不仅得到提高,而且计算方便。

因为受光照条件、拍摄角度、人脸表情等外在因素的影响,人脸图像会呈现出较强的不稳定性,如果直接将图像矩阵作 RC-ICA 处理,识别率受外在因素影响较显著。由于人脸图像像素变化的连贯性较强,所以每一行像素值的变化较大,而某一块相邻的区域像素值的变化较为平和,特征较为集中^[8],如果先对图像进行分块,然后将每个块拉伸成列并重组成新的图像矩阵,使用分块后重组的矩阵的行和列向量作为训练样本进行 ICA,这样既降低了光照、人脸表情等外在因素对人脸识别的影响,又成功解决了传统 ICA 的高维小样本问题,实验表明本文方法较其他人脸识别方法效率更高。

2 ICA 的基本思想

在人脸识别中,许多重要信息包含在图像的高阶统计信息中,ICA 方法是一种基于高阶统计信息的去相关多元数据处理方法,其基本思想是寻找一组相互独立的基向量来线性表示人脸图像。

利用 ICA 进行人脸识别,人脸训练样本集 $X = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ 可以表示成独立基矩阵 $S = (s_1, s_2, \dots, s_m)^T$ 和可逆混合阵 A 的乘积:

$$X = AS \quad (1)$$

式中, $x_i \in \mathbf{R}^n, s_j \in \mathbf{R}^k, i = 1, 2, \dots, K, j = 1, 2, \dots, m$ 。

ICA 算法的目的就是找到混合矩阵 A 的逆矩阵 W ,使其满足式(2)。

$$I = WAS \quad (2)$$

式中, I 为独立基向量组 S 的估计。具体操作如下:

(1) 中心化训练样本

计算训练样本集 X 的平均图向量得:

$$\bar{x} = E(X) = (1/K) \sum_{i=1}^K x_i \quad (3)$$

将 X 中任意 x_i 减去 \bar{x} ,这样可求得中心化后的训练样本集 $\tilde{X} = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_k)$,其中 $\tilde{x}_i = x_i - \bar{x}, \tilde{x}_i \in \mathbf{R}^n, i = 1, 2, \dots, K$ 。

(2) 计算训练样本 X 的协方差 G 并求白化矩阵:

$$G = (1/K) \sum_{i=1}^K \tilde{x}_i \tilde{x}_i^T = (1/K) \tilde{X} \tilde{X}^T \quad (4)$$

设 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p (\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_p)$ 为 G 的 p 个最大的特征值,并且 v_1, v_2, \dots, v_p 为各特征值所对应的特征向量,则可得白化矩阵:

$$P = VA^{-\frac{1}{2}} \quad (5)$$

式中, V 为 v_1, v_2, \dots, v_p 所组成的矩阵, A 为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ 组成的对角阵。

则白化后的数据为

$$Y = P^T \tilde{X} \quad (6)$$

(3) 采用 Fast-ICA^[7] 算法计算解混矩阵 W_d 。

$$W_d^*(k) = C^{-1} E \{ Y (W_d(k-1)^T Y)^3 \} - 3W_d(k-1) \quad (7)$$

$$W_d(k) = W_d^*(k) / \sqrt{W_d^*(k)^T \times C \times W_d^*(k)} \quad (8)$$

式中, $C = E(Y Y^T)$ 为 Y 的协方差。

3 构造分块矩阵图像

由于自然条件下受光照条件、拍摄角度、人脸表情等因素的影响,人脸图像会呈现出较强的不稳定性,为了减少这些外在因素对本算法的影响,将原图像矩阵进行分块再重组成新的图像矩阵,具体过程如下:

设 $A \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 是一幅人脸图像,将图像矩阵 A 分

块: $A = \begin{pmatrix} D_{11} & \dots & D_{1r} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ D_{c1} & \dots & D_{cr} \end{pmatrix}$, 其中 $D_{ij} (i = 1, 2, \dots, c; j = 1, 2, \dots, r)$ 为 $m \times n (m, n$ 分别为 M, N 的约数) 的

块矩阵,则 $c = M/m, r = N/n$, 总共有 $L = c \times r$ 块,将分块矩阵排列成列的形式 $MA = (D_{11}, D_{12}, \dots, D_{cr})$, 再将每块拉伸成 $m \times n$ 维列向量,这样就构造一个新的图像矩阵 $B = (b_1, b_2, \dots, b_L) = (r_1^T, r_2^T, \dots, r_{m \times n}^T)^T$, 其中 b_i 为 B 的列, r_j 为 B 的行, $i = 1, 2, \dots, L; j = 1, 2, \dots, m \times n$ 。例如,如果将图像分成 20 块,并进行重构,则其相应图像变化如图 1 所示。

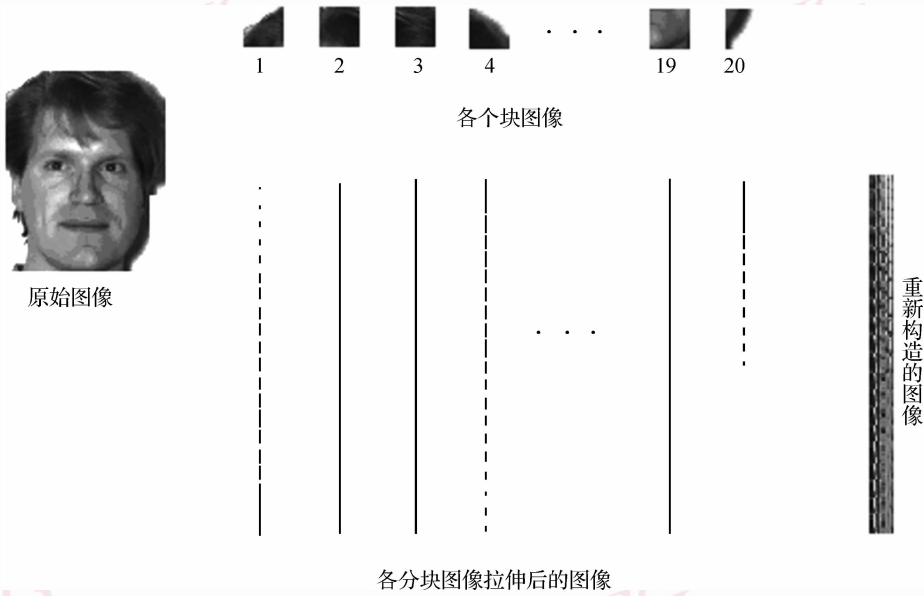


图1 图像分块及重构示意图

Fig. 1 Illustration of partition and reconstructing of the image

对于一组训练样本集 $H_o = \{A_k \mid k = 1, 2, \dots, K\}$, 按照上面所述分块步骤, 得到重新构造后的训练样本集 $H = \{B_k \mid k = 1, 2, \dots, K\}$ 。

4 基于分块的独立分量分析 (BICA)

第1步:对训练样本进行 Row-ICA 处理。

设经过分块操作后的训练样本集为 $H = \{B_k \mid k = 1, 2, \dots, K\}$, 其中 $B_k = (r_1^T, r_2^T, \dots, r_{m \times n}^T)^T$, 这里 $r_j (j = 1, 2, \dots, m \times n)$ 是训练样本 B_k 的第 j 行。由于是将 B_k 的行作为训练样本, 因此将 H 记为 $H = \{r_j^k \in \mathbf{R}^{1 \times L} \mid k = 1, 2, \dots, K; j = 1, 2, \dots, m \times n\}$, 其中 r_j^k 表示第 K 幅图像的第 j 行。计算协方差矩阵 $G (G \in \mathbf{R}^{L \times L})$ 为

$$G = \frac{1}{m \times n} \sum_{j=1}^{m \times n} E[(r_j - \bar{r}_j)^T (r_j - \bar{r}_j)]$$

$$= \frac{1}{m \times n \times K} \sum_{j=1}^{m \times n} \sum_{k=1}^K E[(r_j^k - \bar{r}_j)^T (r_j^k - \bar{r}_j)] \quad (9)$$

式中, $\bar{r}_j = \left(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K r_j^k\right)$ 。

设 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_q (\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_q)$ 为 G 的 q 个最大的特征值, 并且 v_1, v_2, \dots, v_q 为各特征值所对应的特征向量, 那样可得白化矩阵:

$$P = VA^{-\frac{1}{2}} \quad (10)$$

式中, $V = (v_1, v_2, \dots, v_q), A = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_q)$ 。每行经过白化后的数据为

$$z_j^k = (r_j^k - \bar{r}_j) \times P \quad (11)$$

将 z_j^k 作为输入数据, 则混合矩阵可表示为

$$Y_r = \{[z_j^k]^T \mid k = 1, 2, \dots, K; j = 1, 2, \dots, m \times n\} \quad (12)$$

利用式(7)和式(8)对 Y_r 进行解混, 计算得到解混阵 W , 得到 $W \in \mathbf{R}^{q \times q}$, 为计算简便, 记 $W_r = P \times W^T (W_r \in \mathbf{R}^{L \times q})$ 为 $(B_k - \bar{B}_k)$ 的右乘解混矩阵。

将 B_k 投影到 W_r 上, 可以得到经过 Row-ICA 处理后的数据为

$$C_k = (B_k - \bar{B}_k) \times W_r = (c_1^T, c_2^T, \dots, c_{m \times n}^T)^T \quad (13)$$

式中, $C_k \in \mathbf{R}^{m \times n \times q}, c_i$ 为 C_k 的行, $i = 1, 2, \dots, m \times n$ 。

第2步:对经 Row-ICA 处理后的训练样本进行 Column-ICA 处理。

对于某一图像 A_k 分块重构的图像矩阵 B_k 经过 Row-ICA 处理后转换为 C_k , 同时大小由 $m \times n \times L$ 变为 $m \times n \times q$, 此时 C_k 中不同行的元素之间仍存在相关性, 证明如下:

假定 $c_{j_1}(q_1)$ 和 $c_{j_2}(q_2)$ 分别为 C_k 中第 j_1 行的第 q_1 列、第 j_2 行的第 q_2 列元素 ($j_1 \neq j_2$), 如果它们之间相互独立, 则有:

$$E[c_{j_1}(q_1) \times c_{j_2}(q_2)] = E[c_{j_1}(q_1)] \times E[c_{j_2}(q_2)] \quad (14)$$

因为 $E[\mathbf{c}_{j_1}(q_1)] = E(\mathbf{r}_{j_1}^k - \bar{\mathbf{r}}_{j_1}) \times \mathbf{w}_{q_1} = 0$ 且 $E[\mathbf{c}_{j_2}(q_2)] = E(\mathbf{r}_{j_2}^k - \bar{\mathbf{r}}_{j_2}) \times \mathbf{w}_{q_2} = 0$, 其中 \mathbf{w}_{q_1} 和 \mathbf{w}_{q_2} 分别为 \mathbf{W}_r 中的第 q_1, q_2 列。这样式(14)可写为

$$E[\mathbf{c}_{j_1}(q_1) \times \mathbf{c}_{j_2}(q_2)] = 0 \quad (15)$$

又因为 $E[\mathbf{c}_{j_1}(q_1) \times \mathbf{c}_{j_2}(q_2)] = \mathbf{w}_{q_1}^T E[(\mathbf{r}_{j_1}^k - \bar{\mathbf{r}}_{j_1})^T \times (\mathbf{r}_{j_2}^k - \bar{\mathbf{r}}_{j_2})] \mathbf{w}_{q_2}$, 而一般情况下, \mathbf{w}_{q_1} 与 \mathbf{w}_{q_2} 并不为零向量, 且在训练样本 \mathbf{B}_k 中 $\mathbf{r}_{j_1}^k$ 与 $\mathbf{r}_{j_2}^k$ 是相关的, 因此 $E[(\mathbf{r}_{j_1}^k - \bar{\mathbf{r}}_{j_1}) \times (\mathbf{r}_{j_2}^k - \bar{\mathbf{r}}_{j_2})] \neq 0$, 从而可得式(15)不成立, 这与式(14)矛盾, 所以 \mathbf{C}_k 中不同行元素之间仍然存在相关性。

将 \mathbf{C}_k 记为: $\mathbf{C}_k = (\mathbf{c}_1^T, \mathbf{c}_2^T, \dots, \mathbf{c}_{m \times n}^T)^T = (\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_q)$ 。训练样本集表示为

$$\bar{\mathbf{H}} = \{\mathbf{d}_j^k | k=1, 2, \dots, K; j=1, 2, \dots, q\} \quad (16)$$

式中, \mathbf{d}_j^k 表示图像矩阵 \mathbf{B}_k 经 Row-ICA 解混后的 \mathbf{C}_k 的第 j 列。

采用类似 Row-ICA 的方法同样可以得到一个左乘解混阵 \mathbf{W}_c ($\mathbf{W}_c \in \mathbf{R}^{p \times m \times n}$)。对于图像矩阵 \mathbf{B}_k , 独立元特征可以表达式为

$$\mathbf{S}^k = \mathbf{W}_c (\mathbf{B}_k - \bar{\mathbf{B}}_k) \mathbf{W}_r \quad (17)$$

如果将分块大小取为 $m = M$ (即图像的行数) 及 $n = 1$, 则 BICA 就退化为 Gao 等人提出的 RC-ICA^[6]。因此, BICA 是 Row-ICA 方法的推广。

5 特征抽取及分类

首先将某一训练样本 \mathbf{A}_k 进行分块得到 \mathbf{B}_k , 然后将 \mathbf{B}_k 投影到 \mathbf{W}_r 与 \mathbf{W}_c 确定的子空间上, 得到独立特征矩阵 \mathbf{S}_k 。给定一个测试样本 \mathbf{A}^* , 将它分块得到 \mathbf{B}^* , 同样将它投影到 \mathbf{W}_r 与 \mathbf{W}_c 确定的子空间上得到 \mathbf{S}^* 。进行识别时, 采用最近邻分类器, 则 \mathbf{S}^* 与 \mathbf{S}_k 之间的欧氏距离度量为

$$d(\mathbf{S}^*, \mathbf{S}_k) = \sqrt{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q (\mathbf{S}^*(i, j) - \mathbf{S}_k(i, j))^2} \quad (18)$$

如果 $d(\mathbf{S}^*, \mathbf{S}_i) = \min_k d(\mathbf{S}^*, \mathbf{S}_k)$, 则 \mathbf{A}^* 与 \mathbf{A}_i 属于同一类。

6 实验结果与分析

6.1 实验一

首先选在 Yale 人脸库上进行。该图像库中的

人脸图像光照条件变化较大, 而且人的脸部表情和姿态也有着一定程度的变化, 其中包含 15 人, 每人 11 幅图像, 每幅图像的分辨率均为 100×80 。图 2 为 Yale 人脸图像数据库中某人的 11 幅图像。



图 2 Yale 人脸库中的 11 幅图像

Fig. 2 Eleven images in the Yale face database

对每类抽取前 5 幅图像作为训练样本, 剩余 6 幅作测试样本, 这样训练样本总数为 $15 \times 5 = 75$ 幅, 测试样本为 $15 \times 6 = 90$ 幅, 采用最近邻分类器, 按照分块大小, 以及独立元特征大小得到以下实验结果 (如表 1 所示)。

从表 1 可看出, 当分块不同时, 所取得的最佳识别率是不同的, 当分块大小为 ($m = 100, n = 1$) 时即为 RC-ICA, 从表 2 可知分块大小为 ($m = 20, n = 10$) 时, 本文方法取得最大识别率为 98.89%, 要高于传统的 ICA, PCA 方法, 这是由于直接采用 2 维图像矩阵作训练样本, 减少了识别错误率, 而且由于本文方法先将图像进行分块然后再重组, 降低了光照条件等外在因素对人脸识别效果的影响, 因此识别率要高于 RC-ICA。

表 1 本文方法随分块大小识别率

Tab. 1 The proposed method's recognition rates corresponding to the sizes of block (%)

分块大小	独立元特征大小			
	$q = 11, p = 5$	$q = 13, p = 6$	$q = 15, p = 7$	$q = 19, p = 8$
$m = 5, n = 10$	91.11	94.44	93.33	97.78
$m = 10, n = 10$	87.78	92.22	94.44	94.44
$m = 20, n = 10$	92.22	95.56	98.89	97.78
$m = 10, n = 20$	93.33	92.22	95.56	96.67
$m = 20, n = 20$	91.11	95.56	96.67	96.67
$m = 100, n = 1$	93.33	95.56	95.56	96.67

表 2 本文方法与其他方法最优识别率对照表
Tab. 2 Comparison of the optimal recognition rates of the proposed method and other methods (%)

	ICA	PCA	RC-ICA	BICA
识别率	94.44 (20)	92.22 (20)	97.78 ($m = 100, n = 1,$ $q = 13, p = 9$)	98.89 ($m = 20, n = 10,$ $q = 15, p = 7$)

注:括号内 20,20 分别为 ICA,PCA 所选投影轴数, ($m = 100, n = 1$)、($m = 20, n = 10$)为分块大小, q, p 分别为 Row-ICA, Column-ICA 投影轴数。

6.2 实验二

在 AR 人脸库中进行,该人脸库包含 120 个人,

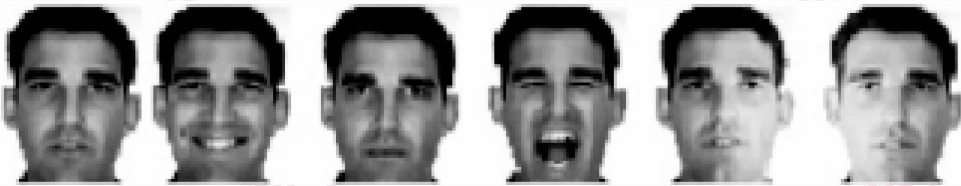


图 3 AR 人脸库中的 6 幅图像

Fig. 3 Six images in the AR face database

每人 26 幅图像,分辨率为 50×40 ,该图像库中的人脸图像光照条件变化较大,而且人的脸部表情和姿态较 Yale 人脸库中变化更大。图 3 为 AR 人脸图像数据库中某人的 6 幅图像。

从每人 26 幅图像中选取其中 7 幅图像作训练样本,剩余 19 幅作测试样本,这样训练样本总数为 840 幅,测试样本为 2 280 幅,利用最近邻分类器分类,得到本文方法在分块大小为 $m = 10, n = 20$ 时随投影轴变化的识别效果(见表 3)以及本文方法与其他方法识别率及时间比较结果(见表 4,表 5,所用机器为 IBM ThinkPad R60e, CPU: Celeron M 1.6 GHz, 1 280 MB 内存)。

表 3 本文方法随投影轴变化识别率
Tab. 3 Recognition rates of the proposed method corresponding to different dimensions

投影轴数	$q = 7,$ $p = 13$	$q = 7,$ $p = 15$	$q = 7,$ $p = 17$	$q = 7,$ $p = 19$	$q = 7,$ $p = 21$	$q = 7,$ $p = 23$	$q = 7,$ $p = 25$
识别率	83.25	84.47	85.26	85.92	86.40	86.05	86.49

单位:%

表 4 本文方法与其他方法最佳识别率对照表
Tab. 4 Comparison of the optimal recognition rates of the proposed method and other methods

特征抽取方法	ICA	PCA	RC-ICA	BICA
识别率	80.31(78)	64.52(114)	83.77($q = 13, p = 9$)	86.49($q = 7, p = 25$)

单位:%

注:括号内为投影轴数。

表 5 本文方法与其他方法时间及相应识别率对照表

Tab. 5 Comparison of the costing time and corresponding recognition rates of the proposed method and other methods

	特征抽取时间(s)	分类时间(s)	识别时间(s)	识别率(%)
PCA(114)	24.890 0	17.641 0	42.531 0	64.52
ICA(78)	23.515 0	14.688 0	38.203 0	80.31
BICA($q = 7, p = 13$)	12.390 0	15.188 0	27.578 0	83.25
BICA($q = 7, p = 15$)	13.500 0	16.188 0	29.688 0	84.47
BICA($q = 7, p = 25$)	14.047 0	22.453 0	36.500 0	86.49

注:括号内为投影轴数。

通过表 4 可知,由于本文方法先将图像进行分块然后再重组,减少了外在因素对人脸识别的影响,因此识别率要高于 RC-ICA。另外,由于本文方法直接将图像矩阵的行和列向量作为训练样本,训练样本维数很小,解决了传统 ICA 方法中的高维小样本问题。因此,不仅识别率要比其他方法高,而且从表 5 可知本文方法计算方便,特征抽取及人脸识别较其他方法更快。

7 结 论

提出了一种基于分块独立分量分析的人脸识别算法。通过在 Yale 以及 AR 人脸库上的实验表明,通过使用分块技术使人脸识别效果受外在因素的影响较少,另外本文方法直接将图像矩阵的行和列作为训练样本进行 ICA 处理,不仅解决了传统 ICA 算法中出现的高维小样本问题,减少了错误识别率,而且使特征提取及总识别时间减少,由此可见本文方法较其他人脸识别方法效率更高。

参考文献 (References)

1 Kirby M, Sirovich L. Application of the KL procedure for the

characterization of human faces [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(1):103-108.

2 Bartlett M S, Movellan J R, Sejnowski T J. Face recognition by independent component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(6):1450-1464.

3 Hyvarinen A. Survey on independent component analysis [J]. Neural Computing Surveys, 1999, 1(2):94-128.

4 Draper B A, Baek K, Bartlett M S, et al. Recognizing faces with PCA and ICA [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2003, 91(1/2):115-137.

5 Liu C J. Enhanced independent component analysis and its application to content based face image recognition [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(4):919-928.

6 Gao Q, Zhang Lei, Zhang David. Sequential row-column independent component analysis for face recognition [J]. Neurocomputing, 2009, 72(4):1152-1159.

7 Hyvarinen A. Fast and robust fixed-point algorithm for independent component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3):624-634.

8 Chen Cai-kou, Liu Yong-jun, Yang Jing-yu. Modified two-dimensional maximum scatter-difference discriminant analysis and face recognition [A]. In: Proceeding of the 13th National Conference on Image and Graphics [C], Nanjing, 2006:382-386. [陈才扣, 刘永俊, 杨静宇. 改进的二维最大散度差线性鉴别分析及人脸识别 [A]. 第十三届全国图像图形学学术会议论文集 [C], 南京, 2006:382-386.]