

求解广义最佳鉴别矢量集的一种改进算法

孙兴华 郭跃飞 杨静宇

(南京理工大学计算机系 603 教研室, 南京 210094)

摘要 鉴于广义最佳鉴别矢量集是 Foley-Sammon 最佳鉴别矢量集的一种推广, 给出了广义最佳鉴别矢量的定义, 并从理论上对已有的求解广义最佳鉴别矢量集的算法作了分析, 指出了其中的不足之处, 并给出了一种改进的算法. 将此方法用于人脸识别, 结果显示, 新方法比已有的方法更有效.

关键词 广义最佳鉴别矢量集 Foley-Sammon 最佳鉴别矢量集 特征抽取 模式识别

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2000)11-0895-06

An Improved Algorithm for the General Optimal Set of Discriminant Vectors

SUN Xing-hua, GUO Yue-fei, YANG Jing-yu

(Department of Computer, NUST, Nan Jing 210094)

Abstract The general optimal set of discriminant vectors is the extension of the Foley-Sammon optimal set of discriminant vectors. First, this paper gives the definition and existed calculating method in theory, through which it is found that the existed method has two principal problems: (1) The general optimal discriminant vectors are calculated step by step, which can not make sure that the corresponding general Fisher discriminant function can reach the maximum; (2) When the popular scatter matrix is singular, it is possible that there exists one discriminant vector on which the between-class distance of the projected set of the training sample set is equal to zero, which is meaningless for classification. To solve the above two problems, a new method for calculating the general optimal set of discriminant vectors is presented. In the end, our method is applied to human face recognition. Experimental result shows that the new method is superior to the existed method in terms of correct classification rate and stability.

Keywords General optimal set of discriminant vectors, Foley-sammon optimal set of discriminant vectors, Feature extraction, Pattern recognition

0 引言

线性特征抽取是一种有效的降维方法, 到目前为止, 人们给出了许多线性特征抽取方法^[1,2], 其中, 就鉴别能力来说, Foley-Sammon 变换(FST)^[3]被认为是最好的方法之一, 而 FST 是根据用于线性鉴别问题的 Fisher 鉴别准则^[4]得到的. 1970 年, Sammon 给出了基于 Fisher 准则的最佳鉴别平面^[5]; 1975 年 Foley 和 Sammon 推广了 Sammon 的方法, 给出了

最佳鉴别矢量集的结果, 并以此构成了 FST. 接着, Foley 和 Sammon 的重要结果吸引了众多模式识别领域中的研究者^[6~14], 特别是对 S_w 为奇异的情形, 人们作了许多工作, 并取得了良好的结果^[2,6,11~13].

上述方法有一个共同点, 即它们均是孤立地求解各个最佳鉴别矢量, 且每个最佳鉴别矢量均在某子空间中使 Fisher 鉴别函数达到最大值, 或者说, 在每个最佳鉴别矢量生成的空间中, 使模式的类间距离达到最大, 类内距离达到最小. 针对这种情况, Liu 和 Yang 等给出了广义最佳鉴别矢量的求

法^[14], 由于他们将 FST 看作一个整体, 使模式在广义最佳鉴别矢量集生成的空间中类间距离最大, 类内距离最小, 因而使模式具有更好的可分性. 本文对文献[14]中的广义最佳鉴别矢量的解法作了分析, 发现了其中的不足, 进而给出了一种改进的算法. 最后将其用于人脸识别, 结果显示, 本文的方法优于文献[14]的方法.

1 广义最佳鉴别矢量集

设 w_1, w_2, \dots, w_m 为 m 个模式类, $X = \{x_i\}$, $i = 1, 2, \dots, N$ 为 n 维训练样本集, X 中的每一个 x_i 属于 w_j 类, 即 $x_i \in w_j, i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, m$. 设 w_i 类的平均矢量、协方差矩阵与先验概率分别为 $m_i, C_i, P(w_i)$, 则类间散布矩阵 S_b 、类内散布矩阵 S_w 和总散布矩阵 S_t 分别为

$$S_b = \sum_{i=1}^m P(w_i) (m_i - m_0)(m_i - m_0)^T \quad (1)$$

$$S_w = \sum_{i=1}^m P(w_i) E\{(x - m_i)(x - m_i)^T / w_i\} = \sum_{i=1}^m P(w_i) C_i \quad (2)$$

$$C_i = E\{(x - m_i)(x - m_i)^T / w_i\} \quad (3)$$

$$S_t = S_b + S_w = E\{(x - m_0)(x - m_0)^T\} \quad (4)$$

$$m_0 = E\{x\} = \sum_{i=1}^m P(w_i) m_i \quad (5)$$

其中, m_0 为全体训练样本的平均矢量; E 为数学期望.

由散布矩阵 S , Fisher 鉴别函数 $J_f(\varphi)$ 可定义为

$$J_f(\varphi) = \frac{\varphi^T S_b \varphi}{\varphi^T S_w \varphi} \quad (6)$$

其中, φ 为任一 n 维矢量.

Liu 和 Yang 等给出了一种求解广义最佳鉴别矢量的方法^[14]:

(1) φ 为 n 维空间中, 使 $J_f(\varphi)$ 达到最大的单位矢量. 即 φ 为 Foley-sammon 最佳鉴别矢量集中的第一个最佳鉴别矢量.

(2) 第 i 个广义最佳鉴别矢量可由下式计算得到

$$\max_{\varphi_j \perp \varphi_i, \|\varphi_j\|=1} |J_i(\varphi_j)|, j = 1, 2, \dots, i - 1 \quad (7)$$

其中,

$$J_i(\varphi) = \frac{\sum_{j=1}^{i-1} \varphi_j^T S_b \varphi_j + \varphi^T S_b \varphi \|\varphi\|^2}{\sum_{j=1}^{i-1} \varphi_j^T S_w \varphi_j + \varphi^T S_w \varphi \|\varphi\|^2}$$

设

$$\Phi = (\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_r) \quad (9)$$

$$y = \Phi^T x \quad (10)$$

若用式(10)将训练样本集 X 变换为 X_i , 则 X_i 的类间距离与类内距离的比值为

$$J(\Phi) = \frac{\text{tr}(\Phi^T S_b \Phi)}{\text{tr}(\Phi^T S_w \Phi)} = \frac{\sum_{j=1}^i \varphi_j^T S_b \varphi_j}{\sum_{j=1}^i \varphi_j^T S_w \varphi_j} \quad (11)$$

由上可知, φ 能保证在已有的 $i - 1$ 个鉴别矢量的基础上, 使 X 在空间 $\text{span}\{\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_i\}$ 上的投影集 X_i 的可分性最好.

2 广义最佳鉴别矢量的改进算法

2.1 对已有算法^[14]的分析

定义 1 设

$$J(\Phi) = \frac{\sum_{i=1}^r \varphi_i^T S_b \varphi_i}{\sum_{i=1}^r \varphi_i^T S_w \varphi_i} \quad (12)$$

$$J(\tilde{\Phi}) = \max_{\Phi} J(\Phi) \quad (13)$$

式中, $\Phi = (\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_r)$, $\tilde{\Phi} = (\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_r)$. 若 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_r$ 与 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_r$ 为单位正交矢量, 则称式(12)为广义 Fisher 鉴别函数, $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_r$ 为广义最佳鉴别矢量.

为了分析文献[14]的算法, 先给出下面结果

定理 1 设 $\forall x \in R^n, f_1(x) \geq 0, f_2(x) \geq 0,$

$g_1(x) \geq 0, g_2(x) \geq 0,$ 且

$$\frac{f_1(x)}{f_2(x)} \geq \frac{g_1(x)}{g_2(x)}$$

则

$$\frac{f_1(x) + g_1(x)}{f_2(x) + g_2(x)} \leq \frac{f_1(x)}{f_2(x)}$$

(证明略)

推论 若 $f_i(x) \geq 0; g_i(x) \geq 0,$ 且

$$\frac{f_0(x)}{g_0(x)} \geq \frac{f_i(x)}{g_i(x)}, i = 1, 2, \dots, r$$

则

$$\frac{f_0(x) + f_1(x) + \dots + f_r(x)}{g_0(x) + g_1(x) + \dots + g_r(x)} \leq \frac{f_0(x)}{g_0(x)}$$

对文献[14]中方法的分析

(1) 由于 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_r$ 是分步求出的, 所以

$\tilde{\Phi} = (\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_r)$, 并不一定使 $J(\Phi)$ 达到最大值.

(2) 设

$$J_1(\mathcal{Q}) = \frac{\mathcal{Q}^T S_b \mathcal{Q}}{\mathcal{Q}^T S_i \mathcal{Q}} \quad (14)$$

$$J_i(\mathcal{Q}) = \frac{\sum_{j=1}^{i-1} \mathcal{Q}^T S_b \mathcal{Q} + \mathcal{Q}^T S_b \mathcal{Q} \|\mathcal{Q}\|^2}{\sum_{j=1}^{i-1} \mathcal{Q}^T S_i \mathcal{Q} + \mathcal{Q}^T S_i \mathcal{Q} \|\mathcal{Q}\|^2} \quad (15)$$

$$J(\Phi) = \frac{\sum_{i=1}^r \mathcal{Q}^T S_b \mathcal{Q}}{\sum_{i=1}^r \mathcal{Q}^T S_i \mathcal{Q}} \quad (16)$$

则根据定理 1 及其推论, 在求解广义鉴别矢量时, $J_f(\mathcal{Q}), J_i(\mathcal{Q}), J(\Phi)$ 可分别由 $J_1(\mathcal{Q}), J_i(\mathcal{Q}), J(\Phi)$ 代替

设 $S_i^{-1}(0) = \{x | S_i x = 0, x \in R^n\}$, $\overline{S_i^{-1}(0)}$ 为 $S_i^{-1}(0)$ 的正交补空间, 则 \mathcal{Q} 可从中 $\overline{S_i^{-1}(0)}$ 中选取^[14], $\mathcal{Q} \in \overline{S_i^{-1}(0)}$. 若 $S_i^{-1}(0) \neq \emptyset$, 即 S_i 为奇异时, 令 $S_i^{-1}(0) = \text{span}\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$, 其中 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ 为单位正交矢量. 由于 $x \in S_i^{-1}(0)$, 当且仅当 $x^T S_i x = 0$ ^[14], 同时又有 $0 \leq x^T S_b x \leq x^T S_i x$, 因此, 当 $x \in S_i^{-1}(0)$ 时, $x^T S_b x = x^T S_i x = 0$, 从而

$$J_2(\theta) = \frac{\mathcal{Q}^T S_b \mathcal{Q} + \theta^T S_b \theta}{\mathcal{Q}^T S_i \mathcal{Q} + \theta^T S_i \theta} = \frac{\mathcal{Q}^T S_b \mathcal{Q}}{\mathcal{Q}^T S_i \mathcal{Q}}, i = 1, 2, \dots, k$$

由 \mathcal{Q} 的性质及定理 1

$$\forall \mathcal{Q} \in R^n, J_2(\mathcal{Q}) \leq \frac{\mathcal{Q}^T S_b \mathcal{Q}}{\mathcal{Q}^T S_i \mathcal{Q}}$$

因此

$$J_2(\theta) = \max_{\mathcal{Q} \in \mathcal{Q}_2} \{J_2(\mathcal{Q})\}.$$

综上所述, 当 S_i 奇异时, 可能会在 $S_i^{-1}(0)$ 中取得广义最佳鉴别矢量, 而 $\forall x \in S_i^{-1}(0)$, 则有 $x^T S_b x = x^T S_i x = 0$, 即类间距离为零, 显然对分类没有意义.

2.2 改进算法

针对上述问题, 本文对文献[14]的方法作如下改进:

(1) 由于 $S_i^{-1}(0)$ 中的矢量对分类没意义, 所以本文限制在 $\overline{S_i^{-1}(0)}$ 中求解广义最佳鉴别矢量.

(2) 在原有算法相应的每一步骤中, 保留所有的特征值及其相应的单位特征矢量, 在每一步中选取一个特征矢量, 即得到 $\hat{\mathcal{Q}}_1, \hat{\mathcal{Q}}_2, \dots, \hat{\mathcal{Q}}_r$, 并使 $J(\hat{\Phi})$ 达到最大, 其中 $\hat{\Phi} = (\hat{\mathcal{Q}}_1, \hat{\mathcal{Q}}_2, \dots, \hat{\mathcal{Q}}_r)$. 设用原有的方法得到的广义鉴别变换为 $\hat{\Phi}$, 则显然有 $J(\hat{\Phi}) \geq J(\Phi)$.

算法:

(1) 求第一个鉴别矢量

设

$$\begin{aligned} S_i^{-1}(0) &= \text{span}\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\} \\ \overline{S_i^{-1}(0)} &= \text{span}\{\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_{n-k}\} \\ P_1 &= (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_{n-k}) \end{aligned}$$

其中, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k; \eta_1, \eta_2, \dots, \eta_{n-k}$ 均为单位正交列矢量.

若 $S_i^{-1}(0) = \emptyset$, 即 S_i 非奇异, 则令 $P_1 = I$. $\forall \mathcal{Q} \in \overline{S_i^{-1}(0)}$, \mathcal{Q} 可表示为 $\mathcal{Q} = P_1 \alpha$, 其中, $\alpha \in R^{n-k}$.

因此, $J_1(\mathcal{Q}) = \frac{\mathcal{Q}^T S_b \mathcal{Q}}{\mathcal{Q}^T S_i \mathcal{Q}} = \frac{\mathcal{Q}^T P_1^T S_b P_1 \mathcal{Q}}{\mathcal{Q}^T P_1^T S_i P_1 \mathcal{Q}}$ 由此容易看出, $P_1^T S_i P_1$ 可逆. 计算与 $(P_1^T S_i P_1)^{-1} (P_1^T S_b P_1)$ 的所有特征值对应的单位特征矢量 $\alpha^{(1)}, \alpha^{(2)}, \dots, \alpha^{(n-k)}$, 相应地得到 $\mathcal{Q}^{(1)} = P_1 \alpha^{(1)}, i = 1, 2, \dots, n-k$, 由此则容易验证 $\mathcal{Q}^{(1)}, \mathcal{Q}^{(2)}, \dots, \mathcal{Q}^{(n-k)}$ 也为单位正交矢量.

(2) 求第 i 个鉴别矢量 ($i < r$)

设 $\mathcal{Q}^{(1)}, \mathcal{Q}^{(2)}, \dots, \mathcal{Q}^{(i-1)}$ 为前 $i-1$ 步中任取的一组鉴别矢量, 令 $V_i = \text{span}\{\theta_1, \dots, \theta_k, \mathcal{Q}^{(1)}, \dots, \mathcal{Q}^{(i-1)}\}$, 而 $\overline{V_i} = \text{span}\{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{n-k-i+1}\}$ 为 V_i 的正交补空间, 其中, $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{n-k-i+1}$ 为单位正交列矢量. 然后在 $\overline{V_i}$ 中求解鉴别矢量

设 $P_i = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{n-k-i+1})$

$$J_i(\mathcal{Q}) = \frac{a_i + \alpha^T P_i^T S_b P_i \alpha}{b_i + \alpha^T P_i^T S_i P_i \alpha} = \frac{\alpha^T (a_i I + P_i^T S_b P_i) \alpha}{\alpha^T (b_i I + P_i^T S_i P_i) \alpha}$$

其中

$$a_i = \sum_{j=1}^{i-1} (\mathcal{Q}^{(j)})^T S_b \mathcal{Q}^{(j)}$$

$$b_i = \sum_{j=1}^{i-1} (\mathcal{Q}^{(j)})^T S_i \mathcal{Q}^{(j)}$$

由此容易看出, $b_i I + P_i^T S_i P_i$ 可逆. 当求出与 $(b_i I + P_i^T S_i P_i)^{-1} (a_i I + P_i^T S_b P_i)$ 的所有特征值对应的单位特征矢量 $\alpha^{(i)}, \alpha^{(i+1)}, \dots, \alpha^{(n-k-i+1)}$ 后, 得到相应的鉴别矢量 $\mathcal{Q}^{(i)} = P_i \alpha^{(i)}, j = 1, 2, \dots, n-k-i+1$

(3) 求第 r 个鉴别矢量

令 $V_r = \text{span}\{\theta_1, \dots, \theta_k, \mathcal{Q}^{(1)}, \mathcal{Q}^{(r-1)}\}$, $\overline{V_r} = \text{span}\{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{n-k-r+1}\}$ 为 V_r 的正交补空间, 其中 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{n-k-r+1}$ 为单位列矢量, 设 $P_r = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{n-k-r+1})$, 计算

$$(b_r I + P_r^T S_i P_r)^{-1} (a_r I + P_r^T S_b P_r)$$

的最大特征值 λ 及其对应的单位特征矢量 $\alpha^{(r)}$, 即得到鉴别矢量 $\mathcal{Q}^{(r)} = P_r \alpha^{(r)}$.

(4) 找出一种矢量组合 $\varphi^{(1)}, \varphi^{(2)}, \dots, \varphi^{(r-1)}$, 使 λ 达到最大值, 则 $\varphi^{(1)}, \varphi^{(2)}, \dots, \varphi^{(r)}$, 即为所求的广义最佳鉴别矢量.

3 实验结果

通过一系列的实验验证了本文的分析和改进算

法的优越性.

图 1 为从 FDB603 人脸图象库中取出的 4 个人的脸部图象(64× 64), 在计算中, 需将它们处理成 32× 32 的图象, 并用文献[15]的方法抽取每幅图象的特征矢量(32 维).

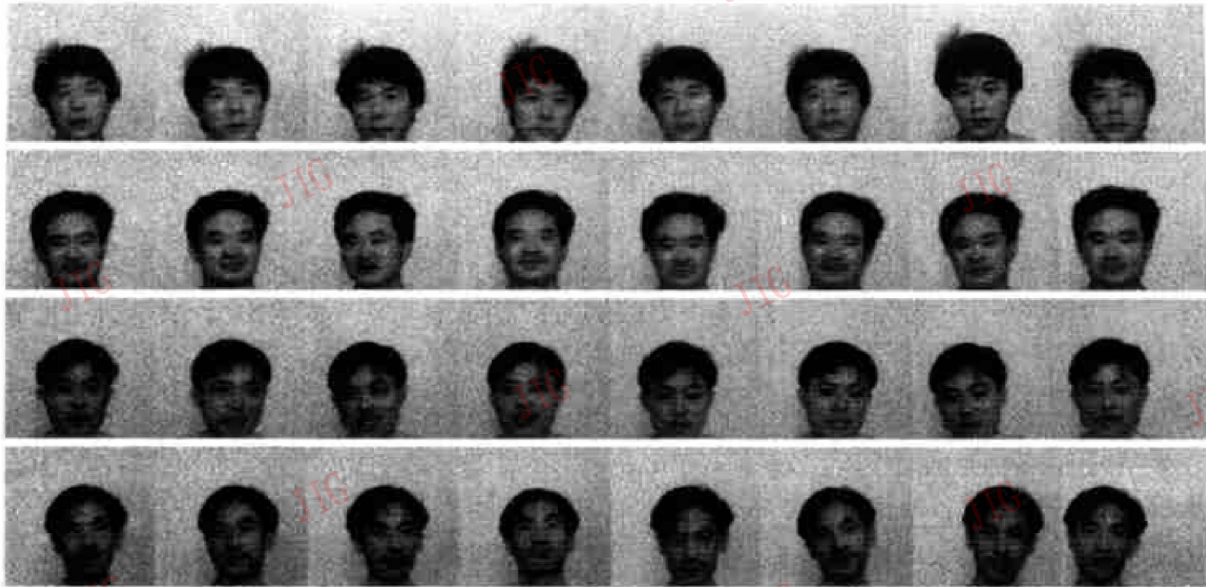


图 1 FDB603 人脸图象库中选取的 4 个人脸图象

实验 1 用前两个人, 每个人的前 4 幅图象作为训练样本, 分别用老方法^[14]和本文的方法进行实验所求得的 3 个广义最佳鉴别矢量分别为:

$$\alpha_1 = [\begin{matrix} 0.12 & 0.09 & 0.10 & 0.09 & 0.06 & 0.14 & 0.14 & 0.13 & -0.03 & -0.19 & -0.34 & -0.34 \\ -0.25 & -0.13 & 0.20 & -0.09 & -0.08 & 0.05 & -0.18 & -0.01 & 0.06 & 0.42 & 0.05 & -0.02 \\ -0.02 & -0.22 & -0.29 & 0.02 & -0.04 & 0.29 & -0.24 & -0.01 \end{matrix}]$$

$$\alpha_2 = [\begin{matrix} 0.70 & -0.12 & -0.18 & -0.25 & -0.04 & 0.01 & 0.17 & -0.35 & 0.13 & 0.04 & 0.00 & 0.17 \\ -0.19 & -0.01 & -0.05 & -0.02 & 0.07 & 0.04 & -0.03 & -0.03 & 0.15 & -0.20 & 0.02 & -0.10 \\ 0.13 & -0.16 & -0.17 & 0.04 & 0.04 & -0.03 & -0.05 & -0.08 \end{matrix}]$$

$$\alpha_3 = [\begin{matrix} 0.00 & -0.34 & 0.40 & 0.40 & 0.07 & -0.17 & 0.17 & -0.33 & -0.22 & -0.05 & 0.04 & 0.09 \\ 0.17 & -0.18 & 0.02 & -0.05 & 0.22 & -0.06 & -0.08 & -0.04 & 0.13 & -0.11 & -0.01 & -0.01 \\ -0.06 & 0.06 & 0.14 & 0.03 & 0.03 & 0.29 & -0.20 & -0.15 \end{matrix}]$$

$$\beta_1 = [\begin{matrix} -0.12 & -0.09 & -0.10 & -0.09 & -0.06 & -0.14 & -0.14 & -0.13 & 0.03 & 0.19 & 0.34 & 0.34 \\ 0.25 & 0.13 & -0.20 & 0.09 & 0.08 & -0.05 & 0.18 & 0.01 & -0.06 & -0.42 & -0.05 & 0.02 \\ 0.02 & 0.22 & 0.29 & -0.02 & 0.04 & -0.29 & 0.24 & 0.01 \end{matrix}]$$

$$\beta_2 = [\begin{matrix} -0.02 & 0.01 & -0.01 & 0.05 & 0.07 & -0.04 & -0.08 & -0.12 & -0.07 & 0.28 & 0.01 & -0.10 \\ -0.02 & -0.12 & 0.10 & -0.04 & 0.04 & 0.29 & -0.42 & 0.53 & -0.25 & -0.07 & 0.06 & 0.02 \\ 0.26 & -0.22 & 0.19 & 0.22 & -0.13 & -0.06 & 0.08 & 0.07 \end{matrix}]$$

$$\beta_3 = [\begin{matrix} -0.02 & 0.06 & 0.06 & 0.15 & 0.26 & 0.04 & 0.05 & -0.04 & 0.21 & -0.50 & -0.08 & 0.00 \\ 0.05 & -0.02 & 0.14 & 0.10 & 0.13 & -0.05 & -0.35 & 0.10 & 0.26 & -0.18 & -0.03 & 0.10 \\ -0.04 & 0.06 & -0.08 & -0.18 & -0.12 & -0.46 & 0.16 & 0.03 \end{matrix}]$$

其中, $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 为用老方法^[14]求得的广义最佳鉴别矢量; $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 为用本文的方法得到的广义最佳鉴

别矢量

$$\text{经验证, } \alpha_2^T S_1 \alpha_2 = \alpha_3^T S_1 \alpha_3 = 0$$

实验 2 用前 3 个人和全部 4 个人的图象作分类实验, 即取不同的图象作为训练样本, 分别用原方法和本文的方法抽取 3 个广义最佳鉴别矢量, 并在鉴别矢量空间构造最小距离分类器^[6]进行分类. 实验结果如表 1.

表 1

类数	训练样本数	识别错误数	
		老方法	新方法
3	2	5	3
3	3	0	0
4	2	8	5
4	3	8	3
4	4	5	2
4	5	3	2

表 2、表 3 为取每个人脸的前 3 个样本作为训练样本, 分别用两种方法进行识别所得到的分类实验数据. 其中, 类号表示第几类; 样本号表示每一类的第几个样本; d_i 表示各个投影样本与第 i 类类中心的距离.

表 2 用老方法得到的分类结果

类号	样本号	d_1	d_2	d_3	d_4	分类结果
1	1	0.00	22.60	31.51	20.37	1
	2	0.00	22.60	31.51	20.37	1
	3	0.00	22.60	31.51	20.37	1
	4	4.12	18.50	27.55	16.25	1
	5	4.32	19.18	28.15	16.98	1
	6	2.56	21.77	30.17	19.46	1
	7	14.19	10.06	21.76	8.92	4
	8	3.69	25.27	34.40	23.15	1
2	1	22.60	0.00	12.44	2.73	2
	2	22.60	0.00	12.44	2.73	2
	3	22.60	0.00	12.44	2.73	2
	4	21.03	2.93	14.96	3.75	2
	5	18.17	6.58	17.57	5.70	4
	6	20.91	3.39	12.98	2.42	4
	7	22.40	1.50	13.26	3.23	2
	8	37.97	45.75	57.71	45.63	1
3	1	31.51	12.44	0.00	12.85	3
	2	31.51	12.44	0.00	12.85	3
	3	31.51	12.44	0.00	12.85	3
	4	35.55	15.68	4.15	16.51	3
	5	27.05	9.84	5.43	9.54	3
	6	27.78	10.05	3.81	9.83	3
	7	26.98	9.77	5.53	9.47	3
	8	22.92	4.96	11.90	4.85	4
4	1	20.37	2.73	12.85	0.00	4
	2	20.37	2.73	12.85	0.00	4
	3	20.37	2.73	12.85	0.00	4
	4	26.89	12.69	14.04	12.75	2
	5	17.29	10.77	22.25	10.30	4
	6	24.73	6.80	10.40	7.07	2
	7	19.42	6.36	17.49	6.08	5
	8	20.82	2.20	15.06	2.32	2

表 3 用新方法得到的实验结果

类号	样本号	d_1	d_2	d_3	d_4	分类结果
1	1	0.00	52.51	31.81	60.10	1
	2	0.00	52.51	31.81	60.10	1
	3	0.00	52.51	31.81	60.10	1
	4	4.99	53.20	27.67	57.86	1
	5	7.15	45.41	29.31	58.02	1
	6	4.95	50.03	31.42	62.84	1
	7	62.50	81.07	60.50	24.53	4
	8	9.74	47.71	36.69	64.74	1
2	1	52.51	0.00	49.95	61.84	2
	2	52.51	0.00	49.95	61.84	2
	3	52.51	0.00	49.95	61.84	2
	4	46.41	7.20	44.60	55.94	2
	5	47.56	6.58	48.47	62.32	2
	6	50.00	2.94	48.32	62.09	2
	7	51.35	1.37	49.10	61.97	2
	8	119.09	99.18	124.36	78.47	4
3	1	31.81	49.95	0.00	54.22	3
	2	31.81	49.95	0.00	54.22	3
	3	31.81	49.95	0.00	54.22	3
	4	35.63	48.77	8.01	60.63	3
	5	28.41	57.02	9.36	58.14	3
	6	27.85	48.48	4.43	55.42	3
	7	26.83	49.14	6.24	57.28	3
	8	30.90	34.20	22.25	39.96	3
4	1	60.10	61.84	54.22	0.00	4
	2	60.10	61.84	54.22	0.00	4
	3	60.10	61.84	54.22	0.00	4
	4	33.64	47.91	20.89	33.68	3
	5	53.82	47.94	52.75	17.27	4
	6	45.73	46.85	36.45	19.21	4
	7	58.78	61.88	54.46	2.90	4
	8	60.47	58.65	54.92	4.74	4

从上述实验可以看出, 用本文的方法比原有的方法能得到更高的识别率, 且结果更为稳定.

参 考 文 献

- 1 Tian Q *et al.* Comparison of statistical pattern-recognition algorithms for hybrid processing, I: Linear-mapping algorithm. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1988, 5(10): 1655~ 1669.
- 2 Tian Q *et al.* Comparison of statistical pattern-recognition algorithms for hybrid processing, II: eigenvector-based algorithm. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1988, 5(10): 1670~ 1682.
- 3 Foley D H, Sammon J W. An optimal set of discriminant vectors. *IEEE Trans. Computer*, 1975, C-24(3): 281~ 289.
- 4 Fisher R A. The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Ann. Eugenics*, 1936, 178~ 188.
- 5 Sammon J W. An optimal discriminant plane. *IEEE Trans. Computer*, 1970, C-19: 826~ 829.
- 6 Tian Q *et al.* Image classification by the Foley-sammon transform, *Optical Engineering*, 1986, 25(7): 834~ 839.
- 7 Hong Z Q. Algebra feature extraction of image for recognition. *Pattern Recognition*, 1991, 24(3): 211~ 219.
- 8 Okada T *et al.* Theory of feature extraction by orthogonal

- discriminant vectors. Trans. IECE(A) J65-A, 1982, 8: 767~771, in Japanese.
- 9 Hamamoto Y *et al.* A note on the orthogonal discriminant vector of pattern recognition. Trans. IECE(A) J72-A, 1982, 2: 414~419, in Japanese.
- 10 Kittler J. On the discriminant vector method of feature selection. IEEE Trans. Comput, 1977, 26(6): 604~ 606.
- 11 Hong Z Q, Jing-Yu Yang. Optimal discriminant plane for a small number of samples and design method of classifier on the plane. Pattern Recognition, 1991, 24(4): 317~ 314.
- 12 Cheng Y Q, Zhuang Y M, Yang J Y. Optimal fisher discriminant analysis using the rank decomposition. Pattern Recognition, 1992, 25(1): 101~ 111.
- 13 Liu K, Cheng Y Q, Yang J Y. An efficient algorithm for Foley-Sammon optimal set of discriminant vectors by algebraic method. International Journal of Pattern Recognition and Artificial intelligence, 1992, 6(5): 817~ 829.
- 14 Liu K, Cheng Y Q, Yang J Y. A generalized optimal set of discriminant vectors. Pattern Recognition, 1992, 25(1): 731~ 739.
- 15 郭跃飞, 姜志华, 杨静宇等. 一种新的代数特征抽取方法及人脸识别. 南京理工大学学报, 1997, 21(5): 387~ 391.
- 16 Liu K, Cheng Y Q, Yang J Y. Algebraic feature extraction for image recognition based on an optimal discriminant criterion, Pattern Recognition, 1993, 26(6): 903~ 911.



孙兴华 1975年生, 1997年毕业于南京理工大学计算机系获学士学位, 现为南京理工大学计算机系博士生. 主要研究方向为模式识别、图象处理.



郭跃飞 南京理工大学计算机系博士生. 主要研究领域为模式识别、计算机视觉.



杨静宇 1965年毕业于炮兵工程学院, 现任南京理工大学信息学院院长, 教授, 博士生导师. 主要研究方向为计算机视觉、图象处理、模式识别与人工智能.

欢迎订阅

《计算机集成制造系统——CIMS》月刊

《计算机集成制造系统——CIMS》期刊是由国家 863/CIMS 主题办公室的兵器工业 210 研究所共同主办的学术性期刊, 是国内 CIMS 领域的唯一刊物, 是 CIMS 及其相关技术研究、开发和应用成果的重要报道园地.

该刊现为: 美国《工程索引》(EI) 检索文献源、全国中文核心期刊、中国科技论文统计与分析文献来源期刊、中国科学引文数据库来源期刊、中国学术期刊光盘版入编期刊.

该刊自 2001 年起改为月刊, 国内外公开发行.

CIMS 期刊的宗旨是, 为广大用户提供交流、宣传 CIMS 及其相关技术与产品的园地, 使本刊成为连接 CIMS 及其相关技术研究开发单位与众多企业之间的桥梁与纽带, 促进 CIMS 及其相关技术成果的推广应用, 推动中国制造业的发展.

国内刊号: CN 11-3619/TP 国外刊号: ISSN 1006-5911

邮发代号: 82-289 定价: 8.00 元

地址: 北京市海淀区车道沟 10 号 北京 2413 信箱 34 分箱 CIMS 编辑部

邮编: 100089

电子信箱: Bamt@north.cetin.net.cn 或 jsjj@chinajournal.net.cn

电话: (010) 68962468 传真: (010) 68963307