

基于改进 2DPCA 的红外图像人脸识别方法

孙玉胜, 靳敬永

(郑州轻工业学院电气信息工程学院, 河南 郑州 450003)

摘要: 红外成像具有抗干扰性强、独立于可见光源、防伪装等优点, 这使得红外图像人脸识别可以在很大程度上弥补可见光人脸识别技术的缺陷和不足。结合红外图像人脸识别的特点, 提出了一种基于改进 2DPCA 的红外图像人脸识别方法。在特征提取中加入 Fisher 思想, 弥补传统 2DPCA 的缺陷。实验结果表明, 这种识别方法不论从理论上还是从实验上都是可行的, 具有良好的识别能力。

关键词: 红外图像; 人脸识别; 二维主成分分析

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Face Recognition of Infrared Image Based on Improved 2DPCA

SUN Yu-sheng, JIN Jing-yong

(College of Electricity and Information Engineer, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450003, China)

Abstract: Infrared image has a lot of advantages, such as strong anti-interference, independence to visible light source, defence from camouflage. These advantages help infrared image face recognition to a large extent to make up for the shortage of visible image face recognition. Joined infrared images of the characteristics of face recognition, infrared image face recognition method based on improved 2DPCA was proposed in this paper. The method joins the Fisher thought in the feature extraction, and remedy traditional 2DPCA flaws. Experimental results show that the recognition method workable and has good partition capability.

Key words: infrared image; face recognition; two-dimensional principal component analysis (2DPCA)

1 引言

红外图像人脸识别是近年来生物识别技术研究的热点, 是一种具有广泛应用价值和挑战性的课题。红外人脸识别作为一种很好的生物鉴别技术, 在很多情况下甚至优于可见光人脸识别^[1]。其识别性能受环境光照变化的影响很小^[2-3], 即使在全黑的条件下也不影响识别效果。红外图像人脸识别抗干扰性强, 不受人脸变化和位置的影响; 即使经过化妆或整容, 也不能改变人脸面部的血管分布, 从而不会改变人脸的热辐射模式。传统的二维特征抽取方法^[4] (如 2DPCA, 2DLDA), 因为其抽取特征的速度和识别率比一维方法好, 在人脸识别中得到广泛应用。但是 2DPCA 方法没有融入鉴别信息, 影响其识别性能。在此基础上发展的 2DPCA + LDA 方法和 2DLDA 方法, 易受到类内矩阵奇异性影响, 限制了

它的适用范围。

基于以上原因结合红外图像人脸识别的特点, 提出一种基于改进 2DPCA 的红外图像人脸识别算法。该算法在抽取图像特征时, 加上 Fisher“分类”的思想^[5], 选取对分类有利的主分量而不只是考虑大的特征值所对应的特征向量。然后, 利用最小距离分类器完成识别。试验仿真结果表明, 该方法简单易行, 具有良好的识别能力。该方法的识别率、稳定性优于传统的整体识别方法。

2 2DPCA 方法

2.1 2DPCA 的基本思想

设一个大小为 $m \times n$ 的图像 X , 令投影空间 $U \in$

作者简介: 孙玉胜(1964-), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向是图像处理与模式识别。E-mail: sunys64@126.com

收稿日期: 2008-06-23

$R^{m \times n}$ 。将图像矩阵 X 投影到 U 将产生二个 $m \times p$ 的投影矩阵 $Y = XU$ 。在 2DPCA 中,用投影矩阵 Y 的总离散度作为准则函数 $J(U)$ 来衡量投影空间 U 的优劣:

$$J(U) = tr(S_U)$$

其中, S_U 是投影矩阵 Y 的协方差矩阵; $tr(S_U)$ 是 S_U 的迹,且:

$$S_U = U^T E \{ [x - E(x)]^T [x - E(x)] \} U$$

图像的协方差矩阵为:

$$G = E \{ [x - E(x)]^T [x - E(x)] \}$$

其中, G 是一个 $n \times n$ 的非负正定矩阵。假设有 M 幅测试样本图 $x_i (i = 1, 2, \dots, M)$, 平均图像矩阵 $u = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i, G = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x_i - u)^T (x_i - u), J(U) = tr(U^T G U)$ 。由此可知,使得 $J(U)$ 最大的 U 中每列向量是图像协方差矩阵 G 的 r 个非零特征值对应的特征向量,一般选择前面 p 个特征向量来构成特征空间 U :

$$U = (U_1, U_2, \dots, U_p) = \operatorname{argmax} [J(U)], U_i^T U_j = 0; i, j = 1, 2, \dots, p$$

2.2 2DPCA 特征提取

设训练样本集合为: $\{S_j^i \in R^{m \times n}, i = 1, 2, \dots, N, J = 1, 2, \dots, K\}$ 。其中, i 表示第 i 个人,即类别数; j 表示第 i 个人的第 j 幅图像; N 表示识别的人数; K 表示每个人包含 K 幅图像; M 表示样本总数,且 $M = NK$ 。

计算所有训练样本的平均图像:

$$S = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K S_j^i$$

计算样本的协方差矩阵:

$$G = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K (S_j^i - S)^T (S_j^i - S)$$

然后进行特征值分解: $G X_i = u_i X_i$, 选取其中最大特征值 u_1, u_2, \dots, u_p , 对应的正交特征向量 X_1, X_2, \dots, X_p 作为投影空间。训练样本 $\{S_j^i \in R^{m \times n}, i = 1, 2, \dots, N, J = 1, 2, \dots, K\}$ 向 X_1, X_2, \dots, X_p 空间投影得到: $Y_j^i = [S_j^i X_1, \dots, S_j^i X_p] = [Y_j^i(1), \dots, Y_j^i(p)] \in R^{m \times p}$ 。矩阵 Y_j^i 就是训练样本 S_j^i 的特征矩阵; $Y_j^i(1), \dots, Y_j^i(p)$ 也即是样本 S_j^i 的主成分分量。

3 改进的 2DPCA

2DPCA 在提取特征向量时,并没有利用训练样本的类别信息。就模式分类而言,所获得的特征并非是最有效的。一般是根据一定规则选取较大特征值对应的特征向量。线性鉴别分析是直接基于一个与分类相关的准则(即 Fisher 准则),确定一组最优鉴别矢量(投影轴)使类间散布程度与类内散布程

度之比达到最大,从而更加有利于分类的效果。但实际应用中易受到类内矩阵奇异的困扰。结合这两点,可以考虑用 Fisher 思想来进行主分量选择(称为 2DPCAs)。规则求取如下:

设模式有 C 个类别,第 i 类有 N_i 个样本,共有 N 个样本, X_{ij} 为第 i 类的第 j 个样本。类间差异矩阵 S_b 及类内差异矩阵 S_w , 总体差异矩阵 S_t 分别定义为:

$$S_b = \sum_{i=1}^c \frac{N_i}{N} (\mu_i - \mu) (\mu_i - \mu)^T$$

$$S_w = \sum_{i=1}^c \frac{N_i}{N} \sum_{j=1}^{N_i} (X_{ij} - \mu) (X_{ij} - \mu)^T$$

$$S_t = S_b + S_w$$

其中, μ_i 为第 i 类的均值向量。

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$$

Fisher 准则:

$$J(\varphi) = \frac{\varphi^T S_b \varphi}{\varphi^T S_w \varphi}, \varphi \in \mathfrak{R}$$

对其变形: $w_i^T S_b w_i > w_i^T S_w w_i, \|w_i\| = 1, 2, \dots, d$ 。其中 $\{w_i | i = 1, 2, \dots, d\}$ 是特征值对应的特征向量。在主分量选择时选取符合这种规则的主分量,可以有效地将类与类之间的距离拉远,更好地为后面判别服务。而限制规则只是进行计算判断,避免对 S_w 的求逆,避免 S_w 奇异性带来的困扰。

4 实验及结果

4.1 实验步骤

取 Equinox 的数据库为测试训练样本库,远红外 $8 \sim 12 \mu m$, 12 位数据,图像大小为 320×240 , 人脸提取后为 180×140 。选取共 40 人,随机选取库中 5 幅图像/人用于训练,余下 5 幅/人图像用于测试。采取基于欧式距离的最近邻分类器进行分类。为消除单词选择样本的随机性,用多次抽取的方式重复 20 次试验,取识别率的平均值作为最终识别率。

训练步骤如下:

(1) 对图像进行预处理使人脸成像在同一位置 and 同一尺度。计算最优投影方向。

由训练集的二维图像矩阵计算图像协方差矩阵,然后根据准则函数 $J(U)$ 求出最优投影方向。在实际计算中最优投影向量组就是图像二维协方差矩阵 G 的特征值所对应的特征向量。利用判断规则选择特征向量即为最优投影向量组 X_1, X_2, \dots, X_d 。

(2) 计算训练图像的特征矩阵

根据线性变换公式 $Y_k = A X_k (k = 1, 2, \dots, d)$ 将训练图像往最优投影方向上投影,得到相应一组投影特征向量 $Y_1^{(i)}, Y_2^{(i)}, \dots, Y_d^{(i)} (i = 1, 2, \dots, N) (N$ 为训练样本图像总数),即为特征矩阵。

识别步骤:

(1) 对测试图像进行与训练过程相同的预处理操作。计算测试图像的特征矩阵。

设矩阵 A^* 表示一幅 $m \times n$ 维待识别测试图像, 将 A^* 向最优投影方向 X_1, X_2, \dots, X_d 上投影, 得到图像的特征矩阵 $B^* = [Y_1^*, Y_2^*, \dots, Y_d^*]$ 。

(2) 判断测试图像所属类别

对所有训练样本 A_1, A_2, \dots, A_N , 每一个样本属于某个确定的类别 $\omega_k (k=1, 2, \dots, N_i)$, 对应特征矩阵分别为 B_1, B_2, \dots, B_N 。某个给定的测试图像 A^* 对应的特征矩阵为 B^* , 若有 $d(B^*, B_i) = \text{mind}(B^*, B_i) = \min \sum \|B^* - B_i\|_2$, 且 $B_i \in \omega_k$, 则分类结果是 $A^* \in \omega_k$ 。

4.2 实验结果与分析

试验 1 几种不同算法的识别性能比较

图 1 比较了在相同条件下三种人脸红外识别算法的识别率。

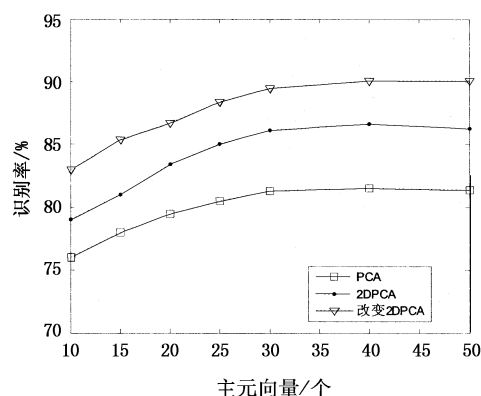


图 1 不同主元不同方法的识别率

图中的主元, 在 PCA 中是一个系数, 在 2DPCA 中是一个向量, 该向量的维数与图像行数相同。因此 2DPCA 方法需要的存储空间要比采用 PCA 大的多, 这是 2DPCA 方法的不足。

从图 1 看出识别率随着取得主元数的增加而提高, 当主元数取到 30 时就变化不大, 2DPCA 比 PCA 识别精度好。PCA 正确率达到 81.4%。而改进 2DPCA 的识别率可以达到 90.2%, 这是因为在选取主分量时, 不是只考虑选取大的特征值所对应的特征向量, 而是考虑哪一个特征向量更有利分类, 所以识别率比较高。此外, 2DPCA 要处理得协方差矩阵维数远低于 PCA 方法将矩阵按行或列展开构成的协方差矩阵, 在特征提取的时间上明显短于 PCA, 特征提取的速度较快。

图中算法识别率不是很高, 究其原因, 有许多戴眼镜的图像, 替换这些图像进行试验 2。

实验 2 不戴眼镜图像的识别试验

用数据库中不戴眼镜的图像代替戴眼镜的, 试验同试验 1 过程。实验结果如图 2 所示。

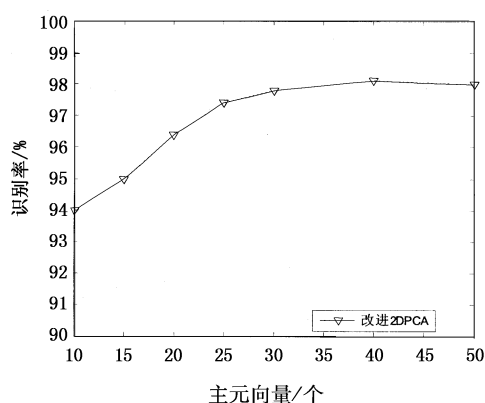


图 2 不戴眼镜图像识别率

从图 2 中可以看出, 改进 2DPCA 算法最高识别率可以达到 98.3%。由于红外线对玻璃的透射性较差, 因而对戴眼镜的人脸不好识别, 导致识别率较低。

5 结论

在基于 2DPCA 人脸识别方法的基础上, 提出一种新的红外人脸识别算法。该方法在主分量的选取时把 Fisher 思想加进去, 实现了有效的特征提取, 而不受类内矩阵奇异性困扰。大量实验结果表明, 该识别算法简单易行。限制一定条件下在识别率、识别的鲁棒性等方面都占有明显的优势, 是一种有效的人脸识别算法。

参考文献:

- [1] Prokoski F. History, current status, and feature of infrared identification [C]//IEEE workshop on Computer Vision Beyond the Visible Spectrum, Hilton head: IEEE, 2000:5-14.
- [2] Chen X, Flynn P J, Bowyer K W. Visible-light and infrared face recognition [C]//Proceedings IEEE Workshop on Multimodal User Authentication, Santa Barbara, CA USA, 2003, 12:48-55.
- [3] Socolinsky D A, Wolff L B, Neuheisel J D, et al. Illumination invariant face recognition using thermal infrared imagery [C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) C, Kauai, Hawaii, USA, 2001, 1:527-534.
- [4] J Yang, D Zhang, A F Frangi, et al. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition [J]. IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1):131-137.
- [5] Chen L F, Mark Liao Hy, Ko Mt, et al. A new LDA-based Face recognition system which Can solve the small sample size problem [J]. Pattern Recognition, 2000, 33(10):1713-1726.