

结合 Gabor 小波变换与 2DKDA 特征提取的人脸识别

肖存涛

(广东工业大学应用数学学院, 广州 510006)

摘要 提出了一种结合 Gabor 小波变换和二维核判别分析(2DKDA)的新型特征提取方法。算法首先对人脸图像进行 Gabor 变换,然后通过二维核判别分析进行特征提取,可以很好地保留图像的几何特征和非线性特征。通过在标准人脸数据库上的测试表明,该方法较其他传统的二维特征提取方法具有更高的识别效率。

关键词 人脸识别 二维核判别分析 Gabor 变换

中图法分类号 TP391.41; **文献标志码** A

人脸识别是模式识别和图像处理领域中一项具有广阔应用前景的热门课题,同虹膜、指纹、掌纹等其他生物特征识别相比,人脸识别具有直接、友好、方便等特点,更容易为用户所接受^[1]。由于人脸图像数据通常都具有很高的维数,如果对原始数据不进行一定的预处理,则对后面的分类问题在计算效率和识别精度上都会产生很大的影响,因此如何进行有效的特征提取成为模式识别研究中的一个关键问题^[2]。

Fisher 判别分析^[3](FDA)是一种经典有效的有监督特征提取方法,早已成功地应用到了模式识别以及图像检索等领域。FDA 的目的就是寻找最佳的投影空间,使得人脸图像在此空间上的投影类间离散度与类内离散度的比值最大。FDA 用来处理人脸图像时,首先要将二维人脸图像矩阵按行或列连接成一维人脸图像向量,而通常人脸图像向量的维数都远远大于训练样本个数,这不但带来计算量上的巨额开销,而且得到的类内离散度矩阵通常都

是奇异的,导致所谓的“小样本问题”。为了解决 FDA 的上述问题,文献[4]提出了二维 Fisher 判别分析 2DFDA,该方法直接利用人脸图像的矩阵数据得到类内和类间离散度矩阵,而不必将人脸图像矩阵转化为人脸图像向量,结果表明 2DFDA 相比传统的 FDA 方法很好地避免了类内散度矩阵的奇异性问题。

2DFDA 尽管直接利用矩阵数据做投影,但是本质上还是广泛意义上对行或列进行一维判别信息提取,并没有真正考虑到人脸图像本身的方向性特征和非线性特征。本文提出了一种结合 Gabor 小波和二维核判别分析 2DKDA 的人脸识别算法 G2DKDA,首先对人脸图像在一定的尺度和方向下做 Gabor 小波变换,进而对变换后的数据利用 2DKDA 做特征提取,最后采用最近邻分类器进行分类判决。通过在 ORL 和 YaleB 人脸数据库上的实验表明,该算法在人脸识别方面的效率要优于传统的 FDA 方法。图 1 给出了 G2DFDA 算法的流程图。

2010 年 4 月 22 日收到

国家自然科学基金项目
(NSFC#605750040)资助

作者简介:肖存涛(1970—),男,山东滨州人,博士研究生,研究方向:机器学习,统计识别,基因表达分析等。E-mail: xiaocunta@163.com。



图1 G2DKDA 算法的人脸识别模型

1 算法介绍

1.1 Gabor 小波变换

Gabor 小波是由 Gabor 函数经过尺度伸缩和旋转生成的一族复函数系,具有良好的时频局部化特征和多分辨率特性,能够提取图像局部细微变化的能力。Daugman^[5]第一次将二维 Gabor 小波用于计算机视觉领域。Gabor 小波变换能够捕捉到图像对应空间频率、空间位置以及方向选择性的局部结构信息,对于图像的几何结构和多方向性特点有很好的刻画,而且其对于人脸表情及光照变化不敏感,因此特别适合对于人脸特征的提取。

二维 Gabor 小波函数定义如下:

$$\psi_{u,v}(z) = \frac{||k_{u,v}||^2}{\sigma^2} \times \exp(-||k_{u,v}||^2 ||z||^2 / (2\sigma^2)) \times [\exp(ik_{u,v}z) - \exp(-\sigma^2)] \quad (1)$$

这里 u, v 分别是方向和尺度因子, $z = (x, y)$, x, y 为相应的二维坐标分量, σ 为小波滤波器的宽度,通常取

$$\sigma = 2\pi, k_{u,v} = \begin{pmatrix} k_v & \cos\varphi_u \\ k_v & \sin\varphi_u \end{pmatrix}, k_v = k_{\max}/f^v, \varphi_u = \pi u/8.$$

这里选取 5 个不同的尺度 $v = \{0, 1, 2, 3, 4\}$ 和 8 个不同的方向 $u = \{0, 1, \dots, 7\}$, 并且令 $k_{\max} = 2\pi, f = \sqrt{2}$ 。给定图像 $I(z)$, 做卷积运算 $G_{u,v}(z) = I(z) \psi_{u,v}(z)$ 既可以得到原始图像的 Gabor 小波表示, 通常称为 Gabor 小波脸。图 1 显示了一幅人脸图像在 5 个尺度和 8 个方向上共 40 个 Gabor 核函数上的投影表示。

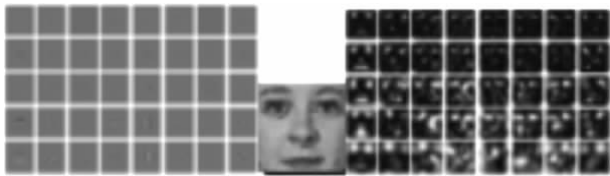


图 2 a 表示 Gabor 核函数的实部;
b 为人脸图像; c 为 Gabor 特征脸幅值

每幅 Gabor 人脸图像 $G_{u,v}(z)$ 都是与 $I(z)$ 同样大小的复数矩阵, 取其幅值系数作为特征, 通过参数 u, v 的变化, $G_{u,v}(z)$ 表达不同频率和方向的人脸

特征信息, 如果将一幅人脸的全部 Gabor 特征组成矢量, 得到的原始特征数据维数相当高, 进行后续采样处理非常困难, 需要先对其进行降维处理^[6-8], 本文采用下采样技巧生成初步降维后的 Gabor 系数矩阵, 用于接下来的 2DKDA 特征提取。

1.2 2DKDA 算法介绍

设 A 表示 $m \times n$ 图像矩阵, w 为 m 维列向量, 则通过线性变换 $y = w^T A$ 则得到 A 的投影向量。直接采用图像矩阵代替拉直后的图像向量做投影就是二维特征提取的特点。其本质上是图像矩阵的列视为样本数据做传统的一维特征提取。假设训练样本有 c 个类别, 每一类包含 l_i 个训练图像, 共计有 $L = \sum_{i=1}^c l_i$ 个样本, 用 A_i^j 表示第 i 类别的第 j 个样本, $\bar{M}_i$ 表示第 i 类平均图像矩阵, $\bar{M}$ 表示所有训练样本的平均值矩阵。下面定义非线性映射 $\Phi: R^m \rightarrow R^f$, ($f > m$), 则特征空间 R^f 中的点积运算可以转化为预定义的核函数的计算, 由于 f 可以任意大, 使得数据在高维空间中线性可分。常用的核函数有线性核, 多项式核以及高斯核等。假设 $\Phi(A_i^j)$ 表示第 i 类样本中第 j 副图像在高维空间中映像, $\Phi(A_i^j(:, k))$ 表示其第 k 列向量。 $\Phi(\bar{M}_i)$ 和 $\Phi(\bar{M})$ 分别表示映射后图像第 i 类的平均值域和总体平均值。下面计算投影后数据的类内和类间散度矩阵:

$$S_w^\Phi = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^{l_i} (\Phi(A_i^j) - \Phi(\bar{M}_i)) (\Phi(A_i^j) - \Phi(\bar{M}_i))^T, \quad (2)$$

$$S_b^\Phi = \sum_{i=1}^c l_i (\Phi(\bar{M}_i) - \Phi(\bar{M})) (\Phi(\bar{M}_i) - \Phi(\bar{M}))^T, \quad (3)$$

则判别分析即寻找合适的 $w \in R^f$ 使得

$$J(w) = \frac{w^T S_b^\Phi w}{w^T S_w^\Phi w} \quad (4)$$

达到最大。由于映射的不确定性, 我们利用核函数技巧将问题转化为原始空间数据上的计算。设存在向量 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{nL}]^T$ 使得

$$w = [[\Phi(A_1^1(:, 1)), \Phi(A_1^1(:, 2)), \dots, \Phi(A_1^1(:, n))], \dots, [\Phi(A_c^1(:, 1)), \Phi(A_c^1(:, 2)), \dots, \Phi(A_c^1(:, n))]] \alpha \quad (5)$$

则 $w^T \Phi(\bar{M}_i(:,k)) = \alpha^T \Omega_i^k, w^T \Phi(\bar{M}(:,k)) = \alpha^T \Omega^k$ 。
这里

$$\Omega_i^k = \begin{bmatrix} \Phi(A_1^1(:,1))^T \\ \Phi(A_1^1(:,2))^T \\ \vdots \\ \Phi(A_c^{l_i}(:,n))^T \end{bmatrix} \frac{1}{l_i} \sum_{j=1}^{l_i} \Phi(\bar{M}_i^j)(:,k);$$
$$\Omega^k = \begin{bmatrix} \Phi(A_1^1(:,1))^T \\ \Phi(A_1^1(:,2))^T \\ \vdots \\ \Phi(A_c^{l_i}(:,n))^T \end{bmatrix} \frac{1}{L} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^{l_i} \Phi(\bar{M}_i^j)(:,k)。$$

则 $w^T S_b^\Phi w$ 转化为

$$w^T (\sum_{i=1}^c l_i (\Phi(\bar{M}_i) - \Phi(\bar{M})) (\Phi(\bar{M}_i) - \Phi(\bar{M}))^T) w = w Q Q^T w。$$

这里

$$Q = [(\sqrt{l_1}(\Phi(\bar{M}_1) - \Phi(\bar{M}))), \dots, (\sqrt{l_c}(\Phi(\bar{M}_c) - \Phi(\bar{M})))],$$

设 $K_b = Q Q^T$, 则 K_b 为一 $nL \times nL$ 阶矩阵。同理可以计算得到 K_w 使得 $w^T S_w^\Phi w = \alpha^T K_w \alpha$ 。则最大化问题(4)转化为寻求 α 使得式(6)达到最大:

$$J(\alpha) = \frac{\alpha^T K_b \alpha}{\alpha^T K_w \alpha} \tag{6}$$

式(6)可以通过求 $K_w^{-1} K_b$ 的特征向量来得到, 由于 K_w 的奇异性, 通常采用 $K_w + \lambda I$ 来代替 K_w , 这里 λ 为一很小的正数。

上述基于核的别分析方法只针对矩阵的列进行, 为左投影特征提取方法 L2DKDA, 如果对矩阵的行也进行类似的特征提取, 即相当于对矩阵进行右投影, 则相应得到右投影特征提取方法 R2DKDA。本文将两种方法结合起来运用, 即双边核判别分析 2DKDA。

2 实验结果及分析

本文实验在两个国际著名的人脸数据库 ORL 和 Yale 上进行。实验图像大小均重置为 64×64 , 核函数采用高斯径向函数, 首先对实验图像进行 5 个尺度, 8 个方向的 Gabor 小波变换, 将 40 副小波特征

脸图像下采样生成最终的特征矩阵均按照 8×8 的采样率进行采样, 最后得到 40×64 的下采样矩阵, 接下来对其进行 2DKDA 特征提取, 最后利用最近邻分类器做分类识别。实验重复独立进行 20 次, 最后取平均识别率最为评价标准。

2.1 ORL 人脸数据库上的实验结果

ORL 人脸数据库是由英国剑桥大学 Olivetti 采集制作的基于表情和姿态变化的人脸数据库。该数据库由 40 人、每人 10 幅共 400 幅人脸图像组成。实验比较了常见的几种二维特征提取算法在不同训练样本下的性能表现。测试集由每人随机选取 $k(k=2, 3, 4, 5)$ 张图片组成, 剩下的组成测试集。降低后的维数统一设置为 10×10 。比较结果见表 1 所示。从表 1 可以看出, 文本提出的算法 Gabor + 2DKDA 在不同的训练样本情形下均取得了最好的识别效果。特别是当训练样本为 5 时, 本文算法取得最大识别率 97.31%, 比 2DPCA 方法提高了近 5 个百分点, 相对于 2DFDA 以及 Gabor + 2DFDA 也有明显的提高。

表 1 ORL 人脸数据库上的识别结果

识别方法	每类训练样本数			
	2	3	4	5
2DPCA	80.31	86.53	92.44	92.37
2DFDA	82.50	91.72	93.04	94.17
Gabor + 2DFDA	88.67	92.29	93.35	96.18
Gabor + 2DKDA	89.32	93.47	94.59	97.31

2.2 Yale 人脸数据库上的实验结果

Yale 人脸数据库由 15 人、每人 11 幅共 165 幅人脸图像组成。Yale 数据库中人脸图像光照条件变化较大, 而且人的脸部表情和细节也有一定的变化。本次实验每人取 6 幅图片构成训练集, 剩余 5 幅构成测试集。实验测试了在不同投影轴数目下算法的性能表现, 结果见图 1 所示。从图示可以看出, 随着维数的增加, 识别率基本呈单调递增趋势, 本文算法在识别率上均优于其它算法, 在特征维数为 10 时达到最高识别率 92.78%。

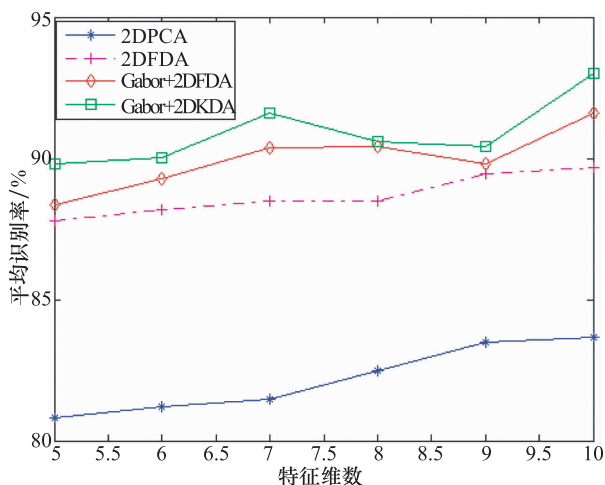


图3 Yale人脸数据库上的实验结果

3 结束语

二维 Gabor 小波在空间域具有良好的方向选择性,在频率域有良好的频率选择性,非常适合提取图像不同的频率尺度和方向的局部结构信息。2DKDA 方法不需要预先将图像转换为一维向量,直接利用图像二维矩阵数据,保留了图像的二维几何信息,基于核函数的方法可以有效提取图像的非线性信息。因

此本文提出方法综合了 Gabor 小波和 2DKDA 的优点,基于 ORL 和 YaleB 的实验结果也表明,该方法在人脸识别率方面优于 2DFDA, Gabor - 2DFDA 等方法,而且对于人脸表情光照等变化都具有较好的稳定性,是一种有效的人脸识别新方法。

参 考 文 献

- 1 张翠屏,苏光大. 人脸识别技术综述. 中国图象图形学报,2000; 5A(11):885—894
- 2 边肇祺,张学工. 模式识别. 第2版. 北京:清华大学出版社,1999. 176—177
- 3 Martinez A M, Kak A C. PCA versus LDA. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001; 23(2):228—233
- 4 Kong H, Teoh E K, Wang J G, et al. Two dimensional fisher discriminant analysis: Forget about small sample size problem. In Proceeding of ICASSP, 2005
- 5 Daugma J G. Two-dimensional spectral analysis of cortical receptive field profiles. Vision Research, 1980; 20:847—856
- 6 程万里,李伟生. 基于 Gabor - 2DLDA 方法的人脸识别研究. 计算机工程与应用, 2008; 44(35):179—181
- 7 李艳芳,费洪晓. 基于 2DGabor 小波与 2DPCA 的人脸识别方法. 湖南科技学院学报, 2008; 29(8):72—74
- 8 印 勇,史金玉,刘丹平. 基于 Gabor 小波的人脸表情识别. 光电工程, 2009; 36(5):111—116

Face Recognition by Gabor Wavelet Transform and 2DKDA Feature Extracton

XIAO Cun-tao

(Faculty of Applied Mathematics, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, P. R. China)

[Abstract] A novel feature extraction technique based on Gabor wavelet transform and two-dimensional kernel discriminant analysis is proposed. The face image is first transformed to frequency representation by Gabor wavelet, and then kernel-based two-dimensional discriminant analysis is used to extract the geometrical and nonlinear features. Experiments on benchmark face recognition dataset shows the better performance of this new technique than other traditional feature extraction methods.

[Key words] face recognition two-dimensional kernel discriminant analysis Gabor transform