

融合小波变换与 FLD 的人脸识别

牛彦敏

(重庆师范大学物理学及信息技术学院 重庆 400047)

摘要 本文着重讨论了在不降低识别率的前提下,如何加快训练速度的人脸识别方法。通过分析人脸图像的特点,利用小波变换将人脸图像进行降维和滤波处理,然后利用 Fisher 线性鉴别分析进一步提取具有鉴别力的特征矢量,在 ORL 人脸库及其与 Yale 混合库的实验结果表明,本方法不仅有效提高了训练和识别速度,整体耗时只有 FisherFace 方法的 1/4 左右,而且提高了识别率(至少不降低),使得整个识别过程变得稳定。

关键词 人脸识别,小波变换,Fisher 线性鉴别分析(FLD)

1 简介

人脸识别在身份鉴别,访问控制,机器人的智能化研究等方面具有较高的研究价值和应用前景,近年来成为了一个研究热点,但由于识别对象易受到光照、表情、姿态变化等因素的影响,人脸的自动识别存在相当难度。1991 年 Turk 等人提出特征脸(EigenFace)方法之后^[1],子空间识别方法逐渐成为了人脸识别的主流方法。这其中具有代表性的包括:Belhumeur 在 1998 年提出的 Fisher 脸(FisherFace)方法^[2];Bartlett 提出的基于独立成分分析(ICA)的人脸识别方法^[3],该方法是特征脸的高阶扩展,但由于基于整幅图像进行训练,不仅复杂度提高,而且收敛速度较慢;Yu 等提出的 DLDA 的方法^[4],该方法通过同时最大化类间散布矩阵和类内散布矩阵来提取鉴别矢量;以及最近引起广泛关注的核方法等^[5,6]。

人脸识别是一种典型的高维、小样本识别问题,比如对于一幅分辨率为 92×112 的人脸图像,其维数则高达 1030,在大规模人脸库上,由于需要训练的人脸样本库数目巨大,若仍然直接使用特征脸(EigenFace)或 Fisher 脸(FisherFace)等方法进行训练,对高达上万维的矩阵进行各种操作,将非常耗时,相应的速度会急剧下降。基于这种考虑,本文着重讨论了在不降低识别率的前提下,如何加快训练速度的人脸识别方法,该方法通过分析人脸图像的特点,利用小波分析首先将原始人脸进行降维处理,然后利用子空间分析的方法对其进行进一步降维操作,最后利用 Fisher 线性鉴别分析(Fisher Linear Discriminant Analysis, FLD)来提取有效的鉴别特征矢量。实验表明,本方法不仅有效地提高了识别速度,整体耗时只有 FisherFace 方法的 1/4 左右,并且提高了识别率,使得整个识别过程变得稳定。

2 小波变换

一幅清晰的人脸原始图像常常较多地反映了面

部表情、饰物等局部细节信息,这些信息对于人眼来说有助于识别个体,但是对计算机来说,它们体现了模式类内变化,模糊了不同类之间的边界,对人脸识别来说是不利的。有时我们能发现,尽管一张人脸图像降低了分辨率,看起来模糊不清,但它依然保留了面部的全局形状信息,同时,淡化了表情变化、光照分布、旋转扭曲等局部细节,因此仍然可以准确识别。当然,由于人脸具有高度的相似性,过分地降低分辨率,也容易模糊不同类别之间的边界,从而降低识别率。

鉴于以上考虑,可考虑在识别人脸之前,对其先进行小波分析,以便于提取特征。小波变换被看作是一种用于多层次分解函数的数学工具,是傅立叶变换的扩展,它具有时-频联合分析的能力。图像信号经过小波变换后可以用小波系数来描述,小波系数体现了原图像不同频率的子带信息。通过处理小波系数,可以改变图像的局部特征^[7]。

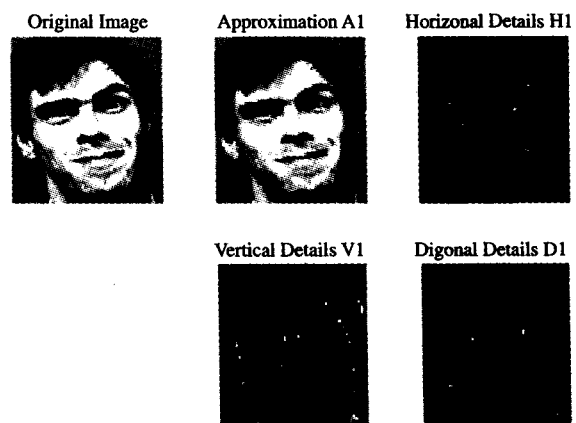


图 1 小波分解示意图, A1 子带能够较好地代表原图

人脸图像进行小波分析,不仅可以降维,而且能够滤波。这是因为通过设置阈值,我们使用较少的小波系数逼近原始信号低频部分的同时,也滤掉了人脸的部分变化因素及眼镜、发型等不必要的高频细节,从而显著降低了计算复杂度。图 1 示意了利

用 Haar 小波对人脸样本进行一级分解的情形。从图中我们不难发现 LL 子带 1(图中 A1)和原图具有很高的相似性,可以替代原始训练样本。

3 人脸识别过程

3.1 训练过程

设有 n 张人脸图像构成的训练样本集为 $X = \{X_i\}_{i=1}^n$, 其中 X_i 表示一张经过中心化处理(零均值, 单位方差)的人脸图像; 首先对 X_i 做一级小波变换, 将其分成不同的频率子带, 取 LL1 小波子带作为训练样本, 则新的训练样本 $\bar{X}_i = WT(X_i)$ 。对于新的训练样本仍然要进行中心化处理以降低光照影响。设这些训练样本集由 c 个人组成, 其中每人的训练图像数目集为 $\{n_j\}_{j=1}^c$, 则可计算样本总体散布矩阵、类内散布矩阵和类间散布矩阵:

$$S_t = \sum_{i=1}^n (\bar{X}_i - m)(\bar{X}_i - m)^T = AA^T \quad (1)$$

$$S_w = \sum_{j=1}^c \sum_{X_i \in w_j} P(w_j) (\bar{X}_i - m_j)(\bar{X}_i - m_j)^T \quad (2)$$

$$S_b = \sum_{j=1}^c P(w_j) (\bar{X}_j - m)(\bar{X}_j - m)^T \quad (3)$$

其中 m 为总体均值, $P(w_j)$, m_j 分别是第 w_j 类的先验概率和均值。Fisher 线性判别分析(FLD)通过最大化类间散布矩阵, 最小化类内散布矩阵来获取最有鉴别力的矢量, 它能够压制图像之间的与识别信息无关的差异, 对光照及人脸表情变化都不太敏感^[8]。该方法的最终目的就是找到一组使类间离散度和类内离散度比值最大的特征, 相应的判据为:

$$J_F(w) = \arg \max \frac{|w^T S_b w|}{|w^T S_w w|} \quad (4)$$

式(4)通常通过求解 $S_w^{-1} S_b$ 的前 K 个最大特征值对应的特征向量作为鉴别特征。但是对于人脸识别, 由于没有足够样本来保证 S_w 满秩, 无法直接用来寻找特征。因此一般要利用 PCA 方法进一步对训练样本进行降维处理, 考虑到维数及存储问题, 本文利用奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)来求解。设 $A^T A$ 前 $c-1$ 个最大特征值 $\{\lambda_i\}_{i=1}^{c-1}$ 对应的特征向量为 $\{u_i\}_{i=1}^{c-1}$, 令:

$$v_i = \lambda_i^{-1/2} A u_i; i=1, 2, \dots, c-1 \quad (5)$$

令 $V = [v_1, v_2, \dots, v_{c-1}]$, 则降维之后的样本为 $\bar{S}_w = V^T S_w V$, $\bar{S}_b = V^T S_b V$, 相应的鉴别方法就变为求解 $\bar{S}_w^{-1} \bar{S}_b$ 的前 K 个最大特征值对应的特征向量作为鉴别特征。

3.2 识别过程

对于任一待识别人脸图像 Y , 将其投影到独立基图像子空间后得到 $Y_{\text{test}} = W^T Y$, 再与训练样本图像的投影进行比较, 得出距离最小者, 即为待识别人脸所属的类别。若计算的距离值大于某一阈值, 则认为待识别人脸在训练样本库中不存在。在计算距离时本文使用了余弦公式:

$$d = \bar{Y} \cdot \bar{X}_i / \|\bar{Y}\| \cdot \|\bar{X}_i\| \quad (6)$$

在大规模的人脸库中, 一般采用 K-NN 或 SVM 作为识别判据, 本文中采用比较严格的最邻近法来进行识别^[9]。

4 实验结果与讨论

为验证本方法的有效性, 我们选用了两个不同的人脸库来进行实验。实验操作系统为 Windows XP SP2, CPU 为 P 1.7G, 内存为 256M, 程序实现为 MATLAB 6.1。数据库选用 ORL 库以及 ORL 和 YALE 混合人脸库, 它们是目前人脸识别领域国际上较为通用的人脸库, 具有代表性。根据文[7]对小波在时频域的分析结果, 我们在小波变换过程中选用 Haar 小波进行验证。实验结果表明: 本文方法的识别性能优于基于 PCA、ICA 等方法, 和 FLD 方法相当, 在 LL1 子带上的识别精度并未降低。

4.1 ORL 人脸库

ORL 人脸库^[11]中包括 40 个人的图像, 每个人有 10 幅不同的图像, 其中有些图像是拍摄于不同时期的; 人的脸部表情和脸部细节有着不同程度的变化, 比如, 笑或不笑, 眼睛或睁或闭, 戴或不戴眼镜; 人脸姿态也有相当程度变化, 如深度旋转和平面旋转可达 20 度; 人脸尺度也有一定变化。图 2 示意了一个人的不同图像。对在 ORL 人脸库中的每一类人脸, 我们随机选择 5 人作为训练样本, 剩下 5 人进行测试测试, 测试和训练样本数皆为 200。分别利用种算法: PCA 法, 经过小波变换的 PCA 法, 原始图像上的 FLD 法, 以及经过小波变换的 FLD 法进行比较实验。对于 PCA 方法, 鉴别矢量的维数通过计算 90% 的累计贡献率来决定。重复测试 10 次来考察识别情况, 图 3 是其中一次随机选择的识别率比较图。其中红色曲线表示未经过小波变换的识别曲线, 绿色曲线表示经过小波变换之后的识别曲线。表 1 比较了平均最高识别率、平均耗时等指标。

从图 3 和表 1 中可以看出, 对于不同的方法, 经过小波变换与否的识别曲线都比较接近, 这表明小波变换并没有显著降低识别率, 从表 1 中的平均最高识别率可以看出这一点。但是识别速度却得到了大大提高; 对于 FLD+Wavelet 方法, 所用的识别时间是原来的 1/4 左右, 这在大规模人脸库上可显著地缩短训练时间。对于 PCA 方法, 时间节省更为明显, 所用的识别时间是原来的 1/5 左右, 这主要是因为小波变换之后, 除了样本维数降低, 鉴别矢量维数也进一步减少。识别率却得到提高, 原因何在? 我们对此的解释是, 小波变换同时去除了部分高频信息, 淡化了局部细节, 如表情变化、光照分布、旋转扭曲等, FLD 以可分性为判据, 经过小波变换之后, 类内散布矩阵更为集中, 有利于提取鉴别方向, 因此识别率反而有所提高, 该方法也优于利用 ICA+Wavelet 方法取得的识别率^[3]。



图2 ORL人脸库中一个人的人脸图像

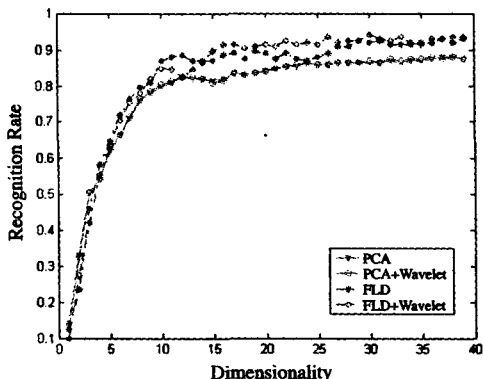


图3 ORL人脸库一次实验中的识别率

表1 ORL人脸库中不同方法的识别指标比较

方法	平均最高识别率(%)	耗时(ms)	平均鉴别矢量维数
PCA	88.04	5.136	79.4
PCA+Wavelet	87.62	1.017	63.6
FLD	92.05	19.728	39
FLD+Wavelet	92.84	5.201	39

4.2 ORL+YALE 混合人脸库

一些公开的人脸库的背景和光照较为统一,而实际环境中背景和光照变化复杂,采用混合库可模拟部分复杂环境,因此我们采用 ORL+YALE 混合人脸库来进行测试。其中的 YALE 库^[12] 包含有 15 人的图像,每个人有 11 幅图像,图像分辨率为 320 * 243,相对于 ORL 库,这个库具有更丰富的光照变化因素,我们将其与 ORL 库混合起来进行试验,实验中根据人脸的位置将图像分辨率调整为 112 * 92,图 4 是取自混合人脸库的人脸图像样本。由于图像成像和光照等条件的差异,该混合库能更有效地测试不同算法的识别效率。



图4 混合人脸库中的一个人脸样本

各种实验条件仍然与 ORL 库中实验的条件相同,图 5 是一次实验中不同方法的识别率。

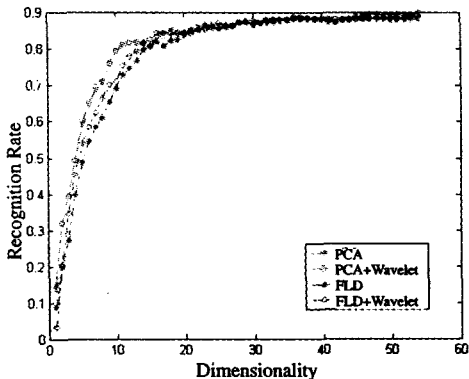


图5 混合人脸库一次实验中的识别率

表2 混合人脸库中不同方法的识别指标比较

方法	平均最高识别率	识别时间	平均鉴别矢量维数
PCA	86.72	8.661	73.7
PCA+Wavelet	86.18	1.753	58.6
FLD	90.91	33.649	54
FLD+Wavelet	91.74	9.223	54

在混合库中的识别率略有下降,实验结果和单独 ORL 库中的实验结果类似,依然是本文方具有平均最高识别率,并且耗时较少。这进一步验证了本文方法的优越性。

结论 人脸识别是模式识别领域中一个应用广泛、颇具挑战性的研究热点,本文着重讨论了在不降低识别率的前提下,如何加快训练速度的人脸识别方法。通过分析人脸图像的特点,利用小波变换将人脸图像进行降维和滤波处理,然后利用 Fisher 线性鉴别分析进一步提取具有鉴别力的特征矢量,在 ORL 人脸库及其与 Yale 混合库的实验结果表明,本方法不仅显著提高了训练和识别速度,而且有效提高了识别率,使得整个识别过程变得稳定。

在下一步的研究中,可考虑将小波分析与更为先进的人脸识别方法结合起来,以达到不仅提高识别速度,而且提高识别效率的目的。

参考文献

- 1 Turk M A, Pentland A P. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991,3: 71~86
- 2 Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection [J]. IEEE Trans. PAMI, 1997, 19(7): 711~720
- 3 Barlett M S, Lades H M, Sejnowski T J. Independent component representations for face recognition[C]. SPIE Proc. 2399, 1998. 58~64
- 4 Yang J, Yu H, Kunz W. An Efficient LDA Algorithm for Face Recognition[C]. In: Proc. of the Sixth Intl. Conf. on Control, Automation, Robotics and Vision, 2000
- 5 Volkopf B S, Mika S, Burges C J C, et al. Input space vs. feature space in kernel-based methods [J]. IEEE Trans. Neural Networks, 1999, 10: 1000~1017
- 6 Mika S, Ratsch G, Weston J, et al. Fisher discriminant analysis with kernels[C]. In: Proc. of IEEE Neural Networks for Signal Processing, 1999. 1~8
- 7 唐晓初. 小波分析及其应用[M]. 重庆:重庆大学出版社, 2005
- 8 边肇祺. 模式识别[M]. (第二版). 北京:清华大学出版社, 2000
- 9 Sergios T, et al. 模式识别[M]. (第二版). 李晶皎,等译. 北京:电子工业出版社, 2004
- 10 Castleman K R. 数字图像处理[M]. 朱志刚,等译. 北京:电子工业出版社, 2004
- 11 ORL Face Database[DB/OL]. <http://www.cam.ac.uk/face-database.html>
- 12 Yale Face Database. [DB/OL]. <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>