

基于曲波系数加权融合的人脸识别^①

吉训生^② 沙威杰^③

(轻工过程先进控制教育部重点实验室(江南大学) 无锡 214122)

摘要 为了提高人脸识别率和缩短识别时间,研究了基于曲波变换的人脸识别技术。考虑到传统曲波变换无法将多尺度多方向的曲波特征进行最优表示且其特征维数过大的缺点,提出了一种基于自适应加权融合的曲波变换和独立分量分析(ICA)的人脸识别算法。该算法通过曲波变换提取原始人脸图像的最优尺度和方向上的曲波系数,并对这些特征系数进行多方向上的融合,根据类别可分离性的判据原则对融合后的系数进行加权,以减少特征数量,提高处理速度;通过独立分量分析降维,将这些特征投影到更具表达力的空间,以获取有效特征,减少冗余信息,便于最近邻分类器进行人脸识别。基于在奥利维帝研究实验室(ORL)人脸库、Yale B 人脸库和 AR 人脸库对该算法进行了测试,结果表明,其识别率分别达到 98%、97% 和 98.57%,单幅图片的识别时间分别为 65.43、158.94 和 20.37ms,从而验证了其实用性。

关键词 曲波变换, 特征提取, 独立分量分析(ICA), 人脸识别, 特征融合

0 引言

人脸是生物特征中的一种,与虹膜、掌纹一样具有唯一性和不可复制性,这为身份鉴别提供了必要条件。人脸识别技术具有结果直观、隐蔽性好等优点,在安防监控、人机交互、身份认证等方面应用较多,而且产生了一些优秀的识别算法。人脸识别中,特征提取是最为关键的一个环节^[1-3]。对人脸进行特征提取就是对面脸进行表示,一个好的特征应具有识别率高和识别时间短的特点。在过去的几十年里,各种多分辨率分析方法已被用来进行人脸的特征提取,如小波(wavelet)变换、Gabor 变换、曲波(curvelet)变换等。被称为“数学显微镜”的小波变换具有多尺度的特点,已被成功地应用于人脸识别,但它仅能有效地表达图像中的点奇异性。在人脸图像中,更多的是面部轮廓、五官等曲线信息,曲线奇异性影响了很多小波系数,导致其不能成为人脸的

最优表示。文献[4]研究比较了上述三个方法的人脸识别效果,结果表明曲波变换在人脸表情和光照变化时具有较好的识别效果。1999 年被提出的第一代曲波变换弥补了小波变换的缺陷,能够对人脸的直线奇异和曲线奇异特征进行较好的表达,但第一代曲波变换的实现过程比较复杂,且容易出现较大的数据冗余量。于 2005 年提出的第二代曲波变换有良好的细节表达能力,可以有效地应用于人脸识别。使用曲波变换提取人脸特征是一个比较好的途径,因为它不会丢失人脸的曲线等主要信息。曲波变换的基本思想就是当对曲线进行分割时,将每一小段看作是直线段,并在此基础上对图像进行多尺度、多方向的曲波变换,以表示图像的曲线信息。曲波变换已成功应用于多个图像处理领域,如人脸识别^[5,6]、图像压缩^[7]和图像去噪^[8]等。但曲波变换所得的曲波系数是高维数据,这不仅影响识别时间,还会引起识别率下降。因此,常常要利用降维

① 国家自然科学基金(61170120)资助项目。

② 男,1969 年生,博士,副教授;研究方向:信号处理;E-mail: jixunsheng@163.com

③ 通讯作者,E-mail: shaweijie2013@163.com

(收稿日期:2014-11-18)

方法对其降维。

从观测数据中发现有用成分也是一个研究热点, Jutten 等提出的独立分量分析^[9] (independent component analysis, ICA) 是目前应用较为广泛的一种提取数据中有用成分的方法。通过 ICA 所获得的数据具有统计意义上的独立性, 可以获得更多有用的相关信息。目前, ICA 算法在降低数据的冗余性等方面应用较广。为了有效地降低人脸特征数据间的冗余性以及实现对特征的稀疏表征, 本文提出一种基于曲波变换和独立分量分析相结合的人脸识别算法。试验证明, 该算法不仅有较高的实时性, 而且具有较高的识别率, 因而具有一定的实用性。该算法的具体步骤是: (1) 载入待训练和测试的人脸图片; (2) 对人脸图片进行曲波变换, 提取曲波系数; (3) 对曲波系数进行特征融合加权; (4) 对融合后的特征进行 ICA 降维处理; (5) 将得到的特征通过最近邻分类器进行人脸识别, 计算识别率。

1 离散曲波变换

第一代曲波变换以传统结构为基础, 即先进行图像预处理, 然后进行 Ridgelet 变换, 这种方法处理结果的冗余度相对较高。2003 年, Candes 等提出了新的框架体系, 使得提高变换的处理速度成为可能。为便于使用和理解, 在第一代曲波变换重新设计的基础上, 人们又提出第二代曲波变换^[7]。第二代曲波变换包括非等空间的快速傅立叶变换 (unequally spaced fast Fourier transform, USFFT) 的离散形式和基于打包的离散曲波变换 (wrapping discrete curvelet transform, WDCT) 的离散形式, 但前者的运算时间较长, 运行效率低。本文将采用 WDCT 的离散形式。

对于 WDCT 的离散形式, 引入相同间隔的斜率 $\tan\theta_l = l \times 2^{-[j/2]}, l = -2^{-[j/2]}, \dots, 2^{-[j/2]} - 1$, 定义

$$\hat{U}_{j,l}(\omega) = P_j(\omega) Q_j(S_{\theta_l}\omega) \quad (1)$$

其中, 剪切矩阵 $S_{\theta} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\tan\theta & 1 \end{bmatrix}$ 。其曲波变换为

$$c(j, l, k) = \int \hat{f}(\omega) \hat{U}_{j,l}(S_{\theta_l}^{-1}\omega) \exp(i \langle b, \omega \rangle) d\omega \quad (2)$$

其中, $b \in (k_1 \times 2^{-j}, k_2 \times 2^{-j/2})$ 。

基于 WDCT 离散形式的曲波变换具体步骤如下:

(1) 对给定笛卡尔坐标系下的二维图像数据运用二维傅立叶变换得到 $\hat{f}[n_1, n_2], -n/2 \leq n_1, n_2 < n/2$;

(2) 对不同方向 l 和不同尺度 j , 得乘积 $U_{j,l}[n_1, n_2] \hat{f}[n_1, n_2]$;

(3) 打包乘积后得 $\tilde{f}_{j,l}[n_1, n_2] = P(U_{j,l}) \hat{f}[n_1, n_2]$, 其中 $0 \leq n_1 < L_{1,j}, 0 \leq n_2 < L_{2,j}, -\pi/4 \leq \theta \leq \pi/4$;

(4) 对每一个 $\tilde{f}_{j,l}$ 运用二维傅立叶逆变换, 经计算可得离散曲波变换的特征系数 $c^D(j, l, k)$ 。

2 曲波系数融合及自适应加权

2.1 系数融合

通过曲波变换所得到的曲波系数是多尺度多方向的, 它可以很好地表示人脸特征。但是直接使用曲波系数不仅识别效果差, 还会引起信息冗余^[10]。因此, 本文利用特征融合技术, 取每个尺度中各方向上相应像素点中曲波系数幅值最大的特征作为候选特征, 进行该方向上的特征融合。具体表示为

$$F_j = \arg \max_l \{ |c_{j,l}| \} \quad (3)$$

$$F = [F_1, F_2, \dots, F_M] \quad (4)$$

式(3)中, j 为尺度, l 为方向, F_j 为 j 尺度上融合各方向上的特征。式(4)为融合后各尺度上的特征, 其中 M 为尺度数。因此, 可将多尺度多方向的曲波系数融合为各个不同尺度的特征。

2.2 系数的自适应加权

特征加权可以减少特征的冗余性和噪声的相关性^[11]。

定义一个类别可分离的判据, 通过该判据再进行特征的自适应加权处理。该判据可定义为

$$J(F) = \frac{\text{trace}(F_b)}{\text{trace}(F_w)} \quad (5)$$

式(5)为类别可分离性的判据。其中, $\text{trace}(F_b)$ 表示求矩阵 F_b 的迹, F 为曲波系数融合后的候选特征, 包含了 x 个类别 (每个类别有 y 个样本)。 F_b 为

特征 F 的类间散度矩阵, F_w 为特征 F 的类内散度矩阵^[12]。

计算 $J(F)$ 时, F 取所有样本在第 k 个尺度上的曲波系数, 所求的 $J^k(F)$ 描述了第 k 个尺度中样本特征的分布。 $J^k(F)$ 越大, 该尺度特征离散程度越高, 该尺度上正确识别的可能性越高。

定义归一化权值为

$$W_j = \frac{J^j(F)}{\sum_{k=1}^M J^k(F)} \quad (6)$$

式中 M 为尺度数, 根据不同样本在各尺度上的分布特点, 利用加权方法可以自适应地调整不同尺度下的权值, 从而使该方法具有较强的适应性和灵活性。

经自适应加权后的特征可表示为

$$F^W = \sum_{j=1}^{num} F_j \times W_j \quad (7)$$

3 独立分量分析(ICA)

ICA 是一种统计和计算方法^[9], 与传统方法相比, ICA 在去除变量之间相关性的同时还能保留它们之间的高阶统计性。将 ICA 应用于前面所得到的加权融合后的曲波系数, 在降低数据冗余性的同时可获得更有用的相关信息。

ICA 的本质是在源信号和混合参数均未知的条件下, 仅根据源信号的一些基本统计特征, 由混合信号恢复出源信号。算法的基本原理如下:

设源信号 $S = \{F_1^W, F_2^W, \dots, F_n^W\}$ 的观测结果为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 其中, F_n^W 是第 n 个样本值, 即上面加权融合后的第 n 个人脸特征。假定第 i 个观测是 n 个独立向量的线性组合, 那么

$$x_i = a_{i1}F_1^W + a_{i2}F_2^W + \dots + a_{in}F_n^W \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (8)$$

用 $A(m \times n)$ 表示混合矩阵 a_{ij} , 式(8)可用矢量形式表示为

$$X = AS \quad (9)$$

式(9)即为独立分量分析模型。其中, $X = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ 为 m 维观测矢量; $S = [F_1^W, F_2^W, \dots, F_n^W]^T$ 为 n 维独立源变量矢量, A 是未知且可逆的 $m \times n$ 矩阵, 是 X 和 S 之间的传递函数。 A 的可逆性可以确保

源信号的可分解性。ICA 就是在 A 与 S 都未知的状态下寻找分解矩阵 $Z = A^{-1}$, 即

$$S = A^{-1}X = ZX \quad (10)$$

本文采用 Hyvrinen 提出的快速 ICA 算法计算 Z 值, 具体过程如下:

(1) 随机选择权值向量初始值 Z_0 ;

(2) 令 $Z_{\text{new}} = E\{yg(Z^T y)\} - E\{yg'(Z^T y)\}Z$ 其中 g 的取值见下文, T 是矩阵的转置, Z 是分解矩阵;

(3) 标准化 $Z, Z = Z_{\text{new}} / \|Z_{\text{new}}\|$;

(4) $Z_k = Z_k - \sum_{i=1}^{k-1} (Z_k^T Z_i) Z_i$, 其中 Z_i 是对应不同的独立分量的向量;

(5) 如果不收敛, 转至(2), 否则, 输出 Z_k ;

(6) 令 $k = k + 1$, 若保留的独立分量数 d 大于 k , 则转至(1)继续计算。

在步骤(2)的计算中, g 通常取

$$g_1(u) = \tanh(a_1 u) \quad (11)$$

$$g_2(u) = u \exp\left(-\frac{a_2 u^2}{2}\right) \quad (12)$$

$$g_3(u) = u^3 \quad (13)$$

4 实例验证

4.1 试验环境

本文基于奥利维帝研究实验室(ORL)人脸库、耶鲁 B(Yale B)人脸库和 Aleix-Robert(AR)人脸库, 使用 MATLAB 2013A 进行仿真数据分析。

ORL 人脸库^[13]是一个比较常见的人脸数据库, 经裁剪等前期处理后, 每幅图像的分辨率为 112×92 。为便于仿真, 从库中随机选取 20 人, 每人采样 10 幅作为试验对象。Yale B 人脸库^[14]是一个可变光照的标准库, 包含了所有范围内的光照空间, 从中随机选取 10 个人, 每人采样 20 张作为试验数据, 经裁剪后保留人脸部分图像, 裁剪后的图像分辨率为 192×168 。本研究还选择了 AR 人脸库^[15], 经裁剪等前期处理后, 每幅图像分辨率为 50×40 , 从中随机抽取 20 个人, 每人采样 14 张照片作为试验对象。

在三个人脸数据库上选取的人数、每人采样的个数以及每个库上的人脸图像分辨率是不同的, 这

主要是为了验证本算法的适应性。另外,仿真采用取半测试法。即在 ORL 人脸库上,每人随机选取 5 张人脸图像作为训练样本,其余 5 张作为测试样本。在 Yale B 人脸库上,每人随机选取 10 张作为训练样本,其余 10 张作为测试样本。在 AR 人脸库上,每人随机选取 7 张作为训练样本,其余 7 张作为测试样本。

4.2 曲波系数尺度和方向的确定

试验首先研究本文算法在不同尺度、不同方向上的人脸的识别效果。

采用最近邻分类算法对测试样本中的人脸进行分类后再计算人脸识别率。定义识别率为

$$R(\%) = \frac{N_{\text{right}}}{N_{\text{test}}} \times 100\% \quad (14)$$

式中, N_{right} 为正确识别的个数, N_{test} 为测试样本的个数。

仿真过程中,选定尺度为 1、2、3、4、5、6,方向为 8、12、16、20、24,得到识别率、识别时间和尺度及方向之间的关系曲线如图 1 和图 2 所示。

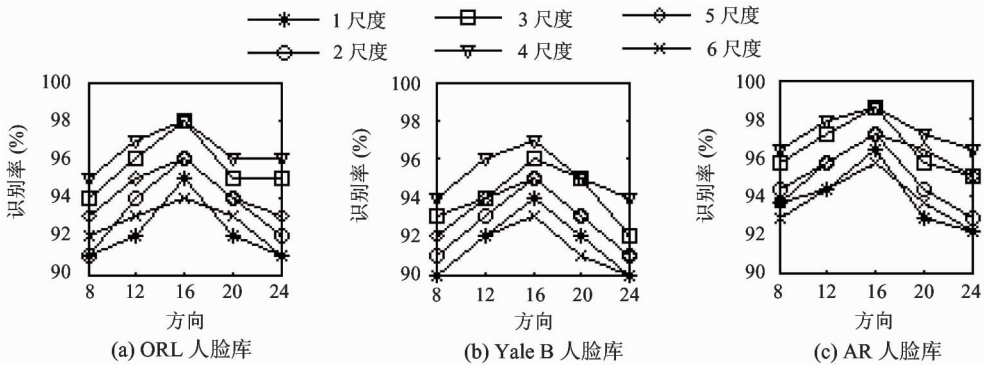


图 1 不同尺度和不同方向上的人脸识别率

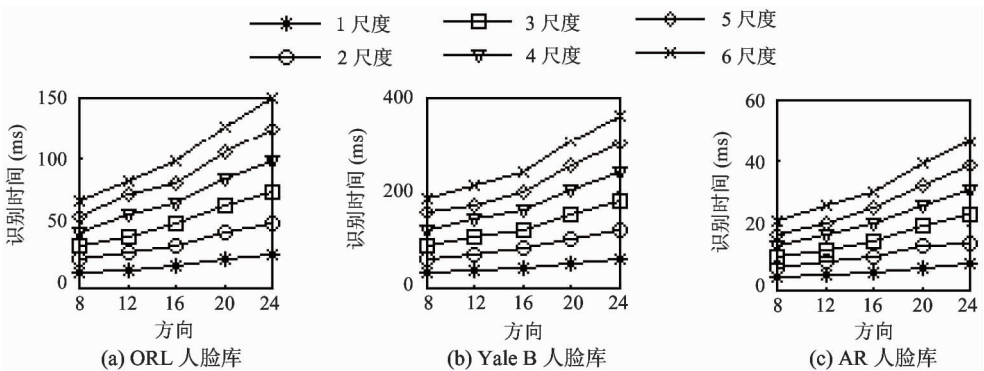


图 2 不同尺度和不同方向上的人脸识别时间

从图 1 和图 2 中可以看出,尺度为 4、方向为 16 是最优的,因为过多的尺度将导致不同尺度间的信息冗余,而过多的方向也将导致特征维数过大,且不能提高识别率。因此,本文使用尺度为 4、方向为 16 的曲波系数。

4.3 仿真结果分析

在 4 尺度和 16 方向上,仍采用上述训练样本和测试样本,对 ORL 人脸库、Yale B 人脸库和 AR 人

脸库上分别进行本文算法的仿真,并和文献[6]和[16]算法的仿真结果进行对比。其中,文献[6]中的特征提取过程是先通过曲波(curvelet)变换提取曲波系数,再用二维主分量分析(2DPCA)进行降维处理,在表中用 Curvelet + 2DPCA 表示。而文献[16]的特征提取过程是先采用曲波变换提取曲波系数,再用随机森林(random forest, RF)和 k 近邻(neighborhood, NN)级联作为分类器,在表中用 Cur-

velet + RF - kNN 表示。本文算法 1 为没有经过尺度和方向的优选与没有对曲波系数进行加权融合的算法,本文算法 2 则是对曲波系数的尺度和方向进行优选后再进行加权融合的算法。为减小分类器对分类效果的影响,对每种算法进行 10 次仿真,取平均值作为最后的仿真结果,表 1 为不同人脸库的识别率比较。

表 1 不同人脸库的识别率 (%)

	ORL	Yale B	AR
Curvelet + 2DPCA	96.00	95.00	96.43
Curvelet + RF - kNN	97.00	96.00	97.14
本文算法 1	96.00	94.00	96.43
本文算法 2	98.00	97.00	98.57

表 2 列出了单幅人脸图像的识别时间比较。

表 2 单幅人脸图像的识别时间 (ms)

	ORL	Yale B	AR
Curvelet + 2DPCA	85.02	176.59	33.56
Curvelet + RF - kNN	93.57	194.14	41.92
本文算法 1	125.35	271.58	43.39
本文算法 2	65.43	158.94	20.37

由表 1 中可知,本文算法 2 在各人脸库上的识别率都要高于其它算法,并且算法 2 的实时性更好,因为通过对特征进行处理在提高识别率的同时降低了识别时间。AR 人脸库中不仅所含图像较 Yale B 人脸库更多,且该库中人脸图像的面部表情、姿态以及图像的光照条件比 Yale B 库变化更大。ORL 人脸库中的人脸图像有着更多的表情、姿态等变化。因此,本文算法对人脸面部表情、姿态和光照变化具有一定的适应性,鲁棒性更好。

5 结论

本文提出了一种基于曲波特征系数加权融合的人脸识别算法,并运用独立成分分析(ICA)法对特征进行进一步的选择及降维处理。该算法首先通过曲波变换获得曲波系数,然后再对曲波系数进行加

权融合,以减少特征数量、提高处理速度和更好地表达人脸特征。采用 ICA 降维可以对加权融合后的特征稀疏化,便于最近邻分类器进行人脸识别。相较于文献[6]和[16]中的算法,本文算法 2 能够更好地对人脸特征进行稀疏表征。在 ORL 人脸库、Yale B 人脸库和 AR 人脸库上的识别率分别达到 98%、97% 和 98.57%。试验结果表明,本文所提算法在提高实时性的同时还可以提高识别率。因此,本文算法具有一定的实用性。

参考文献

- [1] 王庆军,张汝波,潘海为等. 基于 Log-Gabo 小波和正交 UDP 的人脸识别. 高技术通讯,2011,21(7):714-719
- [2] 周霞,张鸿杰,王宪. Shearlet 多方向特征融合与加权直方图的人脸识别算法. 光电工程,2013,40:89-94
- [3] Krishna N L A, Deepak V K, Manikantan K, et al. Face recognition using transform domain feature extraction and PSO-based feature selection. *Applied Soft Computing*, 2014, 22: 141-161
- [4] Zhang J L, Wang Y H, Zhang Z Y, et al. Comparison of Wavelet, Gabor and Curvelet transform for face recognition. *Optica Applicata*, 2011, 41(1): 183-193
- [5] Zhou L J, Liu W Q, Lu Z M, et al. Face recognition based on Curvelets and local binary pattern features via using local property preservation. *Journal of Systems and Software*, 2014, 95: 209-216
- [6] Ye J H, Hu D, Xia G M, et al. An advanced BPNN face recognition based on Curvelet transform and 2DPCA. In: *Proceedings of the 8th International Conference on Computer Science & Education*, Colombo, Sri Lanka, 2013, 1019-1022
- [7] Li Y C, Wang Y L, Xiao R, et al. Curvelet based image compression via core vector machine. *Optik*, 2013, 124: 4859-4866
- [8] Bhadauria H S, Dewal M L. Medical image denoising using adaptive fusion of curvelet transform and total variation. *Computers and Electrical Engineering*, 2013, 29: 1451-1460
- [9] Chen F R, Qin F, Peng G X, et al. Fusion of remote sensing images using improved ICA mergers based on wavelet decomposition. *Procedia Engineering*, 2012, 29: 2938-2943

- [10] Wang D H, Wang X K, Kong S. Integration of multi-feature fusion and dictionary learning for face recognition. *Image and Vision Computing*, 2013, 31: 895-904
- [11] Saez J A, Derrac J, Luengo J, et al. Statistical computation of feature weighting schemes through data estimation for nearest neighbor classifiers. *Pattern Recognition*, 2014, 47: 3941-3948
- [12] Li X D, Song A G. Fuzzy MSD based feature extraction method for face recognition. *Neurocomputing*, 2013, 122: 266-271
- [13] AL-Shiha A A M, Woo W L, Dlay S S. Multi-linear neighborhood preserving projection for face recognition. *Pattern Recognition*, 2014, 47(2): 544-555
- [14] Singh K R, Zaveri M A, Raghuwanshi M M. Rough membership function based illumination classifier for illumination invariant face recognition. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(10):4105-4117
- [15] Cament L A, Castillo L E, Perez J P, et al. Fusion of local normalization and Gabor entropy weighted features for face recognition. *Pattern Recognition*, 2014, 47(2): 568-577
- [16] Kayal S. Experiments on the LFW database using Curvelet transforms and a random forest-kNN cascade. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Digital Information Processing and Communications, Klaipeda, Lithuania, 2012. 146-149

Face recognition based on weighted fusion of curvelet coefficients

Ji Xunsheng, Sha Weijie

(Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry Ministry of Education (Jiangnan University), Wuxi 214122)

Abstract

The curvelet transform based face recognition was studied to raise the recognition rate and shorten the recognition time. Considering that the traditional curvelet transform is unable to optimally represent multi-scale, multi-direction curvelet features and its feature dimension is too high, the study put forward a novel face recognition algorithm using the curvelet transform based on adaptive weighted fusion and the independent component analysis (ICA). The algorithm extracts original face images' optimal Curvelet coefficients in multi-scale and multi-direction by Curvelet transform and fuses them along multi-direction, and weights the fused coefficients according to the class separability principle to reduce the feature quantity and raise the processing speed. It also uses ICA to realize dimension reducing to project the features to more effective space to decrease ineffective and redundant information, so these preprocessed face features can be classified and recognized by the nearest neighbor classifier, thus the face recognition can be achieved. The proposed algorithm was tested by using the face databases of ORL, Yale B and AR, and the recognition rate of 98%, 97% and 98.57%, as well as the corresponding recognition time of 65.43, 158.94 and 20.37ms on single image, were obtained respectively, showing its higher performance and practicality.

Key words: curvelet transform, feature extraction, independent component analysis (ICA), face recognition, feature fusion