

人耳人脸特征融合在身份鉴别中的研究

穆志纯 敦文杰

(北京科技大学信息工程学院 北京 100083)

摘要 针对单一人耳识别对姿态变化鲁棒性较差的问题,鉴于人脸在图像性质和生理位置上与人耳具有相似性和互补性,使用了多模态特征融合的方法提高姿态变化下的识别率。与传统的独立成分分析首先获得独立的基向量(ICA1)不同,提出了利用 ICA 直接获得独立的鉴别特征的方法(ICA2)。在 USTB 图像库上分别将两种 ICA 特征进行单模态和多模态的融合。实验表明,两种特征的融合提高了单一模态的识别率,并且多模态识别优于单一的人耳或人脸识别。

关键词 人耳识别,人脸识别,独立成分分析,特征融合

中图法分类号 TP391.4 **文献标识码** A

Human Recognition Based on Feature Fusion of Ear and Face

MU Zhi-chun DUN Wen-jie

(School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract The performance of single ear recognition is very poor when there is a pose variation. Because the properties of ear and face images are similar and the positions of the two features are complimentary, we improve the recognition rate using multi-modal feature fusion method. Aiming at difference from conventional independent Component Analysis (ICA1), we proposed a deformation of it to obtain statistical independent feature vectors directly (ICA2). The results of ICA feature fusion on the USTB database show that the fusion of two complementary ICA features improves the single biometrical modal's recognition rate, and the performance of multi-modal recognition is better than single modal recognition.

Keywords Ear recognition, Face recognition, Independent component analysis, Feature fusion

1 引言

人耳识别作为一种较新的身份鉴别技术,正逐渐引起人们的关注和重视。人耳除了具有普遍性、可采集性和不可伪造性等特点外,还具有结构特征丰富、稳定,不受表情变化的影响、颜色分布较均匀等独特优点^[1]。目前,国内外已相继有一些大学对人耳识别技术展开了深入的研究,并提出了一些有效的人耳识别方法^[2-7]。这些方法在人耳姿态变化不大、图像质量较好的情况下取得了满意的结果。然而当人耳有旋转角度变化时,其二维图像会带来较大的变形,有时甚至会完全失真,这时识别率会急剧下降,不能满足实际应用需求。因此,姿态角度变化成为了人耳识别技术发展的瓶颈。如何提高旋转角度较大时的识别率,成为了迫切需要解决的问题。

可以看出,由于人耳自身存在的固有局限性,通过改善识别过程中的某一环节来提高系统的性能是非常困难的。我们注意到,人耳、人脸特征都是以图像信息给出的,因此其样本采集和特征提取都存在相似性;另外,人耳、人脸互成 90 度角,识别过程中用摄像头从不同角度对准待识别人的面部即可,操作容易,甚至还可以在公共场所实现非打扰识别。因此,采用多生物特征融合的身份识别不失为一个切实可行的

解决方案。

本文主要利用独立成分分析(ICA)的方法对生物模态进行特征提取。ICA 是一种基于信号的高阶统计特性的分析方法,它去除了数据间的高阶统计相关性,能更加全面地揭示图像的局部结构。文献[7]首先采用 ICA 提取一组统计独立的基图像向量,然后将待识别的图像向量投影到这些基向量张成的空间中得到图像的鉴别特征向量,这些特征向量因而是非独立的。与这种传统 ICA 模型相反,本文另外采用了一种 ICA 的变形:将通过降维后的样本数据直接投影到分离矩阵张成的空间中,从而获得一组统计独立的系数向量作为图像的鉴别特征,这样得到的基图像将不再是独立的。图像重构实验表明,这种方法得到的基图像能更好地表示图像的全局特征。由于这两类 ICA 特征分别表现了图像的局部和全局信息,具有很强的互补性,因此,我们分别提取出人耳、人脸的两种 ICA 特征,并用串联的方法进行融合。实验结果表明,两种 ICA 特征的融合能提高有姿态变化的单一生物模态的识别率,而且,多模态识别优于单体识别。

2 独立成分分析模型

假设有 m 个类别,每个类别有一个图像样本,将每个样

到稿日期:2008-06-04 本文受国家自然科学基金(60375002, 60573058),北京市教育委员会重点学科共建项目(XK100080537)资助。

敦文杰(1982-),男,博士研究生,主要研究方向为图像处理、模式识别,E-mail:dunwenjie@126.com;穆志纯(1952-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为复杂系统的建模与智能控制、信息自动化、人工智能及其应用。

本按列串联的方式构成一个图像向量 $x_i (i=1 \cdots m) \in R^N$, 由此构成样本矩阵: $X=(x_1, x_2, \cdots, x_m)$ 和它的转置矩阵: $X^T=(x_1, x_2, \cdots, x_m)^T$ 。基本 ICA 问题可描述为: 在未知源信号 S 及其混合矩阵 A 的情况下, 仅从观测到的混合信号 X 中提取出源信号 S , 其中 $S=(s_1, s_2, \cdots, s_n)^T$ 是一组统计独立的源信号。样本矩阵和独立信号矩阵的关系为:

$$X^T=AS \quad (1)$$

其中混合矩阵 A 是 $m \times n$ 的满秩矩阵, 它的每一行是 n 个投影系数, 这些投影系数即组成图像的特征向量。我们也可将式(1)写成如下形式:

$$S=WX^T \quad (2)$$

这样, 得到分离矩阵 W 后, 就可以求得由 n 个独立基向量构成的矩阵 S 。由于 n 通常比原始样本维数 N 小很多, 因此在得到独立成分的过程中也实现了数据的降维。

我们将式(1)表示的基本 ICA 模型称为 ICA1。如果将式(1)转置, 得到: $X=S^T A^T$ 。可以看到, 矩阵 S^T 类似于一个混合矩阵, 其中 A^T 给出了“独立成分”的实现。因此, 通过转置, 我们交换了混合矩阵和独立成分的角色, 这样的模型称为 ICA2。在 ICA1 模型中, A 的列数为基向量的个数, 行数为样本数, 通过独立成分的提取, 两者数量相差不多, 而 S 矩阵的列数通常比行数要多得多。从另外一个角度来看, 如果通过降维, 使得 S 的列数和行数相仿, 那么上述两种 ICA 模型的差别就能够消除。因此使用 ICA 算法之前对数据集进行降维是必不可少的步骤, 本文采用了白化的方法对数据集进行处理。接下来分别介绍两类 ICA 的具体实现方法。

2.1 ICA1

(1) 样本矩阵中心化

我们使用 Y 来表示样本矩阵的转置 $Y=(y_1, y_2, \cdots, y_N)$ $=X^T=(x_1, x_2, \cdots, x_m)^T$ 。首先求得矩阵 Y 的平均向量:

$$\bar{y}=\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (3)$$

Y 中的每个列向量减去平均向量后构成中心化的样本矩阵:

$$\bar{Y}=Y-\bar{y}=(y_1-\bar{y}, y_2-\bar{y}, \cdots, y_N-\bar{y}) \quad (4)$$

(2) 数据的白化

如果首先对观测数据做白化(球面化), ICA 问题可以大大简化^[8]。一个零均值向量 $z=[z_1, \cdots, z_m]^T$ 称为是白的, 如果它的元素 z_i 是不相关的且具有单位方差: $E\{z_i z_j\}=\delta_{ij}$ 。用协方差的形式, 这显然意味着 $E\{zz^T\}=I$, I 为单位矩阵。因为白化的本质是去相关加上缩放, 所以可以使用 PCA 技术, 即可以通过线性操作来完成。白化的问题可以描述为: 给定 m 维随机向量 y , 寻找线性变换 V , 使得变换后的向量 z :

$$z=Vy \quad (5)$$

是白的。

这个问题以 PCA 展开的形式给出了一个直接的解。我们构造样本协方差矩阵:

$$C_y=\frac{1}{N} \bar{Y} \bar{Y}^T \quad (6)$$

令 $D_1=diag(d_1, \cdots, d_p)$ 是以协方差矩阵 C_y 的前 p 个最大的正特征值为对角元素的对角阵, $E_1=(e_1, \cdots, e_p)$ 是 C_y 的前 p 个最大的正特征值对应的特征向量, 则线性白化变换可由下式给出:

$$V_1=D_1^{-1/2} E_1^T \quad (7)$$

由此, 我们得到白化后的样本矩阵:

$$Z_1=V_1 \bar{Y} \quad (8)$$

(3) 计算独立基向量和非独立特征向量

对白化后的数据我们使用 FastICA 算法^[9] 得到分离矩阵 W_1 , 将 Z_1 投影到 W_1 上得到独立的源信号矩阵:

$$S_1=W_1 Z_1=(s_1, \cdots, s_n)^T \quad (9)$$

其中, S_1 中的行向量 $s_i^T (i=1, \cdots, n)$ 表示独立的基图像向量。我们知道, 图像样本向量是由这 n 个统计独立的基向量来线性表示的, 从式(1)可看出, x_i 是 s_1, s_2, \cdots, s_n 的线性组合, 其权系数为 a_1, a_2, \cdots, a_n 即混合矩阵 A 的第 i 行。由此, S 可构成一个映射空间, 将待识别人耳图像 x 投影到这个映射空间, 就得到了它的特征向量:

$$x_{ICA1}=x^T S_1^{-1} \quad (10)$$

以上所述的方法以获得独立的基图像向量为目的, 通过图 1 所示的重构图像我们看到, ICA1 得到的基图像主要反映图像的局部特征。



图 1 ICA1 重构出的基图像

2.2 ICA2

和上节所述的 ICA1 方法不同, ICA2 的目的是将原图像向量经过白化降维后直接投影到分离矩阵上从而获得一组统计独立的特征向量。这样求得的基图像向量则不一定是独立的。具体的求解方法如下:

(1) 样本矩阵中心化

与 ICA1 中对样本矩阵的转置 $Y=X^T$ 作中心化不同, 这里对样本矩阵 X 作中心化。首先求样本矩阵的平均向量:

$$\bar{x}=\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i \quad (11)$$

然后我们得到中心化后的样本矩阵:

$$\bar{X}=X-\bar{x}=(x_1-\bar{x}, x_2-\bar{x}, \cdots, x_m-\bar{x}) \quad (12)$$

(2) 数据的白化

构造样本协方差矩阵:

$$C_x=\frac{1}{m} \bar{X} \bar{X}^T \quad (13)$$

令 $D_2=diag(d_1, \cdots, d_k)$, 是以协方差矩阵 C_x 的前 k 个最大的正特征值为对角元素的对角阵, $E_2=(e_1, \cdots, e_k)$ 是 C_x 的前 k 个最大的正特征值对应的特征向量, 则线性白化变换可以由下式给出:

$$V_2=D_2^{-1/2} E_2^T \quad (14)$$

这样我们就得到白化后的样本集:

$$Z_2=V_2 \bar{X} \quad (15)$$

(3) 计算独立的特征向量

对白化后的数据 Z_2 使用 FastICA 算法得到分离矩阵 W_2 , 这时, 我们不再求独立的基向量, 而是将 Z_2 直接投影到分离矩阵 W_2 上来获得一组独立的列向量, 这些向量即是用于分类的鉴别特征向量:

$$S_2=W_2 Z_2 \quad (16)$$

由此, 给定一个 N 维的样本列向量 x , 我们首先对它白

化,然后通过与分离矩阵的乘积来获得所需的特征向量:

$$x_{ICA2} = W_2(V_2x) \quad (17)$$

图 2 显示了通过重构实验得出的人脸、人耳基图像。我们看到,和 ICA1 的基图像不同,ICA2 得到的基图像主要反映图像的全局特征。

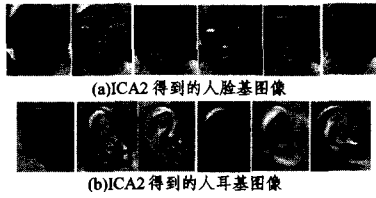


图 2 ICA2 重构出的基图像

3 特征融合

本文采用串联的特征融合策略,具体过程如下:

1) 特征向量的归一化

为了消除不同特征的量纲效应,使每种特征都具有同等的表现力,在融合之前需要对两种特征进行归一化的处理^[10]。这里我们使用 Z-score 归一化方法:

假设 $x_{ear-ICA1}$ 和 $x_{ear-ICA2}$ 分别是 ICA1 和 ICA2 方法提取出的人耳图像样本的鉴别特征向量,经过 Z-score 归一化后的特征向量为:

$$\begin{cases} x_{ear-nor1} = (x_{ear-ICA1} - \mu_{ear-1}) / \sigma_{ear-1} \\ x_{ear-nor2} = (x_{ear-ICA2} - \mu_{ear-2}) / \sigma_{ear-2} \end{cases} \quad (18)$$

其中, μ_{ear-1} 和 μ_{ear-2} 分别表示用 ICA1 和 ICA2 提取出的人耳样本特征向量的均值向量; σ_{ear-1} 和 σ_{ear-2} 分别为人耳样本的标准差向量在各个分量上的均值。这样,经过归一化后的特征向量的均值为 0,方差为 1。我们用同样的方法对提取出的人脸特征进行归一化:

$$\begin{cases} x_{face-nor1} = (x_{face-ICA1} - \mu_{face-1}) / \sigma_{face-1} \\ x_{face-nor2} = (x_{face-ICA2} - \mu_{face-2}) / \sigma_{face-2} \end{cases} \quad (19)$$

2) 加权串联融合

首先,将同种生物模态的两种归一化后的 ICA 特征串联构成单模态融合向量:

$$x_{ear} = \begin{pmatrix} x_{ear-nor1} \\ x_{ear-nor2} \end{pmatrix}, x_{face} = \begin{pmatrix} x_{face-nor1} \\ x_{face-nor2} \end{pmatrix} \quad (20)$$

由于不同生物模态的特征有不同的鉴别能力,因此将不同模态的融合特征向量赋予不同的权值并串联形成一个更高维的融合向量:

$$x_{fusion} = \begin{pmatrix} \alpha x_{ear} \\ \beta x_{face} \end{pmatrix} \quad (21)$$

其中,使用约束条件 $\alpha + \beta = 1$ 。在实验的过程中权值可以通过训练得到。

4 实验及结果分析

4.1 图像库介绍

由于目前还没有标准的人耳人脸图像库供研究人员使用,因此我们自行构建了 USTB 人耳人脸多模态图像库。本实验就在其中的两个子图像库中进行。其中,子库 1 有 79 个人,每人 4 幅图像。前两幅为正面人脸图像,后两幅为正面人耳图像。子库 2 有 200 个人,每人有 6 幅图像,分别是正面人脸图像、左转 15°和 30°人脸图像、正面人耳图像、左转 15°和

左转 30°人耳图像。实验中以正面图像作为训练样本,带角度变化的图像作为测试样本。另外,在实验中我们取出不同人数的样本组成样本集,以比较图像库规模对各种识别方法的影响。图 3 显示了两个子库中部分图像样本的实例。

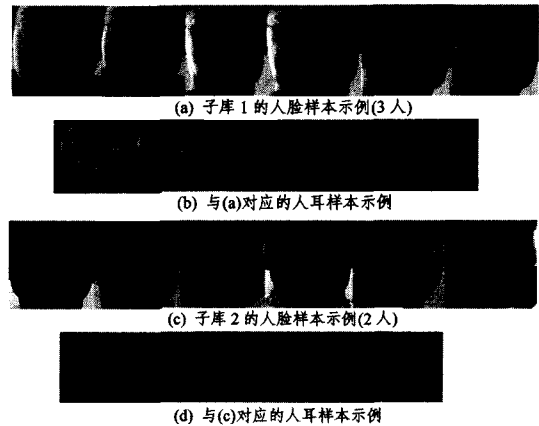


图 3 图像子库样本实例

为了使同一图像子库中同种模态的图像向量维数相等,我们将子库 1 的人脸和人耳图像通过插值法分别归一化到 161×140 和 119×88 ,子库 2 的人脸和人耳图像归一化到 151×142 和 67×43 大小。所有的图像都经过直方图均衡化和维纳滤波处理以减少噪声和光照的影响。

4.2 实验和结果分析

4.2.1 实验一

本节实验主要基于子库 1。实验中我们使用 ICA1, ICA2 和 PCA 分别提取人耳、人脸图像的特征向量,用最近邻分类器完成识别。实验目的在于验证 ICA2 的有效性并比较不同特征提取方法对于无姿态变化的图像的识别性能。实验结果如表 1 所列。

表 1 无姿态变化的识别率

	ICA1	ICA2	PCA
人耳识别率	93.67%	97.5%	82.3%
人脸识别率	96.2%	97.5%	92.4%

可以看出,在没有姿态旋转的情况下,基于独立成分分析的方法比传统的主元分析法效果要好。其中,特别是 ICA2,识别率显著高于 PCA 和 ICA1,79 个人中仅有 2 个人被错误分类。分析原因,主要是 ICA2 提取的特征比 PCA 能更好地表示图像的整体信息。并且当没有姿态角度变化时,ICA2 得到的图像的整体信息比 ICA1 提取的局部特征的鉴别能力要更强。此外,人脸识别率高于人耳,是因为正面人脸总像素多于正面人耳,从而包含了更多的图像信息。

4.2.2 实验二

实验一初步验证了 ICA2 在生物特征识别中的有效性,取得了较好的效果。为了得到更深入的研究结果,在下面的实验中,我们使用子库 2 研究在不同规模且图像分别旋转 15°和 30°的情况下,不同特征提取方法和特征融合结果的比较。这里采用加权串联的方法进行人耳、人脸多模态融合以及单模态两种 ICA 特征的融合并使用最近邻分类器分类。实验将 200 个人的子库 2 划分成 50 和 150 两个图像集,前者用于训练融合向量的权值,后者又分成 50,70,90,110,130,150 六

(下转第 261 页)

[5] Kor S,Umarshanker. Feature level fusion of multimodal medical images in lifting wavelet transform domain[C]//Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS, 1479-1482

[6] 晁锐,张科,李言俊. 一种基于小波变换的图像融合算法[J]. 电子学报,2004,32(5):750-753

[7] Yang Liu, Guo Baolong, Ni Wei. Multifocus image fusion algorithm based on contourlet decomposition and region statistics [J]//Fourth International Conference on Image and Graphics. IEEE,2007,135:707-712

[8] 胡良梅,高隽,柯柯峰. 图像融合质量评价方法的研究[J]. 电子学报,2004,32(12):218-221

[9] 洗广铭,王知衍,洗广淋. 小波融合图像效果的因子分析评价方法[J]. 计算机科学,2006,33(8):218-220

[10] Ramesh C,Ranjith T. Fusion Performance Measures and a Lifting Wavelet Transform based algorithm for Image Fusion. ISIF,2002:317-320

[11] 李玲玲,丁明跃,周成平,等. 一种基于提升小波变换的快速图像融合方法[J]. 小型微型计算机系统,2005,26(4):667-670

[12] Sweldens W. The lifting Scheme;a construction of second generation wavelets[R]. Industrial Mathematics Initiative, Department of mathematics, University of South Carolina, 1995

[13] 王相海,周志光. 基于小波系数方向特性的图像融合新算法[J]. 吉林师范大学学报:自然科学版,2008,29(3):37-42

(上接第 253 页)

个不同规模大小,比较不同方法的性能。具体的实验结果如图 4,图 5 和表 2,表 3 所示。

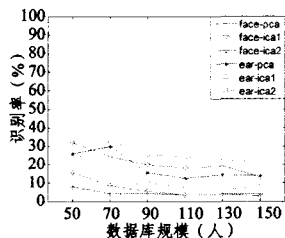
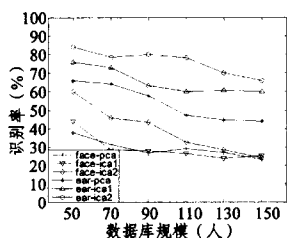


图 4 旋转 15°时单模态单特征 图 5 旋转 30°时单模态单特征
识别率 识别率

表 2 旋转 15°时不同融合组合识别率

	耳	脸	ICA1	ICA2	多模态
50	94%	84%	92%	98%	100%
70	92.9%	75.7%	90%	97%	98.6%
90	93.3%	72.2%	91%	94.4%	98.9%
110	90%	74.5%	90%	90%	98.2%
130	89.2%	70%	88.5%	87%	96.2%
150	88%	67.3%	90%	81%	95.3%

表 3 旋转 30°时不同融合组合识别率

	耳	脸	ICA1	ICA2	多模态
50	56%	32%	63.3%	50%	66%
70	50%	27.1%	51.4%	41.4%	54.3%
90	45.6%	18.9%	42.2%	40%	55.6%
110	47.3%	18.2%	44.5%	30.9%	49.1%
130	43.8%	14.6%	41.5%	33.1%	51.5%
150	40%	14%	38%	26%	46.7%

注:“耳/脸”表示人耳/人脸单模态 ICA1 和 ICA2 两种特征的融合,“ICA1/ICA2”表示 ICA1/ICA2 单特征的两种生物模态的融合,“多模态”表示两种模态两种 ICA 特征的融合

从图 4 和图 5 中可以看到,当图像有姿态旋转时,PCA, ICA1 和 ICA2 的识别率均随样本库的增大而出现下降趋势。总体上讲,基于 ICA 的方法要好于 PCA。其中姿态角度为 15°时,ICA2 的识别率明显高于另外两种;姿态角度增大到 30°时,ICA1 的识别率最好。其原因是 ICA1 主要提取图像的局部特征,而这种局部特征对于姿态变化的鲁棒性比全局特征要更强。此外,我们还注意到,姿态变化的情况下,人耳的识别率要好于人脸,这是因为人脸旋转时,其图像会带来较大

的失真,而人耳图像对旋转角度有更好的稳定性。

表 2 和表 3 显示了不同融合组合的识别结果。与图 4 和图 5 结果比较,无论是单模态的两种 ICA 特征的融合,还是 ICA1/ICA2 单一特征的多模态融合,都取得了比单一模态单一特征更好的识别结果,特别是多模态多特征的融合得到了最高的识别率。从实验结果分析得到,本文提出的 ICA2 与传统的 ICA1 方法具有互补性质,两者的融合能提高特征的鉴别能力。另外,多模态特征融合可以弥补单一模态的不足,从而较好地改善姿态变化下的识别性能。

结束语 本文将两种独立成分分析的方法应用于人耳、人脸特征提取,并用加权串联的方式进行多模态的特征级融合。实验表明了所提 ICA2 方法的有效性,且多模态特征融合可以较好克服姿态带来的影响。然而注意到,旋转角度超过 30°时,虽然多模态比单模态识别率有很大提高,但是仍然不能满足实际需要,因此,下一步我们的主要工作就是寻找更好的融合方法进一步改善系统性能。

参 考 文 献

[1] <http://biometrics.cse.msu.edu/>

[2] Hurley D J,Nixon M S,Carter J N. Force field energy functionals for image feature extraction[J]. Image Vision Computing, 2002,20(2):311-317

[3] 穆志纯,席德春. 外耳形状特征和内耳结构特征结合的人耳特征提取[J]. 北京科技大学学报,2006,28(5):497-500

[4] 刘嘉敏,王玲. 基于外耳轮廓边缘信息的人耳识别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2008,20(3):337-342

[5] 袁立,穆志纯. 基于核主元分析法和支撑向量机的人耳识别[J]. 北京科技大学学报,2006,28(9):890-895

[6] 王忠礼,穆志纯. 基于不变矩匹配的人耳识别[J]. 模式识别与人工智能,2004,17(4):502-505

[7] 张海军,穆志纯. 基于独立分量分析的人耳图像识别方法[J]. 模式识别与人工智能,2006,19(5):685-688

[8] Hyvärinen A,Karhunen J. 独立成分分析[M]. 北京:电子工业出版社,2007:102

[9] Hyvärinen A,Oja E. A Fast Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis[J]. Neural Computation, 1997,9(7):1483-1492

[10] 王惠文,吴载斌,等. 偏最小二乘回归的线性与非线性方法[M]. 北京:国防工业出版社,2006:11-13