

基于独立分量分析的人耳识别方法

徐正光, 武楠, 穆志纯

(北京科技大学信息学院, 北京 100083)

摘 要: 应用独立分量分析(ICA)方法从高阶统计相关性角度出发提取人耳图像的特征变量, 并采用基于欧氏距离测度的最近距离分类器进行人耳图像的识别。与传统的主成分分析(PCA)方法相比具有更好的鉴别能力。通过与PCA的对比实验结果表明, 该方法具有更高的识别率, 对姿态和光照的变化也具有较好的鲁棒性。

关键词: 人耳识别; 独立分量分析; 主成分分析; 最近距离分类器

Ear Recognition Method Based on Independent Component Analysis

XU Zhengguang, WU Nan, MU Zhichun

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

【Abstract】 This paper puts forward a new method of ear recognition. In this method, independent component analysis(ICA) which considers the high-order statistics and obtains the inner character of images, is applied to extract ear feature, and then adopts the nearest distance classification based on Euclidean distance to recognize the ear image. Compared with principal component analysis(PCA), the ICA has a better identify ability. The result of experiments shows that the ICA algorithm is more efficient and has better robust to illumination and pose variation.

【Key words】 Ear recognition; Independent component analysis(ICA); Principal component analysis(PCA); Nearest distance classification

人耳作为一种新的生物特征体具有与人脸、虹膜、指纹等生物特征体一样的特性——唯一性和稳定性。由于人耳独特的生理特征结构和生理位置, 以及其不受外界环境(刺激)和内心活动对生物特征体影响的特点, 使人耳识别可望成为一种与人脸识别、虹膜识别、指纹识别同样重要、可相互补充和结合的新的生物特征识别技术。

目前, 国内外对人耳识别的研究很少。仅有的一些方法还存在诸多不足: 需要精确定位, 易受环境影响, 尤其对光照姿态等变化非常敏感。针对这些不足, 本文将独立分量分析(ICA)应用于人耳识别中进行特征提取, 通过对训练集样本进行ICA分析提取出一组独立基图像构成一个映射空间, 将待识别的人耳图像投影到这个映射空间, 从而可以根据投影系数进行人耳的分类和识别。与传统的主元分析(PCA)方法相比具有更好的鉴别能力, 实践证明该算法的识别率高而且对消除姿态和光照的影响起了一定作用。

1 独立分量分析概述^[1]

独立分量分析方法首先是由法国学者 Herault 和 Jutten 于 1985 年左右提出来的, 是近年发展起来的一种新的多维数字信号处理技术, 该方法的目的是将观察到的数据进行某种线性分解, 使其分解成为统计独立的成分。将其应用在数字图像处理中, 对输入图像数据进行ICA分析, 从数据间的高阶统计相关性角度出发, 提取图像内部特征, 更有效利用了输入数据在统计关系上的本质特征。自 20 世纪 90 年代起, 人们对这一新技术的基本理论进行了深入的研究, 并提出了大量的算法, 如信息最大学习规则 Infomax 算法, 非线性主分量分析法, 以及近年来非常流行的定点算法(Fixed-point)又称快速算法(FastICA)等。

1.1 ICA 问题的数学描述

ICA 问题描述如图 1 所示。

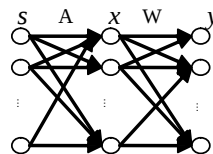


图 1 ICA 问题描述

一组独立的源信号 $S(t) = [S_1(t), \dots, S_N(t)]^T$ 经过系统 A 混合在一起, 得到观测信号

$$X(t) = [X_1(t), \dots, X_N(t)]^T$$

原信号和观测信号之间满足如下关系式:

$$x(t) = As(t) \quad (1)$$

其中独立的源信号 $S(t)$ 和混合矩阵 A 都是未知的, 只有混合信号 $x(t)$ 可以观测到。可以证明^[4]在 $N \geq M$ 的条件下, 当混合矩阵 A 列满秩, 原始信号矢量 $S(t)$ 的各分量 $S_i(t)$ 之间两两独立, 并且服从高斯分布的分量不多于一个时, 即可分离。图 1 中矩阵 W 为 A 的逆矩阵, 称为分离矩阵, 这时便有可能通过分离矩阵 W 从观测信号中分离出源信号:

$$y(t) = Wx(t) \quad (2)$$

其中 $y(t)$ 是对独立源信号 $S(t)$ 的估计, 其各个分量尽可能互相独立且逼近 $S(t)$ 。

1.2 分离矩阵 W 的算法^[1]

为了获得独立源信号 $S(t)$ 的估计 $y(t)$, 需要求取分离矩阵 W 。本文采用 Hyvarinen 提出的基于负熵最大判据的快速算法(FastICA), 这是一种基于定点迭代法寻找一个非高斯

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60375002)

作者简介: 徐正光(1959 -), 男, 教授、博士, 主研方向: 图像处理与模式识别及其在复杂生产过程中的应用, 非牛顿力学系统的自动控制理论; 武楠, 硕士生; 穆志纯, 教授、博导

收稿日期: 2005-10-20 **E-mail:** sunnystarry@126.com

分布的最大值来求取分离矩阵 W 的方法,是到目前为止效率最高应用最广的一种算法。其基本算法如下:

(1)选取一个 W_i 的初始值;

(2)分离迭代公式:

$$W_{i(K+1)} = E\{X_i g_{(W_{i(K)}^T X_i)}\} - E\{g'_{(W_{i(K)}^T X_i)}\} W_{i(K)}$$

(3)每次迭代后做归一化以确保分离结果具有单位性:

$$W_{i(K)} = \frac{W_{i(K+1)}}{\|W_{i(K+1)}\|} \quad (4)$$

(4)如果不收敛返回(2)。

这里收敛是指算出的上一次和这一次的 w_i 值在同一方向上,也就是说它们的点积等于 1。 $W_{i(K)}$ 为 K 次迭代后分离矩阵 W 中与第 i 个独立源信号相对应的某一行向量。

实践证明^[1],这里 $g(\cdot)$ 可以取: $g(y) = \tanh(ay)$, $g(y) = y \exp(-y^2/2)$, $g(y) = \frac{1}{a} \lg \cos(ay)$ 等非线性函数,其中 $1 \leq a \leq 2$ 是一些适当的常数,通常取 $a=1$ 。

1.3 预处理过程^[4]

为了获得更好的估计和简化计算,需对图像进行中心化和白化处理。

(1)中心化。将多个图像构成的原始样本减去均值,使中心化后的样本均值为 0。

(2)白化。保证样本为单位方差且互不相关。这个过程可以描述为

$$X = ED^{-1/2}E^T V \quad (5)$$

其中, V 是中心化后的样本; X 是经过白化处理的样本; D 和 E 分别是 V 的协方差矩阵的特征值矩阵和特征向量矩阵。

经过预处理后便得到满足零均值、单位方差的样本。

2 基于 ICA 的人耳识别方法

2.1 人耳图像的特征提取及独立元表示

如前所述,本文采用 ICA 方法从随机变量 X 中分离出独立源信号 S 。随机变量为人耳图像的训练样本集,获得的独立源信号即是独立基图像。设由 M 帧人耳图像构成训练样本集,表示为 $\{f_i(x, y)\}$,其中 x, y 表示像素点的坐标, i 为图像的帧数。为了将 ICA 用于人耳识别,首先将二维图像($K \times L$)按行或按列展开成一维向量 x_i 。例如按行展开如下:

$$x_i = [f(1,1), f(1,2), \dots, f(1,L), f(2,1), f(2,2), \dots, f(2,L), \dots, f(K,L)]$$

将每帧人耳图像作为一行,整个样本集可构成如下的 $M \times N$ 矩阵 $\tilde{X}$ 。

$$\tilde{X} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_M \end{bmatrix}$$

对其作中心化和白化处理,得到均值为零,协方差矩阵为单位阵的训练样本集矩阵 X 。

对经过预处理的人耳图像样本集 X 作 ICA 分析,应用 FastICA 算法,求取分离矩阵 W 。获得独立基图像 S 的估计 Y , $Y = W \cdot X$ 。设

$$S = \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \\ \vdots \\ s_N \end{bmatrix}$$

其中 $s_1, s_2, \dots, s_N$ 是独立源信号即独立基图像。

由 $X = A \cdot S$ 可知,每一帧人耳图像 x_i 是 $s_1, s_2, \dots, s_N$ 的线性组合,其权系数为 $a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iN}$ 即 A 的第 i 行。

由此, S 可以构成一个映射空间,将待识人耳图像投影到这个映射空间,即用这组独立的基图像的线性组合来表示,如图 2 所示。

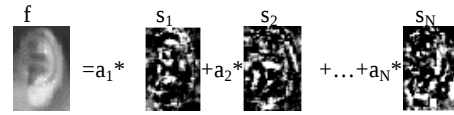


图 2 由基图像线性合成的人耳图像

设 f 为待识图像,则有

$$f = a_1 s_1 + a_2 s_2 + \dots + a_N s_N \quad (6)$$

其中 $(s_1, s_2, \dots, s_N)$ 为独立基图像, $(a_1, a_2, \dots, a_N)$ 为投影系数,这些投影系数即为人耳图像的特征向量。该特征向量可由下式求得

$$(a_1, a_2, \dots, a_N) = f \cdot y^{-1} \quad (7)$$

这里, y 为 s 的估计, y^{-1} 表示 y 的逆矩阵。

经上述处理,一帧图像可用这个投影系数来表示,即实现了人耳图像的特征提取,同时也将原来的图像降到了 N 维。

2.2 ICA 的人耳识别

识别过程中,用欧式距离表示训练集图像与测试集图像的差异。将待识别图像的特征向量与样本集中的每个图像进行比较,得到最小距离的特征向量即为识别得到的图像,同时设阈值 P ,当得到的最小距离大于阈值 P 时,可得出图像库中没有该图像。

与主元分析 (PCA) 方法相比,ICA 具有更好的分离效果。PCA 方法只是使得分解出的各分量互相正交只考虑了信号的二阶统计特性;而独立分量分析 (ICA) 使得分解出来的各分量不仅互不相关而且统计独立考虑了信号的高阶统计特性。图 3 便展示了分别用 PCA 和 ICA 方法提取出的特征耳(前 3 个成分)图像和独立耳(独立基图像)图像。从左到右第一组为用 PCA 方法提取出的特征耳,第二组为用 ICA 方法提取出的独立耳。



图 3 两种方法提取出的图像

3 试验结果及分析

试验中分别在 Informatics, Technical University of Madrid, Spain (西班牙马德里信息技术大学) 的人耳库和我课题组拍摄的人耳库上进行了 PCA 与 ICA 识别方法的对比实验。其中 Informatics, Technical University of Madrid, Spain 的人耳库是相对标准的人耳图像库,光线与角度几乎没有变化,库中含有 17 个人,每人 6 幅人耳灰度图像,共 102 幅人耳图像样本,图像大小为 384×288 像素。图 4 为部分人耳图像示例。

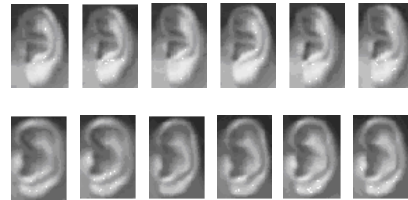


图 4 人耳库图像示例(这里示例了两个人的图像,每人 6 幅)

为了反映光照条件与拍摄角度变化对识别效果的影响,本课题组拍摄了一组光照条件与拍摄角度均有较大变化的人耳图像样本库,该库包括 65 个人,每人 4 幅人耳图像,共 260 幅人耳图像样本。如图 5 所示,第 1 幅图像与第 4 幅图像均为耳的正面图像,但光照条件变化较大,第 2 幅图像和第 3 幅图像与第 1 幅图像光照条件相同,但分别相对于第一幅图像旋转 $+30^\circ$ 和 -30° 。该库人耳图像的大小为 300×400 像素。

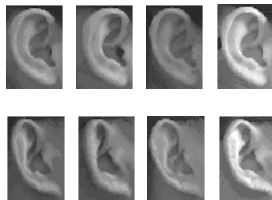


图5 本课题组人耳库图像示例(示例了两个人的图像每人4幅)

实验中取每个人的前3幅图像构成训练样本集,剩余的构成测试样本集。为了便于计算我们把图像统一归一化为60*40大小,采用了最近距离分类器。分别对两个人耳库进行了PCA和ICA实验,表1给出了试验结果。

表1 试验结果

采用方法	西班牙马德里信息技术大学人耳库		我课题组人耳库	
	识别率(100%)	识别时间 s	识别率(100%)	识别时间 s
PCA	82.35	0.079	76.92	0.261
ICA	94.12	0.115	84.62	0.306

由表1可以看出:在对相对标准的西班牙马德里信息技术大学人耳图像库所进行的识别实验中,ICA方法的识别率为94.12%。远高于相同条件下PCA方法的识别率:82.35%,由此可见,ICA提取特征的方法远远优于PCA的方法。在对我课题组拍摄的光照条件与拍摄角度均有较大变化的人耳库进行的识别实验中,ICA方法的识别率仍可达到:84.62%,而PCA方法的识别率却只有76.92%,并且在光照条件与拍摄角度变化较大的情况下ICA方法的识别率84.62%仍然高于PCA方法在相对标准人耳图像库上的识别率82.35%,由此可见,ICA提取特征的方法明显优于PCA特征提取的方法。这在我们的对比实验中得到了很好的验证。

(上接第166页)

其中 $P(+x, +x, -x)$ 为3个粒子和一个附属态组成的Hilbert空间的投影,在这 R_{1i} 在 $+x$ 轴上测量, C_1 在 $+x$ 轴上测量, C_2 在 $-x$ 轴上测量。其它的同样定义。如果将方程(5)用 $|0\rangle, |1\rangle$ 为基底,相关的向量投影操作符为

$$\frac{1}{\sqrt{2}}(|000\rangle_3 - |111\rangle_3), \frac{1}{\sqrt{2}}(|100\rangle_3 - |011\rangle_3) \quad (6)$$

$$\frac{1}{\sqrt{2}}(|010\rangle_3 - |101\rangle_3), \frac{1}{\sqrt{2}}(|110\rangle_3 - |001\rangle_3)$$

作用在 $|\Psi\rangle$ 上,作者发现其结果为0。

现在假设 R_{1i} 在 x 轴上测量, C_1 在 y 轴上测量, C_2 在 y 轴上测量。为了没有错误引入,表达形式必须是

$$P(C_2 = -y | R_{1i} = \pm x, C_1 = \pm y) = 1, \quad (7)$$

$$P(C_2 = +y | R_{1i} = \pm x, C_1 = \mp y) = 1,$$

在这个表达式中

$$P(+x, +y, +y | \Psi) = 0, P(-x, -y, +y | \Psi) = 0 \quad (8)$$

$$P(+x, -y, -y | \Psi) = 0, P(-x, +y, -y | \Psi) = 0$$

如方程(8),上面的表达形式可表示为与这些向量的投影算符:

$$\frac{1}{\sqrt{2}}(|000\rangle_3 - |111\rangle_3), \frac{1}{\sqrt{2}}(|100\rangle_3 - |011\rangle_3), \quad (9)$$

$$\frac{1}{\sqrt{2}}(|010\rangle_3 + |101\rangle_3), \frac{1}{\sqrt{2}}(|110\rangle_3 + |001\rangle_3),$$

使 $|\Psi\rangle$ 湮灭。

到目前为止,有6个向量使得 $|\Psi\rangle$ 必须是正交化的。当 R_{1i} 在 y 轴上测量, C_1 在 x 轴上测量, C_2 在 y 轴上测量时,如果没有任何错误引入,第7个向量 $\frac{1}{\sqrt{2}}(|100\rangle_3 + |011\rangle_3)$ 将会出现。 $|\Psi\rangle$

由图3也可以明显看出:实验中用PCA方法提取出的特征耳轮廓相对清晰,而ICA方法提取出的人耳独立基图像则趋于表示人耳的局部特征。用PCA提取的特征耳图像只是基于原人耳图像像素两两之间的二阶统计特性,然而在人耳识别中识别所需要的重要信息可能包含像素间的高阶统计关系,因此采用ICA对这些高阶信息敏感的特征能获得更好的识别效果。ICA是PCA从二阶统计特性分析向高阶统计特性分析的拓展,可见它可以利用隐藏在更多人耳图像之间的统计信息,同时具备很好的局部特征表征能力。

4 结论

本文提出了一种基于ICA的人耳识别方法,通过对比试验证明该方法明显优于常用的PCA识别方法,特别是对于人耳角度和光照条件变化较大的人耳库,仍能获得较高的识别率。是一种十分有效的识别方法。

参考文献

- 1 Rinen A H, Oja E. Independent Component Analysis: Algorithms and Applications[J]. Neural Networks, 2001, 13(4/5): 411-430.
- 2 Bartlett M S, Movellan J R, Sejnowski T J. Face Recognition by Independent Component Analysis[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(6): 1450-1464.
- 3 Kwak N, Chong-Ho Choi, Ahuja N. Face Recognition Using Feature Extraction Based on Independent Component Analysis[C]. Proc. of IEEE International Conference on Image Processing, New York, USA, 2002.
- 4 王明祥, 莫玉龙. 基于独立分量分析和神经网络的人脸识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(5): 4-6.

必须是这样的表达形式: $|\Psi\rangle = \frac{1}{\sqrt{2}}(|000\rangle_3 + |111\rangle_3)|R_{\xi}\rangle$, 一个GHZ

和一个附属态的乘积,所以证明纠缠态在密码共享中没有引入任何的错误,传输的数据没有被窃听。Eve如果参与了3方的通信,要获得有用信息,必然要不断地引入错误,不能表示为一组GHZ和一个附属态的乘积,所以Eve必被发现。

3 结论

本文提出了在多用户、多控制中心、远距离的网络环境下,基于3个粒子的最大纠缠态GHZ新的量子密钥传送方案,有效地防止分流窃听、拦截、发送、伪装等攻击手段,提高了安全性。

参考文献

- 1 Charles H B, Brassard G. Quantum Cryptography, Public Key Distribution and Coin Tossing[C]. Proceedings of 1984 IEEE International Conference on Computers, Systems and Signal, 1984: 175-179.
- 2 Ekert A K. Quantum Cryptography Based on Bell's Theorem[J]. Phys. Rev. Lett., 1991, 67(6): 661-663.
- 3 Bennet C H. Quantum Cryptography Using any Two Nonorthogonal States[J]. Phys. Rev. Lett., 1992, 68(21): 121-124.
- 4 Hillery M, Buzek V, Berthiaume A. Quantum Secret Sharing[J]. Phys. Rev. A, 1999, 59(3): 1829-1834.
- 5 Li X, Gui L L, Deng F G, et al. Efficient Multiparty Quantum-secret-sharing Schemes[J]. Phys. Rev A, 2004, 69(5): 052307.

