

文章编号:1001-9081(2007)08-2038-03

基于 CGA 和 ICA 的人脸特征提取方法研究

吴建华, 李娜, 李静辉, 陈岚峰
(东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110004)
(wujianhua@mail.neu.edu.cn)

摘要:独立分量分析方法是一种有效的人脸特征提取方法。为了提高独立分量分析法表征人脸特征空间的能力,采用遗传算法对特征空间进行选择优化,获得最优的人脸特征子集。针对遗传算法的随机初始化个体分布不均匀性问题,采用混沌种群生成算法,使遗传算法的搜索更具有全局性。仿真实验表明,该方法的识别率明显优于单一独立分量分析方法。

关键词:快速独立分量分析;遗传算法;人脸识别;混沌

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Face feature extraction method based on CGA and ICA

WU Jian-hua, LI Na, LI Jing-hui, CHEN Lan-feng

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China)

Abstract: Independent Component Analysis (ICA) was presented as an efficient face feature extraction method. In order to improve the ability of ICA, a Genetic Algorithm (GA) was used to select optimal Independent Components (ICs) and reconstruct new feature space. Projecting image into new feature space can get the projecting coefficients as its feature. In order to avoid the initial population's asymmetry and make the search more global-oriented, the chaos was applied to the initial population of GA (CGA). Experimental results show that the CGA-ICA method performs better than ICA method.

Key words: Fast Independent Component Analysis (FastICA); Genetic Algorithm (GA); face recognition; chaos

0 引言

人脸识别的关键问题之一是如何有效地选取人脸特征提取方法。独立分量分析 (Independent Component Analysis, ICA) 是一种基于高阶统计量的分析方法,具有较好的局部表征能力,而且在应用中以非高斯分布为前提,更符合自然数据的分布,因此适合作为 人脸的特征提取方法^[1,2]。由于 ICA 运算量大,不易收敛,文献[3]对 ICA 算法作了改进,提出了快速 ICA (FastICA) 算法,该算法的优点是基于定点迭代,收敛快,计算量小。

针对 ICA 建立的特征空间各分量之间存在无序性的问题,本文在应用 FastICA 方法的基础上,使用遗传算法对特征空间进行选择优化,选取一组最能表征图像特征的独立分量构成新的人脸特征子集。优化过程中,遗传算法的初始种群在很大程度上会影响染色体的进化结果,从而影响优化特征空间,本文使用了混沌种群生成算法产生遗传算法的初始化个体,提高初始种群个体之间的差异性。为了验证本文方法的有效性,利用两个标准的人脸数据库 ORL 和 Yale 图像进行仿真实验。

1 FastICA 的特征提取方法

1.1 独立分量分析的原理

独立分量分析最初是对盲信号的分离。对于一组盲源信号 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}^T$, 有 m 路观测信号 $X = \{x_1, x_2, \dots,$

$x_m\}^T$, 每一路都是一维行向量的形式。存在系数(混合)矩阵 A_{mn} , 使得独立源信号 S 与观测信号 X 可以用线性关系来表示:

$$X = AS \tag{1}$$

存在解混矩阵 W , 使得到的输出 Y 最佳的估计出 S 。

$$Y = WX = WAS \approx S \tag{2}$$

其中 $WA = I, I$ 为单位阵。

独立分量分析的过程如图 1 所示。

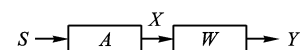


图 1 独立分量分析的过程

独立源信号之间是独立、不相关的,并且没有顺序关系。与主成分分析方法相比,ICA 方法用于人脸图像的特征提取时,能够取得比较高的识别率,但是需要的运算量远大于主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 方法,这使得 ICA 方法的应用受到限制。FastICA 对求取分离矩阵 W 做了重大改进。

1.2 FastICA 算法

FastICA 方法是基于负熵最大化算法,是目前效率较高,应用较广泛的一种 ICA 算法。FastICA 算法分为两步:

1) 对图像进行球化处理。FastICA 要求观测信号之间是不相关的,这样需要对图像观测信号进行去均值和白化处理。

均值 $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$, 使用式(3)对图像进行零均值处理后得到 X_i' :

收稿日期:2007-01-31;修回日期:2007-04-20。

作者简介:吴建华(1953-),女,辽宁阜新人,教授,主要研究方向:生物特征识别、数字信号处理;李娜(1981-),女,辽宁法库人,硕士,主要研究方向:人脸识别、图形图像处理;李静辉(1981-),女,辽宁康平人,硕士,主要研究方向:虹膜识别、图形图像处理;陈岚峰(1979-),男,辽宁沈阳人,硕士,主要研究方向:数字信号处理。

$$X_i' = X_i - \bar{X} \tag{3}$$

白化处理可以使用不同的方法实现,本文使用 PCA 的方法对观测信号进行白化处理。对观测信号进行主分量分析,得到特征值矩阵 E 和特征向量矩阵 D ,使用式(4)得到白化后的观测矩阵 X'' :

$$X'' = ED^{1/2}E^T X' \tag{4}$$

这样把白化后的矩阵作为新的观测矩阵。

2) 求出分离矩阵 W ,使得到的源信号的估计阵 Y 有相互独立、不相关的分量。 Y 的每一路行向量都是独立分量。FastICA 的算法^[5]过程如下:

(1) 初始化权重 $W(k)$,令 $k = 0, \|w(0)\| = 1$ 。

(2) 根据式(5)计算出下一步权值:

$$w_{k+1} = w_k - [E\{Xg(w_k^T X)\} - \beta w_k] / [E\{g'(w_k^T X)\} - \beta] \tag{5}$$

(3) 对权值进行归一化处理,如下所示:

$$w_{k+1} = w_{k+1} / \|w_{k+1}\|$$

(4) 如果 w 收敛的话,停止;否则,令 $k = k + 1$,转到(2)继续训练权值。

根据式(2)计算出独立源 Y ,把它作为人脸的特征空间。对于一未知的图像 f_i 都可以用源信号线性表示出来。

$$f_i = a_{i1}y_1 + a_{i2}y_2 + \dots + a_{in}y_n \tag{6}$$

这样对于任一张图像 f_i 都可以在特征空间里线性表示出来。把 $\{a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{in}\}$ 这组数作为图像的特征,用它判别图像归属的类。

针对 FastICA 建立的特征空间的无序性问题,本文使用遗传算法对独立基分量进行选择优化,构造出新的独立基空间。

2 CGA 优化 fastICA 的方法

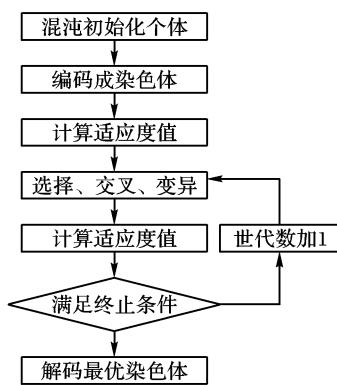


图2 遗传算法优化流程

遗传算法是一种模拟生物进化过程的优化方法。它能在有限代数的进化过程中,在全局解空间内自动进行搜索得到最优解或是次优解。它可以通过编码技术,将具体的问题抽象处理,仅对编码串进行操作,在进化过程中以适应度作为标准,从而避开了问题的复杂优化判别准则。遗传算法对初始种群最初是采用一种随机方式产生的,这些个体在解空间内分布可能不均匀,为了使遗传算法能在解空间内更好地进行全局搜索,提出一种新的随机个体产生方法。混沌^[8]具有随机性、遍历性和规律性,用它产生初始种群会提高遗传算法的效率,使遗传算法的初始种群不再随机产生,而是由混沌产生。混沌是一种非线性的映射,它看似随机的过程,实质是

一种有着内在机制的运动过程。本文采用 logistic 映射表示混沌的系统。

$$X(k + 1) = \mu X(k) \times (1 - X(k)) \tag{7}$$

当 $\mu = 4$ 时,这个系统是一个完全混沌系统,它没有稳定解,而且是一个满映射的过程。这些特性能够提高遗传算法初始种群的差异性。遗传算法优化独立基空间的过程如图 2 所示。

选取个体归属类的正确率作为适应度函数。

$$f = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \delta_i(i, \omega_i) \tag{8}$$

$\delta_i(i, \omega_i) = 1$ 表示第 i 个人被正确地分为 ω_i 类; $\delta_i(i, \omega_i) = 0$ 表示第 i 个人没有被正确地划分为 ω_i 类。

3 实验

实验中使用两个标准的人脸数据库 ORL 和 Yale。其中 ORL 中包括了 40 个人,每一个人有 10 张图像。这个数据库中图像包括光照变化、姿势变化、饰物遮挡、年龄变化等。Yale 数据库中包括了 15 个人、每个人 11 张图像。这些图像也包括了灯光、饰物、姿势、表情等变化。本文算法使用 Matlab 编程。实验步骤如下:

步骤 1:由于人脸图像在拍摄的过程中容易受到光照等影响而出现灰度不均等问题。为了去除图像的这些干扰,先对图像进行灰度均衡化处理。人脸图像矩阵的维数一般都很高,这样直接进行分析、处理计算量很大,还有图像姿势的变化和噪声主要分布在图像的高频部分。小波是一种时频分析方法,本文采用二级小波分解的方法对图像进行处理,取其低频子带图像。经过小波预处理后的图像去除了图像的高频分量,同时达到降维目的。经过上述预处理后库中部分人脸样本如图 3 所示。

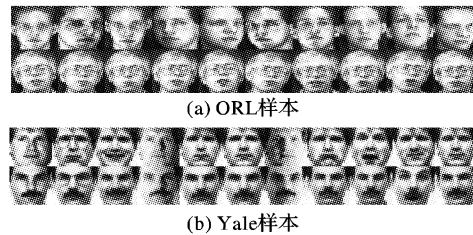


图3 预处理后库中部分人脸样本

在 ORL 库中的原图像大小是 112×92 ,经过预处理后图像大小为 28×23 。在 Yale 库中图像大小为 100×100 ,经过预处理后图像的大小为 25×25 。

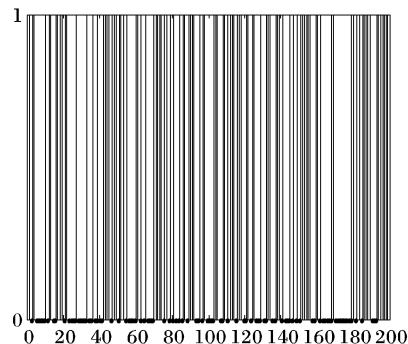


图4 ORL 数据库中的最优个体

步骤 2:用 FastICA 提取特征后,使用遗传算法对其特征空间进行选择优化,优化后最优个体的结果如图 4、5 所示。

可以看出,经过遗传算法选择的特征空间得到了明显的缩减。所选择的独立分量没有明显的规律,并不是与 PCA 方法一样选择主分量,这主要是由于独立分量之间没有次序关系造成的。

步骤3:使用优化后的独立基作为特征空间,在不同的数据库上进行识别实验。对两个数据库(ORL 和 Yale),用本文的特征提取方法和 ICA 方法在两种不同的分类器下进行实验,结果如表 1 所示。可以看出,本文方法的识别率要好于 ICA 方法,并且独立基空间得到了缩减,使识别过程得到了简化。

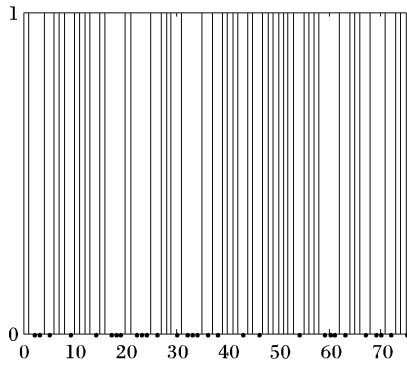


图 5 Yale 数据库中得到的最优个体

表 1 5 个训练样本的识别结果

特征提取方法	数据库	训练样本	测试样本总数	独立分量个数(ICs)	欧氏距离识别率	余弦距离识别率
ICA	ORL	5	200	200	177/200	179/200
CGA + ICA	ORL	5	200	105	184/200	188/200
ICA	Yale	5	90	75	83/90	82/90
CGA + ICA	Yale	5	90	43	84/90	85/90

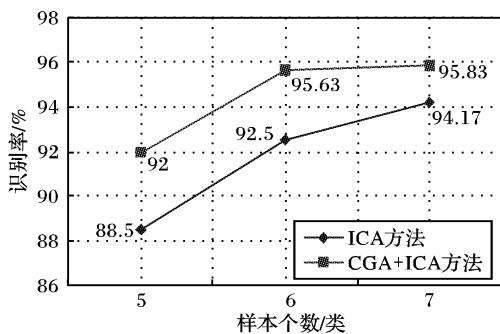


图 6 对 ORL 数据库用欧氏距离进行识别的识别率曲线

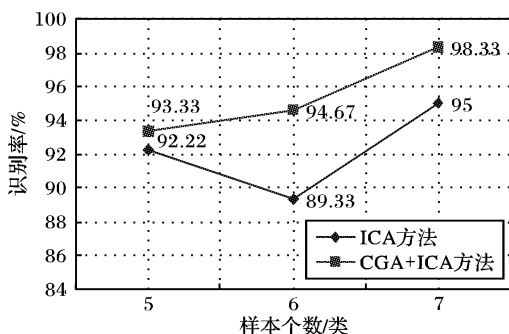


图 7 对 Yale 数据库使用欧氏距离进行识别的识别率曲线
为了进一步验证本文方法的有效性,使用不同的测试样

本对两个数据库进行实验,实验结果如图 6~9 所示。

从图 6~9 可以看出,本文方法的识别率明显高于 ICA 方法。虽然本文方法和 ICA 方法都出现了样本个数增多识别率反而下降的现象,但是本文方法的识别率下降幅度明显低于 ICA 方法。出现这种现象的原因正在进一步的研究中。从整个实验结果可以看出,本文方法的识别率与鲁棒性均优于 ICA 方法。

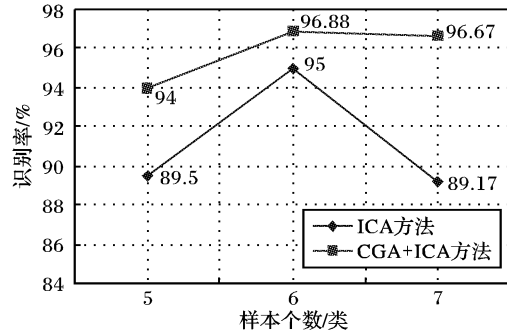


图 8 对 ORL 数据库使用余弦距离进行识别的识别率曲线

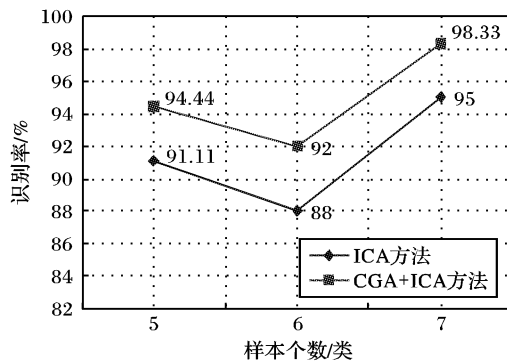


图 9 对 Yale 数据库使用余弦距离进行识别的识别率曲线

4 结语

本文提出 CGA + ICA 的方法与传统的 ICA 方法相比,选取的独立分量个数减少,识别率提高,而且对于差异较大的样本具有一定的鲁棒性。下一步的工作是将此方法用于自建人脸库的研究。

参考文献:

- [1] 丁佩律,梅剑锋,张立明,等. 独立分量分析的人脸自动识别方法研究[J]. 红外与毫米波学报, 2001, 20(5): 362 - 365.
- [2] 尹克重,龚卫国,李伟红,等. 基于独立成分分析的人脸识别研究[J]. 计算机应用, 2005, 25(6): 1324 - 1326.
- [3] HYVÄRINEN A, OJA E. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis[J]. Neural Computation, 1997, 9(7): 1483 - 1492.
- [4] YUEN P C, LAIJ H. Face representation using independent component analysis[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(3): 545 - 553.
- [5] PIERRE C. Independent component analysis, a new concept?[J]. Signal Processing, 1994, 36(3): 287 - 314.
- [6] May RM. Simple mathematical models with very complicated dynamics[J]. Nature, 1976, 261(10): 459 - 467.
- [7] 王焱,刘景录,孙一康. 基于变尺度混沌优化策略的混合遗传法[J]. 控制与决策, 2002, 21(5): 1 - 5.
- [8] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 72 - 86.