

文章编号:1001-5078(2007)05-0478-03

一种基于改进主成分分析的人脸识别方法

苑玮琦, 于清澄

(沈阳工业大学视觉检测技术研究室, 辽宁 沈阳 110023)

摘要:提出一种主成分分析(PCA)和遗传算法(GA)相结合的人脸识别方法。利用遗传算法进行特征矢量的选择,以构成最有利于分类的特征空间。通过对 ORL 和 Yale 两个人脸数据库的实验结果,表明 PCA 和 GA 相结合的人脸识别算法优于传统的 PCA 人脸识别算法。

关键词:人脸识别;主成分分析;遗传算法

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A

Face Recognition Based on PCA and GA

YUAN Wei-qi, YU Qing-cheng

(Computer Vision Group, Shenyang University of Technology, Shenyang 110023, China)

Abstract: This paper proposed a face recognition method based on principal component analysis (PCA) and genetic algorithm (GA). GA is applied to get the optimal eigenvectors. The ORL and Yale face database was used to test the proposed method, the experiment results shows that the method is superior to the PCA method.

Key words: face recognition; principle component analysis; genetic algorithm

1 引言

人脸识别是一个具有广阔的应用前景和挑战性的研究课题,与指纹、视网膜、虹膜、基因等其他人体生物特征识别系统相比,人脸识别系统以其直接、友好、方便等特点更容易被用户所接受,成为近年来模式识别领域中的研究热点。前人提出了许多人脸识别的方法,其中主成分分析(PCA)法一直受到人们的关注。SIROVICH 和 KIRBY^[1] 首先采用 PCA 算法来表示人脸,而 TURK 和 PFENTLAND^[2] 提出了一个著名的人脸识别算法,称为“特征脸”。传统的基于 PCA 的特征脸法,选择那些较大特征值所对应的特征矢量用于识别,即主分量特征;也有人提出应选择较小的特征值所对应的特征矢量,即次分量特征;还有人认为应按照 $\lambda_1 + \frac{1}{\lambda_1} \geq \lambda_2 + \frac{1}{\lambda_2} \dots$ 的顺序来选取所对应的特征矢量^[3]。这些方法都是采取事先确定的方式去选取特征空间。本文采用遗传算法对 PCA 算法进行优化,通过对 2^{P-1} 种选择方案的搜索来自动得到特征矢量集合中的一个最优子集,用于构造特征空间,最后采用最近邻判决准则进行分类识别。运用该方法在两个标准的数据库 ORL 和 Yale 上进行了实验,结果证明本文方法比传统的 PCA 法的效果要好。

2 图像预处理

人脸图像在拍摄的过程中容易受到光照的影响,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。原始图像矩阵的维数一般都很高,这样直接进行运算计算量很大,并且人脸图像的姿态变化和噪声主要分布在图像的高频部分。本文采用二级小波分解的方法对图像进行预处理,取其低频子带图像,这样预处理后的图像去除了高频噪声分量,并且达到了降维目的,加快了运算速度。经过上述预处理后库中部分人脸样本如图 1 所示。

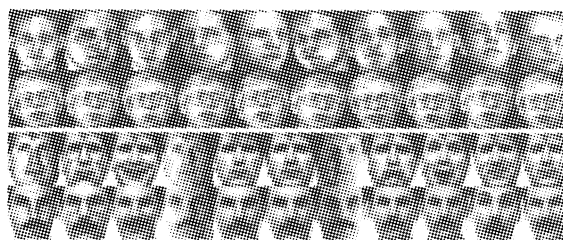


图1 部分人脸样本
上两行为 ORL 人脸样本;下两行为 Yale 人脸样本

作者简介:苑玮琦(1960-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为图像处理,计算机视觉检测。

收稿日期:2006-10-25;**修订日期:**2006-11-24

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 。Yale 库中原图像大小为 100×100 , 经过预处理后图像的大小为 25×25 。

3 PCA 算法原理

PCA 是模式识别中一种有效的特征提取方法。其目的是用较少数量的特征对样本进行描述, 降低特征空间的维数, 同时又能保留所需要的识别信息。下面介绍 PCA 应用于人脸识别的基本原理。

有 M 幅大小为 $l \times h$ 的人脸图像作为训练样本, 每幅图像都以列串联的方式可表示成 M 个列向量, X_i 为第 i 幅人脸图像形成的列向量, μ 为训练样本的平均向量, $\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X_i$, 则训练样本的协方差矩阵为:

$$C = \sum_{i=1}^M (X_i - \mu)(X_i - \mu)^T = AA^T \quad (1)$$

其中, $A = [X_1 - \mu, X_2 - \mu, \dots, X_M - \mu]$

存在一组正交矩阵 U 和 V , 使得:

$$A^T A V = \lambda V \quad (2)$$

式(2)的左右两边同时乘以 A , 则变为 $A(A^T A)V = \lambda A V$ 。

令 $U = AV$, U 为特征脸空间。令每一张人脸列向量映射到特征脸空间得到映射权值 Φ_i 。其中 Φ_i 可以看成是人脸图像 X_i 的特征。

$$\Phi_i = U^T (X_i - \mu) \quad (3)$$

按照公式(3)把训练样本图像经过处理后得到的特征, 构成训练样本的特征并存储到特征数据库中。测试样本同样使用公式(3)的方法也得到了一组特征与特征数据库中的特征进行匹配, 最终得到识别结果。

4 遗传算法在特征空间选取中的应用

遗传算法是模拟生物在自然环境中的遗传和进化过程, 而形成的一种自适应全局优化的搜索算法^[4]。它是通过模拟达尔文“优胜劣汰、适者生存”的原理来鼓励产生好的结构, 并通过模仿孟德尔遗传变异理论在迭代过程中保持已有结构, 同时寻找更好的结构。与传统的优化算法相比, 遗传算法有诸多优势之处。首先, 寻优过程不直接作用在变量上, 而是作用在变量的编码上; 其次, 寻优过程是从一组解迭代到另一组解, 而不是从一个解到另一个解。这样既可以防止局部收敛, 又具有快速到达最优解的范围的能力; 第三, 对搜索空间无任何特殊要求, 只利用适应度信息, 不需要导数等其他辅助信息。因此遗传算法具有很好的全局优化性能和稳定性^[5]。

本文将遗传算法应用于人脸识别的特征提取中, 自动得到特征向量集合的一个最优子集, 构造新的特征空间。遗传算法优化特征空间的流程图如图

2 所示。

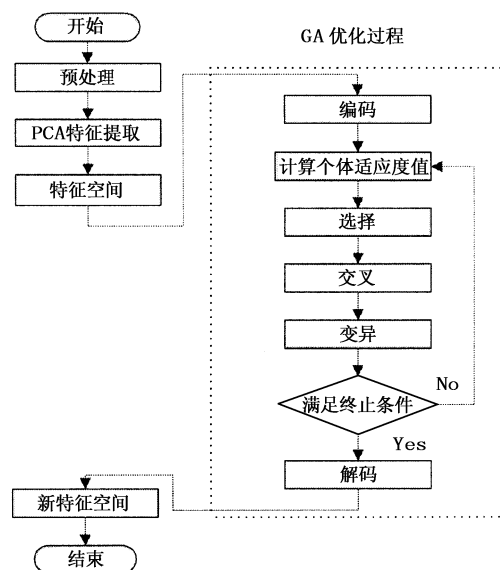


图2 遗传算法优化特征空间的流程图

图2 为使用遗传算法对特征空间进行优化选择的过程。针对于特征空间优化选择的问题, 个体采用自然二进制的编码方案。染色体的基因位直接对应着特征空间上相应位置的列向量, 染色体的长度对应特征空间列向量的个数。种群大小 N 一般选取为 $10 \sim 50$, 本文采用 $N = 20$ 。遗传算法采用最小化目标函数, 这样个体的适应度值越小, 被保留到下一代的机会就越大。适应度函数如下:

$$f = 1 - \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \delta_i \quad (\delta_i = 0, 1) \quad (4)$$

此处 0 表示第 i 幅图像没有被正确识别, 1 表示第 i 幅图像被正确识别。

遗传算法运行中用到了两个终止条件: 一个是适应度函数的终止条件, 这里选择的是最小化问题, 这样终止条件是适应度函数值小于 $1E-6$; 另外一个终止条件是设定的进化代数, 这里设定进化到 100 代就停止遗传操作。表 1 为实验中使用到的参数。

表 1 实验中使用的参数

类型	参数
交叉概率 P_c	0.83
变异概率 P_m	0.01
种群大小 P	20
世代数 G	100
染色体长度 L	200

经过遗传优化操作后, 最优个体解码得到的最优特征空间作为新的特征空间, 与原特征空间相比, 特征向量的个数得到了明显的约简。遗传优化前后的特征向量个数对比如表 2 所示。

表2 遗传优化前后的特征向量个数对比

数据库类型	类数	原特征空间	新特征空间
ORL 数据库 (5个样本/类)	40	200	110
Yale 数据库 (7个样本/类)	15	105	59

从表2可以看出经遗传算法优化后,特征向量的个数得到了明显的缩减,这样人脸图像映射到这个新的特征空间内,就可以使用较少的数据表征出它的特征,这使识别运算过程中的分类速度有了很大的提高。

识别过程中本文采用余弦距离分类器对人脸图像进行分类识别。余弦距离公式如下:

$$\cos(a, b) = \frac{\langle a, b \rangle}{\|a\| \times \|b\|} \quad (6)$$

其中, $\| \cdot \|$ 表示范数。

5 实验结果与分析

实验中采用两个标准的人脸数据库(ORL 和 Yale faces),其中 ORL 中包括了 40 类人,每一个人有 10 张图像,库中图像包括了光照、姿势的变化,饰物的遮挡,年龄的变化等。Yale faces 数据库中包括了 15 类人,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。实验中使用的两个数据库中的部分样本如图 1 所示。

实验中分别采用本文提出的 PCA + GA 方法和传统 PCA 方法进行特征分量提取,然后采用余弦距离分类器对人脸特征进行识别,并对两种方法的识别率进行了对比,如图 3 和图 4 所示。图中黑色代表的是传统 PCA 算法的识别率,浅色代表的是本文算法 PCA + GA 的识别率。

从图 3 和图 4 中可以看出,在 ORL 和 Yale 数据库下,对于选择的不同的样本个数,本文算法的识别率均高于传统 PCA 算法的识别率。

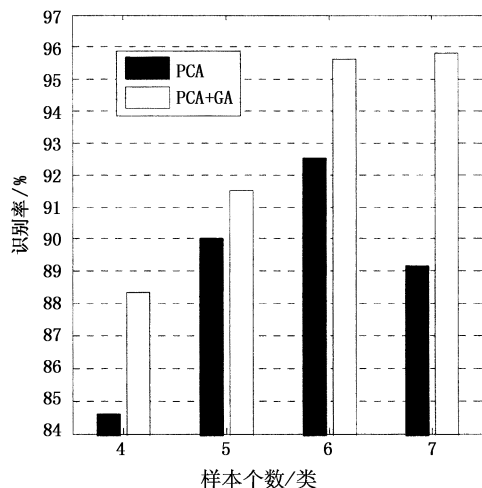


图3 ORL数据库下两种方法的识别率对比

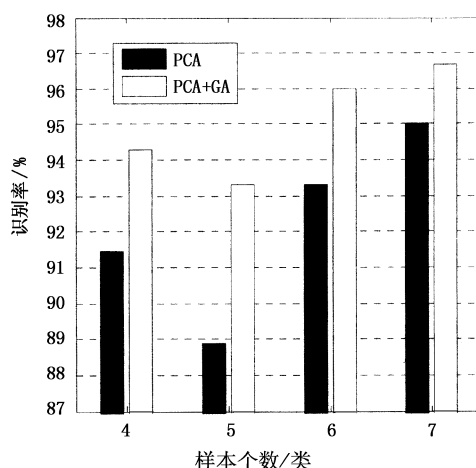


图4 Yale数据库下两种方法的识别率对比

一般情况下,当使用的样本数增多的时候,识别率应该提高。但在有些情况下,引入的新样本与其他样本的差异很大,造成在特征选取时,新样本的影响起到了主要的作用,而测试样本与新样本之间的距离很大,使识别结果出现了误判。从图3可以看出,传统方法在7个样本的识别率明显低于6个样本的识别率,但本文方法在这种情况下,识别率没有下降。从图4可以看出,传统方法在使用5个样本的识别率要明显的低于4个样本的识别率,虽然本文方法也出现了识别率下降的问题,但是从图中可以看到本文方法的下降幅度明显小于传统方法,证明了本文方法的鲁棒性要好于传统方法。综合上述实验结果,本文方法在识别率和鲁棒性上都明显地好于传统方法。

6 结论

本文提出了一种PCA和GA相结合的人脸识别方法,与传统的PCA方法相比,选取的特征向量个数明显减少,提高了算法的运算速度。并且从实验结果中可以看出,识别率得到提高,对差异较大的样本具有一定的鲁棒性。

参考文献:

- [1] Sirovich L, Kirby M. Low-dimensional procedure for the characterization of human faces [J]. Opt. Soc. Amer. A, 1987, 4(3): 519-524.
- [2] M Turk, A Pentland. Face recognition using eigenfaces [J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 72-86.
- [3] 彭辉, 张长水, 荣钢, 等. 基于K-L变换的人脸自动识别方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 1997, 37(3): 67-70.
- [4] 孟庆春, 贾培发. 关于Genetic算法的研究及应用现状[J]. 清华大学学报(自然科学版), 1995, 35(5): 64-68.
- [5] 王煦法. 遗传算法及其应用[J]. 小型微型计算机系统, 1995, 6(2): 124-129.