PCA 类内平均脸法在人脸识别中的应用研究*

何国辉, 甘俊英
(五邑大学 信息学院, 广东 江门 529020)

摘　要: 人脸识别是生物特征识别技术中一个非常活跃的课题, 取得了很多研究成果。统计主元分析法(Principal Components Analysis, PCA) 是人脸特征提取和识别的常用方法之一。结合传统 PCA 算法的特点, 提出了一种用类内平均脸对类内样本进行规范化的方法。该方法有效地增加了类间样本的识别距离、有效地缩小了类内样本的识别距离, 从而提高了人脸正确识别率。基于 ORL 人脸数据库的实验结果表明, 该方法正确识别率达到 98%, 在人脸识别的实际应用中是一种可行的方法。

关键词: 人脸识别; PCA 算法; 特征脸; 类内平均脸
中图法分类号: TP391.41　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1001-3695(2006)03-0165-02

Study for Within-Class Average Face Method Based on PCA in Face Recognition

HE Guo-hui, GAN Jun-ying
(School of Information, Wuyi University, Jiangmen Guangdong 529020, China)

Abstract: Face recognition is an active subject in the area of biometrical recognition technology, and lots of achievements have been obtained. Principal Components Analysis (PCA) is a basic method widely used in face feature extraction and recognition. In this paper, combined with the characteristics of traditional PCA, a method based on normalization of within-class average face image is presented, in which the classification distance of between-class samples is enlarged, while the classification distance of within-class samples is reduced. Thus face correct recognition rate is improved. Experimental results on ORL face database show that the method discussed has reached 98% of correct recognition rate, and is feasible in practical applications of face recognition.

Key words: Face Recognition; PCA; Eigenface; Within-Class Average Face

生物特征识别技术在身份认证中发展十分迅速, 得到了人们的广泛关注, 而人脸识别是生物特征识别技术中一个活跃的研究领域。人脸识别主要包括人脸检测与定位、人脸特征提取与识别。前者是在输入图像中找到人脸及其位置, 并把它从背景中分割出来; 后者则对检测与定位的人脸图像实现预处理后, 进行人脸特征提取与识别。人脸识别由于表情、位置、方向与光照的变化使得人脸特征提取十分困难[1~6]。这是目前人脸识别的难点所在。人脸识别方法主要包括几何特征法、特征脸(Eigenface) 法、神经网络法、局部特征分析法、弹性匹配法等[2]。特征脸法是一种基于人脸全局特征的识别方法。所谓人脸全局特征是指所提取的特征与整幅人脸图像甚至与整个训练样本集相关, 这种特征未必具有明确的物理意义, 但却适合于分类。PCA(Principal Components Analysis) 算法正是一种基于人脸全局特征的较有效的特征提取法, 已经解决了部分实际问题。但 PCA 特征用于识别时正确识别率还有待进一步提高。本文提出的方法以 PCA 算法为基础, 对每一类训练样本求类内平均脸, 并用类内平均脸对类内的训练样本进行规范化处理。这样既有效地扩大了类间样本的差别、又有效地缩小了类内样本的差别。基于 ORL 人脸数据库的实验结果表明, 该算法正确识别率达到 98%。

收稿日期: 2004-12-31; 修返日期: 2005-04-08
基金项目: 广东省自然科学基金资助项目(032356); 江门市科技攻门项目(江财企[2004]59 号)

1　PCA 算法

在人脸识别中, 获取的输入图像一般用一个高维矩阵来表示。在进行特征提取与识别时, 通常将二维矩阵转换成一维列向量。此时, 识别向量维数很高, 数据量庞大, 直接对该高维列向量进行处理十分困难, 必须首先进行降维。PCA 算法是一种特征压缩的降维方法。下面对 PCA 算法加以探讨[1]。

设 n 维随机输入向量 x 的相关矩阵用 Q 表示, 即 $Q = E[xx^T]$。其特征值按降序排列, 即 $\lambda_1 > \lambda_2 > \cdots > \lambda_j > \cdots > \lambda_n$ 对应的特征向量分别为 $w_1, w_2, \cdots, w_n$。因此

$$Qw_j = \lambda_j w_j, \quad j = 1, 2, \cdots, n \tag{1}$$

统计主元分析的目的是寻求正交矩阵 W, 使得 W 对 x 变换后的矩阵为对角矩阵。可以证明: $W = [w_1, w_2, \cdots, w_n]^T$, $W \in R^{n\times n}$, 且 $w_i w_j^T = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases}$。由此可知

$$y_j = w_j^T x, \quad j = 1, 2, \cdots, n \tag{2}$$

其中, y_j 为向量 x 在单位向量 w_j 表示的主方向上的投影, 即为主元。

在人脸识别中, 人脸图像样本集构成协方差矩阵。该协方

差矩阵的特征向量近似地表征了人脸图像,称为特征脸(Eigenface)。这些特征向量消除了各维之间的相关性,形成了一组互相正交的投影坐标基。通过选择协方差矩阵的 m 个较大特征值对应的特征向量,即可获得变换矩阵 $W=[w_1, w_2, \cdots, w_m]^T$,且 $W\in R^{m\times n}$,从而将高维向量 $x\in R^n$ 转换成低维向量 $y\in R^m$,同时,又保留了向量 x 的绝大多数特征信息。这里 $m<n$。显然,PCA 算法实现了从高维特征空间到低维特征空间的降维压缩处理。

2 PCA类内平均脸法

本文提出的 PCA 类内平均脸法主要是基于 PCA 算法的特点,其过程包括:训练样本特征向量的计算、训练样本投影到特征脸空间、测试样本投影到特征脸空间,以及分类识别。

2.1 训练样本特征向量的计算

设样本的维数为 n,共有 L 类,$N_1, N_2, \cdots, N_L$ 分别表示每一类训练样本的数目,N 为训练样本总数。第 c 类训练样本集合表示为 $X_C=\{x_1^c, x_2^c, \cdots, x_{NC}^c\}$,其中 $x_1^c\in R^n$,N_c 为第 c 类训练样本的个数。所有训练样本集合用 $X=\{X_1, X_2, \cdots, X_L\}$ 表示。

第 c 类训练样本的类内平均脸定义为

$$m_c=\frac{1}{N_c}\sum_{i=1}^{N_c}x_i^c,\quad c=1,2,\cdots,L \tag{3}$$

因此,对第 c 类训练样本进行规范化

$$v_i^c=x_i^c-m_c,\quad i=1,2,\cdots,N_c,\quad c=1,2,\cdots,L \tag{4}$$

此时,协方差矩阵定义为

$$Q=\sum_{i=1}^{N}v_iv_i^T \tag{5}$$

其中,v_i 表示训练样本的规范化向量,且 $Q\in R^{n\times n}$。从矩阵 Q 的特征值和特征向量中,取 m 个较大特征值对应的特征向量,即 w_i, $i=1,2,\cdots,m$,从而构成了特征脸空间 $W\in R^{m\times n}$,即 $W=[w_1, w_2, \cdots, m]^T$,其中 $m<n$。

2.2 训练样本投影到特征脸空间

为了使测试样本与训练样本具有可比性,必须用同一平均脸对它们进行规范化,为此必须计算所有训练样本的混合平均脸,即

$$m=\frac{1}{N}\sum_{c=1}^{L}\sum_{i=1}^{N_c}x_i^c \tag{6}$$

然后,对训练样本进行规范化

$$x_i^c\leftarrow x_i^c-m,\quad i=1,2,\cdots,N_c,\ c=1,2,\cdots,L \tag{7}$$

其中,$x_i^c\in R^n$。对于第 c 类任一训练样本 x_i^c,$x_i^c\in R^n$,投影到特征脸空间,即可获得训练样本的投影特征为

$$y_i^c=W^Tx_i^c,\ i=1,2,\cdots,N_c,\ c=1,2,\cdots,L \tag{8}$$

其中,$y_i^c=R^m$。

2.3 测试样本投影到特征脸空间

对任一测试样本 $x_{test}\in R^m$,首先用混合平均脸对它进行规范化,即 $x_{test}\leftarrow x_{test}-m$ (9)

然后投影到特征脸空间,得到它的投影特征 $y_{test}\in R^m$,即

$$y_{test}=W^Tx_{test} \tag{10}$$

2.4 分类识别

完成训练过程并获得了测试样本的投影特征后,就进行分类识别。本文采用欧氏距离进行分类。首先计算测试样本投影特征 y_{test} 与第 c 类训练样本 y_i^c 之间的欧氏距离[6],即

$$d(y_i^c, y_{test})=\|y_i^c-y_{test}\|_2=\left(\sum_{j=1}^{m}|y_{ij}^c-y_{test\cdot j}|^2\right)^{1/2},\ i=1,2,\cdots,N_c,\ c=1,2,\cdots,L,\ j=1,2,\cdots,m \tag{11}$$

其中,y_{ij}^c 表示第 c 类第 i 个训练样本的投影特征的第 j 个元素;$y_{test\cdot j}$ 表示任一测试样本投影特征的第 j 个元素。计算测试样本的投影特征与所有训练样本投影特征的欧氏距离,将测试样本判为与训练样本投影特征欧氏距离最小的样本所对应的类别。其判据为

$$d(y_i^{c^*}, y_{test})=\min_{1\le c\le L}\min_{1\le i\le N_c}d(y_i^c, y_{test}) \tag{12}$$

其中,即 c^* 为测试样本的类别。

3 实验结果及分析

3.1 实验结果

本文实验采用的是英国剑桥大学 Olivetti 研究所制作的 ORL(Olivetti Research Laboratory)人脸数据库。该数据库包括 40 个不同人、每人 10 幅图像,一共 400 幅。每幅原始图像 256 个灰度级,分辨率为 112 ×92。ORL 人脸图像是在不同时间、不同视角、各种表情(闭眼/睁眼、微笑/吃惊/生气/愤怒/高兴)和不同脸部细节(戴眼镜/没戴眼镜、有胡子/没胡子、不同发型)的条件下拍摄的。数据库中部分人脸图像如图 1 所示。

图 1 ORL 人脸数据库部分人脸图像

为了提高运算速度、降低图像维数,我们首先用双线性插值法将图像大小降为 22 ×18。双线性插值法是通过单位正方形的四个顶点的值来确定其内部各个点的值的方法,其算法为

$$f(x,y)=[f(1,0)-f(0,0)]x+[f(0,1)-f(0,0)]y+[f(1,1)+f(0,0)-f(0,1)-f(1,0)]xy+f(0,0) \tag{13}$$

其中,(x,y) 表示以 $(0,0)$, $(0,1)$, $(1,0)$, $(1,1)$ 为顶点的单位正方形内的任一点坐标,$f(x,y)$, $f(0,0)$, $f(0,1)$, $f(1,0)$, $f(1,1)$ 分别表示对应位置上的灰度值。

再对数据进行归一化处理

$$x_i\leftarrow(x_i-128)/128,\quad x_i\in[-1,1] \tag{14}$$

人脸图像矩阵可生成协方差矩阵。该协方差矩阵的较大特征值包含了人脸图像的主要特征信息。因此,我们取 100 个较大特征值对应的特征向量组成特征脸空间(即 $m=100$),并分别用每个人的前 5 幅 ~8 幅图像作为训练样本,后 5 幅 ~2 幅图像作为测试样本,得到的识别结果如表 1 所示。这里,正确识别率定义为正确识别的样本数除以所有样本数。表 1 的实验结果表明,PCA 类内平均脸法可获得 98% 的正确识别率。

表 1 不同训练样本数的正确识别率

每类训练样本数	5	6	7	8
正确识别率	93%	95%	96%	98%

3.2 结果分析

传统的 PCA 算法,在计算协方差矩阵时,首先 (下转第 169 页)

的效率不高, 大量时间花在了节点的搜寻上。这是该算法的一个弊端。本算法对此进行了改进。

4.1　多边形的分组处理

根据三角形边与所有轮廓线不相交的原则, 故在所有节点中, 只有轮廓本身和与其最邻近的轮廓中包含有满足要求的节点; 又节点必须位于有向线段 V_1V_2 的左边, 因此符合要求的节点就只可能包含在外轮廓及其最临近的内轮廓上。基于此, 本算法根据邻近原则, 将嵌套关系复杂的多边形进行分组, 从而有效控制了节点的搜索范围。

4.2　巨型多边形的分割处理

当某组轮廓中含有太多节点时(一千以上) , 搜索范围显然太大。鉴于此, 本算法对巨型多边形进行了分割处理, 缩小了节点的搜索范围。

首先从此外环的第一个节点 V_1 出发, 将第一个节点与节点 $V_{n/2}$ 构成一条边, 若该边不与环上的其他边相交, 则以线段 $V_1V_{n/2}$ 为界, 把一个外环分割成两个外环; 若不满足条件, 同理选第二个节点、第三个节点, …, 最后可以找到某一个节点 V_j 与 $V_{n/2+j}$ 构成一条边界线段, 它将一个外环分成两个外环。

4.3　改进效果的评价

表 1 给出了程序在改进前和改进后分割效率的对比情况。

表 1　算法效率的比较

零件名称	边数	分组数	改进前	改进后
Test1. stl	381	1	19. 4s	20. 5s
Test2. stl	745	2	55. 1s	38. 9s
Test3. stl	1 089	3	103. 8s	56. 5s
测试条件: WindowsXP 操作系统、P4/2. 00GHz、768MB/DDR				

从表 1 中不难看出, 在算法改进后, 虽然对于简单的零件, 其所用时间还要多一点。但是从总体上讲, 这些改进控制了三角剖分过程中节点的搜索范围, 特别是对于复杂轮廓, 执行效率有了明显改善。零件越复杂, 分组数越多, 效果越明显。

5　结论

本文研究了 Delaunay 三角剖分应用于任意多边形轮廓的实现算法。在 Delaunay 三角剖分的实现过程中, 提出了四条判断准则, 确保了剖分结果的最优性和唯一性; 在对轮廓预处理的基础上, 提出了抽象多边形的概念, 大大简化了算法实现的数据结构, 提高了算法的灵活性; 在算法实现的基础上, 提出了轮廓分组及轮廓分割的改进方法。实验结果表明, 本算法执行效率高, 结果稳定, 有很强的通用性和鲁棒性。

参考文献:

[1]　owyer A. Computing Dirichletessellations[J] . Computer Journal, 1981, 24(2) : 162-166.

[2]　Watson D F. Computing the N-dimendional Delaunay Tessellation with Application to Voronoi Polytopes[J] . Computer Journal, 1981, 24(2) : 167-172.

[3]　Weatherhill N P. The Integrity of Geometrical Boundaries in Two-dimensional Delaunay Triangulation [J] . Commun. Appl. Numer Meth. , 1990, (6) : 101-109.

[4]　丁永详, 夏巨谌, 等. 任意多边形的 Delaunay 三角剖分[J] . 计算机学报, 1994, 17(4) : 270-275.

[5]　杨文涛, 韩明, 等. 基于 STL 格式的实体分割[J] . 中国机械工程, 2001, 12(6) : 651-653.

[6]　黄旗明. 分割巨型 STL 格式形体文件的关键技术[J] . 机械, 2000, 27(3) : 21-22.

[7]　刘斌, 肖跃加, 等. 实体截面轮廓内外边界的自动识别算法[J] . 华中理工大学学报, 1996, 24(10) : 23-25.

[8]　普雷帕拉塔 · F P, 沙莫斯 · M I. 计算几何导论[M] . 庄心谷. 北京: 科学出版社, 1990. 226-327.

作者简介:

纪小刚(1977-) , 男, 江苏常州人, 主要研究方向为先进制造技术、反求工程、CAD/CAPP/ CAM、快速制造; 龚光容, 四川人, 教授, 博导, 主要研究方向为 CIMS、FMS、制造自动化技术、CAD/CAPP/CAM、PDM。

(上接第 166 页) 不加区分地求取所有训练样本的混合平均脸, 然后用此平均脸对每一个训练样本进行规范化处理。通常情况下, 每一类训练样本都有一定的数量。显然, 这种方法并没有考虑训练样本数及其类别信息。而本文的方法结合 PCA 算法, 对每一类训练样本求类内平均脸, 并用类内平均脸对类内训练样本进行规范化处理, 最大限度地保持了类内样本的同类信息, 同时有效地扩大了类间样本的异类信息。与传统 PCA 算法相比, PCA 类内平均脸法用于特征提取更为合理。

4　结束语

人脸识别是生物特征识别技术中一个困难而又具有实用价值和广泛应用前景的研究课题之一。传统 PCA 算法是基于特征压缩降维处理的人脸全局特征提取法。而本文所提出的 PCA 类内平均脸法充分考虑了训练样本数及其类别信息, 获得了较好的识别结果, 为人脸识别提供了一种有效的途径。

参考文献:

[1]　甘俊英, 张有为, 毛士艺. 自适应主元提取算法及其在人脸图像特征提取中的应用[J] . 电子学报, 2002, 30(7) : 1013-1016.

[2]　张有为, 甘俊英, 等. 人机自然交互[M] . 北京: 国防工业出版社, 2004. 20-85.

[3]　甘俊英, 张有为. 一种基于奇异值特征的神经网络人脸识别新途径[J] . 电子学报, 2004, 32(1) : 56-58.

[4]　甘俊英, 张有为. 模式识别中广义核函数 Fisher 最佳鉴别[J] . 模式识别与人工智能, 2002, 15(4) : 429-434.

[5]　Dai Mo, Zhou Mingquan. On Automatic Human Face Recognition[J] . Advances Biometrics, 2003, (1) : 41-48.

[6]　Dong Huoming, Gao Jun, Wang Ronggui. Fusion of Multiple Classifiers for Face Recognition and Person Authentication[J] . Journal of System Simulation, 2004, 16(8) : 1849-1853.

作者简介:

何国辉(1962-) , 男, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为软件开发技术、图形图像处理、多媒体技术等; 甘俊英(1964-) , 女, 副院长兼系主任、教授、硕士生导师、博士, 研究方向为生物特征识别等。