

文章编号:1008-1534(2009)05-0428-03

基于特征脸的人脸识别及实现

宇雪垠,曹拓荒,陈本盛

(华南理工大学电子与信息工程学院,广东广州 510641)

摘要:人脸识别技术是通过分析人脸图像,并从人脸图像中提取有效的识别信息,来辨认身份的一门技术。阐述了基于特征脸的人脸识别基本算法,给出了特征脸的解释,并用 OpenCV 编程实现对 ORL 人脸库进行识别仿真实验。该方法主要通过创建给定图像库中的特征脸和人脸图像的空间距离来进行人脸检测,顺利实现和验证了特征脸算法。

关键词:人脸识别;特征脸;PCA 子空间

中图分类号: TP311 **文献标识码:** A

Reseach of face recognition syetem based on eigenfaces

YU Xue-yin, CAO Tuo-huang, CHEN Ben-sheng

(School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou Guangdong 510641, China)

Abstract: Face recognition is a technique used for identify identity by analyzing face images and distilling effective recognition information from face images. This article presented an arithmetic of face recognition based on eigenfaces, gave the explanation of eigenface, and made a simulation of DRL face database by using program baced on OpenCV. This method recognizes and classifies face images by computing the space distance between face image and eigenfaces, and it can recognize face image quickly and exactly.

Key words: face recognition; eigenface; PCA subspace

特征脸是一个很容易执行的简单人脸识别的算法,是计算机视觉方向的最基本的识别人脸的方法^[1]。特征脸所采用的步骤也被应用于很多先进的研究方法。特征脸算法如此重要的一个原因是这个算法遵循的基本原则——PCA 和基于距离的匹配原理,这些原理被反复再三地应用于各个计算机视觉领域和机器学习的应用中,它是一种统计学方法,在信号处理、模式识别、数字图像处理等领域已经得到了广泛的应用。

笔者给出了基于特征脸的人脸识别方法,在 ORL 人脸库下进行实验,得到一组特征脸。

1 特征脸的概念

特征脸方法是从主成分分析(PCA)导出的一种人脸识别和描述技术。它将包含人脸的图像区域看作一随机向量,采用 K-L 变换得到正交 K-L 基,对应其中较大特征值的基具有与人脸相似的形状,因此又被称为特征脸。利用这些基的线性组合可以描述、表达和逼近人脸图像,所以可进行人脸识别与合成。识别过程就是将人脸图像映射到由特征脸组成的子空间上,并比较其在特征脸空间中的位置,然后利用对图像的这种投影间的某种度量来确定图像间的相似度,最常见的就是选择各种距离函数来进行度量分类实现人脸识别。

笔者在后面的叙述中所采用的是欧几里德距离来计算的。在二维的空间里,在点 P_1 和 P_2 之间的欧几里德距离是

$$d_{12} = \sqrt{d_x^2 + d_y^2}。$$

收稿日期:2009-06-30

责任编辑:张 军

作者简介:宇雪垠(1983-),女,辽宁沈阳人,助理研究员,硕士生,主要从事智能传感器、图像处理方面的研究。

这里 $d_x = x_2 - x_1, d_y = y_2 - y_1$ 。

在三维空间中,欧几里德距离等于 $\sqrt{d_x^2 + d_y^2 + d_z^2}$ 。

在二维空间里,如图 1 所示,维度是 X 轴和 Y 轴。在三维空间里,引入了 Z 轴。但是对于一张人脸图而言,一幅图像可以看作一个由像素值组成的矩阵,也可以扩展开,看成一个矢量,如一幅 $N \times N$ 像素的图像可以视为长度为 N^2 的矢量,这样就认为这幅图像是位于 N^2 维空间中的一个点,这种图像的矢量表示就是原始的图像空间,但是这个空间仅是可以表示或者检测图像的许多个空间中的一个。不管子空间的具体形式如何,这种方法用于图像识别的基本思想都是一样的。

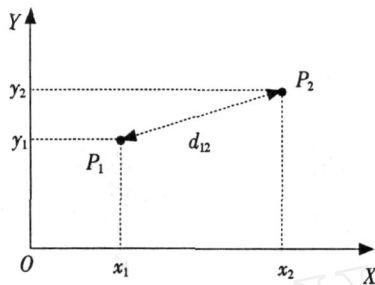


图 1 二维空间中的欧几里德距离

Fig. 1 Euclidean distance in two-dimensional space

2 利用 PCA 进行人脸识别

完整的 PCA 主成分分析法进行人脸识别的应用包括几个步骤:

- 1) 人脸图像预处理;
- 2) 读入人脸库,训练形成特征子空间;
- 3) 把训练图像和测试图像投影到上一步骤中得到的子空间上;
- 4) 选择一定的距离函数进行识别。

2.1 人脸图像的预处理

直接用特征脸识别人脸图像有一定的局限性,要想让系统准确地识别人脸必须保证 2 个条件:

- 1) 待识别图像中人脸尺寸接近特征脸中人脸尺寸;
- 2) 待识别人脸图像必须为正面人脸图像,当待识别图像不满足此条件时,误识率很高。

所以预处理需要进行剪切人脸和旋转人脸。

2.2 训练形成特征子空间

归一化人脸库后,将库中的每人选择一定数量的图像构成训练集,其余构成测试集。设归一化后的图像是 $n \times m$,按列相连就构成 $N = n \times m$ 维矢量,可视为 N 维空间中的一个点,可以通过 K-L 变

换用一个低维子空间描述这个图像。

2.3 计算 K-L 变换的生成矩阵

所有训练样本的协方差矩阵为(以下 3 个矩阵等价)

$$\begin{cases} C_A = \left(\sum_{k=1}^M x_k \cdot x_k^T \right) / M - m_x \cdot m_x^T, \\ C_A = (A \cdot A^T) / M, \\ C_A = \left[\sum_{i=1}^M (x_i - m_x)(x_i - m_x)^T \right] / M. \end{cases} \quad (1)$$

式中: $A = \{ 1, 2, \dots, M \}$, $i = x_i - m_x$; m_x 是平均脸; M 是训练人脸数;协方差矩阵 C_A 是一个 $N \times N$ 的矩阵, N 是 x_i 的维数。

为了方便计算特征值和特征向量,一般选用式(1)中第 2 个公式。根据 K-L 变换原理,追求的新坐标系即由 $A \cdot A^T$ 矩阵的非零特征值所对应的特征向量组成。直接求 $N \times N$ 大小矩阵 C_A 的特征值和正交归一特征向量是很困难的,根据奇异值分解原理,可以通过求解 $A^T \cdot A$ 的特征值和特征向量来获得 C_A 的特征值和特征向量。

在计算得到的所有非零特征值 $[\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{r-1}]$ (从大到小排序, $1 \leq r < M$) 及其对应的单位正交特征向量 $[u_0, u_1, \dots, u_{r-1}]$ 后,可以得到特征空间 $U = [u_0, u_1, \dots, u_{r-1}] \in \mathbb{R}^{N \times r}$,从而可以计算一张图片 X 在特征空间上的投影系数(也可以理解为 X 在空间 U 中的坐标):

$$Y = U^T \cdot X \cdot R^{-1}. \quad (2)$$

2.4 选择距离函数进行识别

利用式(2),有了这样一个由“特征脸”形成的降维子空间,任何一幅人脸图像都可以向其投影得到一组坐标系数,这组系数表明了该图像在子空间中的位置,从而可以作为人脸识别的依据。换句话说,任何一幅人脸图像都可以表示为这组“特征脸”的线性组合,其加权系数即是 K-L 变换的展开系数,也可以称为该图像的代数特征。

因此,在获得特征脸之后,把所有训练图片进行投影,然后对于测试图片也进行同样的投影,最后采用判别函数对投影系数进行识别。

设训练集特征脸个数为 M ,即特征向量为 M 个,将人脸图像库中所有 M 个图像向此特征向量空间投影:

$$x_k = u T_k(\quad), k = 1, 2, 3, \dots, M. \quad (3)$$

由式(3)得到投影向量

$$j = [1, 2, \dots, M]. \quad (4)$$

设一待识别图像向量为 \quad ,由式(3)和式(4)可得到投影向量 \quad ,按照 Euclidian 距离准则来完成图像分类,计算

$$j = \arg \min_j \sum_{i=1}^M |x_i - \mu_j|^2 \quad (5)$$

式中： μ_j 为训练图像中第 j 类图像的平均值。

$$\mu_j = \frac{1}{M_j} \sum_{i=1}^{M_j} x_i$$

求出

$$j = \arg \min_j \sum_{i=1}^M |x_i - \mu_j|^2 \quad (6)$$

对于待识别图像,有 3 种可能的分类结果:

- 1) j 的最小值和 都小于设定的域值,把此图像划为第 j 类人脸图像;
- 2) j 的最小值大于域值, 小于域值,把此图像划为没有分类的人脸图像;
- 3) 大于域值,把此图像划为非人脸图像。

从而可以得出结果:待识别人脸图像跟人脸图像库中的哪类图像最为接近,就认定为该图像为人脸图像库中的某个人。

3 实现过程和结果

训练图像集采用 ORL 标准人脸库中的 s1—s4 中的前 5 张图像,一共 20 张,如图 2 所示。



图 2 原始训练图像

Fig. 2 Original training images

这些人脸分别在不同表情、不同光照、不同头部角度条件下摄制得到的。ORL 库中原始图像为

256 级灰度图,尺寸为 92 × 112(宽 × 高)像素大小。采用 PCA 分析,可以得到平均图像,见图 3。

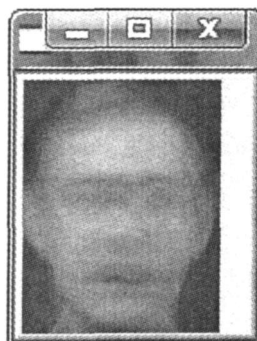


图 3 训练图像的平均脸

Fig. 3 Average face of training images

本实验得到的特征脸共 19 个,见图 4。



图 4 特征脸

Fig. 4 Eigenfaces

笔者根据要求只求出特征脸,并未进行进一步的人脸识别。如果继续操作,输入待识别图像,输入图像及其在人脸空间中的投影或者叫做重构图,人脸图像在人脸空间中的投影变化不明显而非人脸图像的投影变化明显。因此,由以上的结论还可以得到检测一幅图像中是否存在人脸的基本思想是计算该图像中任意位置处的局部图像与人脸图像之间的距离,在映射图中低值区域(黑色区域)即可表示人脸的存在。

(下转第 433 页)

清楚地判断本工地相同深度的土质情况。

系统绘制的平面应力图如图 3 所示。

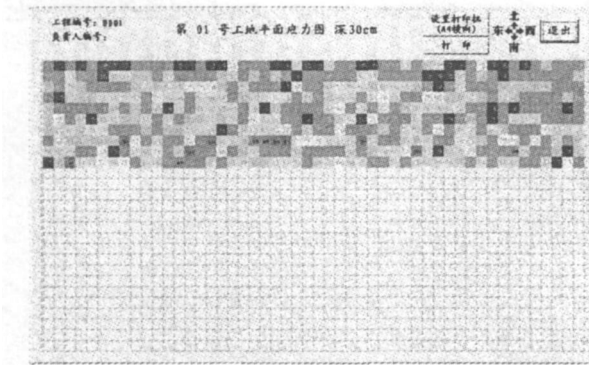


图 3 平面应力分布图

Fig. 3 Stress distribution of the plane

图 3 中每个小正方形代表一个孔,不同的颜色代表不同的打击次数,次数越少颜色越接近于红色,表示该深度的土层比较松软;打击次数越多颜色越接近于绿色,表示该深度土层较硬;黄色为中间状态。每种颜色表示的是某个范围内的击打次数。图 3 中显示的是 0 ~ 30 cm 段内的平面应力情况,以 2.1 m 的孔深为例,本工地可产生 7 个类似的平面

应力图。

结合图 2 和图 3,可以使施工人员更加方便、直观地判断本工地的地基情况,从而为建筑施工提供更加快捷可靠的决策依据。

4 结 语

该控制系统采用了专用机构、单片机、数据管理、数据通信等技术,经过使用表明,其功能满足了地基钎探的勘测要求。该系统通过通信的方式将测得的地基钎探数据传送给管理软件,从而实现了数据的测、控、管一体化,避免了原来人工操作时可能出现的费时、费工、偷工、漏记等现象,既减轻了工人的劳动强度,又提高了测试数据的可靠性和准确性,为保证建筑物的使用寿命提供了科学有效的基础保障。

参考文献:

- [1] 谷群广, 赵建国. 基槽自动钎探分析设备的开发[J]. 建筑机械, 2004(3): 73-74.
- [2] 卞兴江. 论 VFP 数据库技术与应用[J]. 电脑知识与技术, 2008(4): 615-616.

(上接第 430 页)

4 结 语

对于人脸识别技术进行了简单的介绍,设计了一种基于特征脸算法的人脸识别系统,并进行了实验。该系统以大量的理论算法为基础,图像原灰度数据可以直接用来识别,不需要任何低中级处理,不需要人脸的任何知识。训练样本集在协方差矩阵的前 k 个最大特征值的特征向量的投影能反映样本绝大部分的差异信息。所以可以选取这前 k 个特征向量,尽量保持样本差异的同时达到降维目的,而 PCA 的这种降维能力是非常显著的,降维也大大节

省了计算时间。进行直方图均衡化比灰度归一化的识别率高,预处理对识别的效果起着至关重要的作用。而此次实验的预处理还比较粗糙,PCA 也只是起到了简单的特征脸降维的作用,要有更好的效果,还必须寻找更好的特征表达,使得可以尽量消除光照、表情、遮掩和姿势的影响。

参考文献:

- [1] 闫 宏, 张兴周, 刘晓瑞. 基于特征脸的人脸识别系统[J]. 应用科技, 2007, 34(4): 20-23.

开拓进取 不断创新