

基于局部本征谱的人脸识别

孙鑫, 刘本永

(电子科技大学电子工程学院 成都 610054)

【摘要】设计了一种基于局部本征谱的人脸识别方案。预处理阶段, 首先将一幅脸像按不同方位划分为大小相同的数个子块, 针对各子块进行能量归一化和傅里叶变换, 以消除部分光照影响并估算子块的频谱。在此基础上, 对训练脸像中编号相同的子块进行主元分析, 提取脸像的局部本征谱, 采用最近邻判决准则进行分类识别。对ORL人脸数据库的实验结果表明本设计方案是有效的。

关键词 人脸识别; 傅里叶变换; 主元分析; 局部本征谱; 最近邻判决准则
中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Local Eigenspectra-Based Face Recognition

SUN Xin, LIU Ben-yong

(School of Electronic Engineering, UEST of China Chengdu 610054)

Abstract This paper addresses a local eigenspectra-based scheme for face recognition, wherein each face is partitioned into a suitable number of blocks, followed by energy normalizing to reduce the brightness variation effect and by the Fourier transform to estimate the spectra of each block. Features called eigenspectra are obtained by the principal component analysis(PCA) on the same serial number blocks, and then classified by the nearest neighbor(NN) rule. Experiments taken on the Olivetti Research Laboratory(ORL) face database show the feasibility of the addressed method for face recognition.

Key words face recognition; Fourier transform; PCA; local eigenspectra; NN rule

随着科技的进步和社会的发展, 安全保密问题已经涉及到生产生活的各个领域, 基于生物特征的身份认证与识别成为目前图像处理、计算机视觉和模式识别领域的一个研究热点。较之语音、指纹、虹膜等其他人体特征, 脸像的获取以其直接、友好、方便等特点更易为用户所接受, 因此人脸识别成为上述研究的焦点之一。然而, 人脸作为具有复杂细节变化的自然结构目标, 其特征的可靠性往往受到表情、角度、光照、背景等细微变化的影响, 消除这些影响成为人脸识别问题的关键。为此, 研究人员设计了许多特征提取算法, 希望在降低脸像维数的同时提取稳健可靠的特征^[1]。这些算法大致分为几何模型的局部特征提取方法和统计分析的整体特征提取方法两类, 前者提取的是眼睛、嘴、鼻子、下颌等面部特征点的相对位置、距离、角度^[2], 突出五官等局部特征, 但其特征敏感于人脸姿态、表情等的变化; 后者(如主分量分析(PCA)和线性鉴别分析(LDA)等)利用统计策略直接从整个训练集提取统计特征^[3-8], 以其快速、简易和相对稳定性在近年来引起了更大关注, 却未能突出五官等局部特征。本文综合上述算法的优点, 研究一种基于局部本征谱的识别新方法。

1 预处理

本文研究的方法涉及预处理、特征提取和判决准则3个环节, 如图1所示。本节讨论预处理过程。

将一幅 $N_0 \times M_0$ 像素的原始人脸图像 $G_t(n_0, m_0)$ 划分为 r 个大小均为 $N \times M$ 像素的子块 $g_j(n, m)$, $j=1, 2, \dots, r$ 。

收稿日期: 2004-08-25

作者简介: 孙鑫(1980-), 女, 硕士生, 主要从事信号处理与模式识别方面的研究。

区别于对整幅图像的各种处理, 本文通过对分割子块进行相关分析来突出图像的局部信息。图2是 ORL(Olivetti Research Laboratory)数据库中的一幅脸像分为4个无交迭子块的情况。

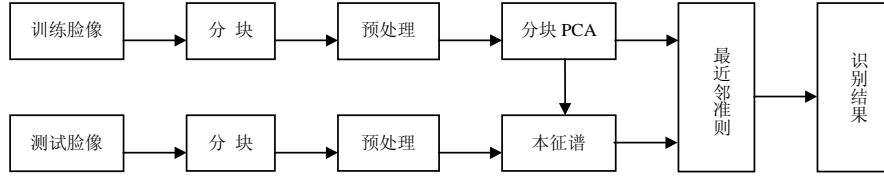


图1 人脸识别流程

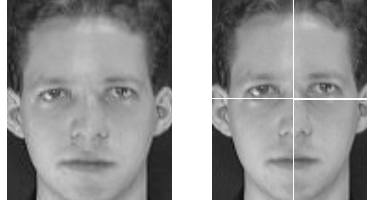


图2 脸像分块示意图

研究表明, 光照变化会对人脸识别系统性能产生影响^[1]。为减小这一影响, 本文对分割后的子块图像进行能量归一化, 如对子块 $g_{ij}(n, m)$, 归一化结果为 $I_{ij}(n, m) = g_{ij}(n, m) / \|g_{ij}\|$, 其中 $\|g_{ij}\| = (\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M g_{ij}^2(n, m))^{1/2}$ 。随后通过傅氏变换, 利用其平移不变性消除脸像在像平面的平移带来的影响。对于一个二维子块像 $I_{ij}(n, m)$, 按行连接得到 NM 维空间中的一个向量 z_{ij} , 通过傅氏变换可以获得其频域表达:

$$w_{ij}(k) = \sum_{n=0}^{NM-1} z_{ij}(n) \exp\left(-j \frac{2\pi nk}{MN}\right) \quad (1)$$

式中 $z_{ij}(n)$ 是 z_{ij} 的第 $(n+1)$ 个元素, $w_{ij}(k)$ 则是其傅氏变换序列 w_{ij} 的第 $(k+1)$ 个元素, $k=0, 1, \dots, (NM-1)$ 。由傅氏变换的对称性知, 若取子块谱向量

$$\mathbf{x}_{ij} = [|w_{ij}(0)| |w_{ij}(1)| \cdots |w_{ij}(L)|]^T \quad (2)$$

则 \mathbf{x}_{ij} 将保留 w_{ij} 的全部幅度信息。上式中 T 代表向量或矩阵的转置, L 取决于 NM 的奇偶性: NM 为偶数时 $L=(NM/2)-1$; NM 为奇数时 $L=(NM/2)-0.5$ 。

经上述预处理后, 获得原始脸像 $G_i(n_0, m_0)$ 的子块谱向量集 $\mathbf{x}_i=[\mathbf{x}_{i1}, \mathbf{x}_{i2}, \dots, \mathbf{x}_{ir}]$ 。

2 分块PCA的局部特征谱

特征提取的目的在于通过萃取最具代表性的典型特征, 将数据压缩到一个低维空间。基于统计分析的算法中, LDA 算法常常会遇到“小样本问题”, 即当训练样本的数量远远小于每一个样本的维数时, 因样本类内离散度矩阵奇异而无法求逆^[3]; 传统的PCA方法处理一幅普通脸像时, 计算量非常大。另外, 将人脸作为一个整体对象进行特征提取, 必然牺牲有利于分类的局部信息。因此, 本文引入分块PCA, 在预处理后的各个较低维子块上分别提取相应的局部本征谱。

假定有 P 幅训练图像, 其中第 i 幅图像的经上述预处理得到子块谱向量集 $\mathbf{x}_i=[\mathbf{x}_{i1}, \mathbf{x}_{i2}, \dots, \mathbf{x}_{ir}]$, $i=1, 2, \dots, P$ 。对所有训练图像, 有相同编号的子块谱向量构成训练子矩阵 $\mathbf{S}_j=[\mathbf{x}_{1j}, \mathbf{x}_{2j}, \dots, \mathbf{x}_{Pj}]$, $j=1, 2, \dots, r$ 。针对各个子矩阵进行PCA, 构协方差矩阵 \mathbf{C}_j 如下:

$$\mathbf{C}_j = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P \tilde{\mathbf{x}}_{ij} \tilde{\mathbf{x}}_{ij}^T \quad (3)$$

其中

$$\tilde{\mathbf{x}}_{ij} = (\mathbf{x}_{ij} - \bar{\mathbf{s}}_j), \quad \bar{\mathbf{s}}_j = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P \mathbf{x}_{ij} \quad (4)$$

然后由此协方差矩阵 \mathbf{C}_j 中选取 q_j ($q_j \ll L$)个最大特征值对应的特征向量, 张成投影空间(即局部谱空间), 使人脸投影到此低维线性空间后仍具有可分性。通常 q_j 由预先指定的信息压缩比 η 决定: $\eta = (\lambda_1 + \lambda_2 + \dots$

$+\lambda_{q_i})/(\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p)$, 其中 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq \dots \geq \lambda_p$ 是 C_j 的特征值。

一旦确定矩阵 S_j 的 q_j 个正交向量 $u_j = [u_{j1}, u_{j2}, \dots, u_{jq_j}]$, 任意一幅(第 i 幅)人脸通过上一节的预处理, 再投影到由这些正交向量组成的局部本征谱空间后得到局部(第 j 部分)本征谱 $\xi_{ij} = u_j^T(x_{ij} - \bar{s}_j)$ 。所有局部本征谱构成该幅人脸的特征向量 $\xi_i = [\xi_{i1} \ \xi_{i2} \ \dots \ \xi_{ir}]$ 。

3 判决准则

距离分类法是以点间距离作为样本相似量度, 并以各类训练样本点的集合所构成的区域表示各决策区; 空间中两点距离越近, 认为两样本越相似。设 C 个类别中第 c 类第 l 个特征向量为 $\xi_l^{(c)}$, $l=1, 2, \dots, P^{(c)}$, $P^{(c)}$ 为第 c 类的训练样本数 ($\sum_{c=1}^C P^{(c)} = P$), 最近邻法是以未知个体特征向量 ξ 与 $\xi_l^{(c)}$ 距离 $d(\xi, \xi_l^{(c)})$ 为依据, 以距离最小的类别作为 ξ 的所属类别, 即:

$$\text{对某 } L, \text{ 若 } \min_{c=1, 2, \dots, C} \min_{l=1, 2, \dots, P} d(\xi, \xi_l^{(c)}) = d(\xi, \xi_L^{(k)}), \text{ 则 } \xi \text{ 属于第 } k \text{ 类} \quad (5)$$

4 人脸识别实验

本节用ORL数据库进行实验来验证文中的识别方法。该数据库由40个人的400幅灰度图像组成, 某些图像是分期拍摄的, 光照条件及面部表情、细节(是否戴眼镜)、姿态均有变化, 是目前广泛使用的基准数据库之一。

考虑到人脸的对称性, 实验中针对分辨率为 92×112 的原始图像, 先是进行无交迭的分割, 令 $r=4, 8, 16, 32, 64$, 以确定最佳分割。每人选取5幅图像作为训练样本, 其余作为测试样本。信息压缩比 η 取90%; 20次无重复的随机实验结果平均后列入表1。显然, 将图像分割为16个子块时(横向均分为4个子块, 纵向均分为4个子块), 有较高的识别率。在这种分割的基础上, 再进行部分交迭划分, 即横向或纵向相邻的两个子块间有一半区域的交迭, 可得 $4 \times 7 = 28$ 个子块; 两个方向同时进行, 可得49个子块, 识别结果如表2所示。结果表明, 在图像上进行横向或纵向分割都是可行的; 横向交迭分割, 更有利于提取可靠的特征。

表1和表2的结果说明, 本文方法的效果优于现有的一些基于整幅脸像的识别算法: 基于本征脸的最近邻算法(本实验结果为89.05%), 基于本征脸的核密度估计(KDE)分类器(93.45%)^[7], 基于奇异值的贝叶斯分类器(92.5%)^[5], 直接LDA(约94.0%)^[8], 基于本征脸的非线性核分类器(93.0%)^[6]。

表1 无交迭分割下的识别实验结果

子块总数	横向分割数	纵向分割数	特征维数	识别率/(%)
4	2	2	150	96.07
8	2	4	200	96.25
8	4	2	200	96.80
16	4	4	290	97.13
32	8	4	400	97.10
64	16	4	550	95.23

表2 部分交迭分割下的识别结果

子块总数	横向分割数	纵向分割数	特征维数	识别率/(%)
49	7	7	916	96.75
28	4	7	520	96.80
28	7	4	500	97.52

5 结 论

本文讨论了一种结合局部本征谱和最近邻分类准则的人脸识别新方法,对ORL人脸数据库的实验结果表明:

- (1) 频谱变换和适当的子图分割可以提高识别率;
- (2) 不同方向的子图分割,都可以单独用于本征脸算法;
- (3) 横向交迭分割优于其他分割。

本文的相关工作得到电子科技大学青年基金资助(L08010201JX200402),在此表示感谢。

参 考 文 献

- [1] Chellappa R, Wilson C L, Sirohey S. Human and machine recognition of faces: a survey [J]. Proc. IEEE, 1995, 83(1): 705-740
- [2] Yuille A L, Hallinan P W, Cohen D S. Feature extraction from faces using d formable templates [J]. Int. J. Comput. Vision, 1992, 8(1): 99-111
- [3] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. , 1997, 19(7): 711-720
- [4] Matthew A T, Pentland A P. Face recognition using eigenfaces [A]. In Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Maui, HI, USA, 1991: 586-591
- [5] Tian Y, Tan T N, Wang Y H, Fang Y C. Do singular values contain adequate information for face recognition?[J] Pattern Recognition, 2003, 36(3): 649-655
- [6] Zhang J, Liu B Y, Tan H. A kernel-based Nonlinear representor with application to eigenface classification [J]. J. Electronic Science and Technology of China, 2004, 2(2): 19-22
- [7] Liu Q S, Lu H Q, Ma S D. A non-parameter Bayesian classifier for face recognition [J]. Journal of Electronics (China), 2003, 20(5): 362-370
- [8] Lu J W, Plataniotis K N, Venetsanopoulos A N. Face recognition using LDA-based algorithms [J]. IEEE Trans. Neural Networks, 2003, 14 (1): 195-200

编 辑 徐安玉

· 科研成果介绍 ·

汽车后桥主锥选垫机

汽车后桥主锥选垫机是汽车后桥主锥总装成装配线中的专用设备,用于实现载重汽车后桥主动螺旋锥齿轮总成的圆锥滚子轴承的最佳顶紧,既能用于选择圆锥滚子轴承对之间的预紧调整垫片,也能用于选择上轴承内圈与主锥齿轮轴肩之间的预紧调整垫片。该设备采用进口高精度位移传感器,以PLC作控制核心,自动完成比对测量,图文显示界面直接用中文提示操作过程、显示过程数据和选垫结果,操作方便,稳定可靠。该技术已在东风车桥有限公司和一汽集团的多家工厂使用,大大提高了主锥装配质量,工效提高3~5倍,经济效益显著。该成果属国内首创,具有很高的推广应用价值。

· 文 争 ·