

行列三分块结合的最大间距在人脸识别中的应用^①

黄晓威, 王福龙

(广东工业大学 应用数学学院, 广州 510520)

摘要: 由于人脸中最具有识别力特征的是人的额头、眼睛、鼻子、嘴巴、耳朵五个部分! 基于此本人将人脸进行基于行分成三个小块与基于列分成三小块! 根据人脸具有对称性质, 进行特征矩阵的变换! 从新定义的隶属度函数应用在最大间距准则上提取最有鉴别的特征向量, 然后根据最近邻分类器将其进行分类!

关键词: 行列分块; 隶属度; 最大间距准则; 特征提取; 人脸识别

Ranks of Four Block in Combination With a Maximum Scatter Difference Application to Face Recognition

HUANG Xiao-Wei, WANG Fu-Long

(school of Applied Mathematics, Guangdong university of technology, Guangzhou 510520, China)

Abstract: the most discrimination feature is the people's forehead ,eyes , ears and the mouth. On the bases of this,to be four block in the face! So the face is divided into three small block based on line and into three small block based on the column! According to the face have symmetry properties,so features of matrix will be transformation! The new definition of the membership function used in maximum divergence difference for extracting the most identify characteristic vector,and then, according to the nearest neighbor classifier to classify the sample.

Key words: Ranks block; Degree of membership; Maximum scatter differece criterion; Extracting characteristic; Face Recognition

人脸识别最重要的部分是属于特征的提取, 提取好的人脸特征, 将提高人脸的识别率! 最常用的传统人脸提取方法有主成分分析(pca)、线性判别分析(lda)、以及由此变换得来的最大散度差(mmc)、支持向量机等! 但都存在不同程度的缺陷! 比如小样本问题, 投影重叠问题、只能针对二类问题等等! 由此产生了对人脸进行分块! 增加样本数, 但是很多的分块都没有抓住对人脸识别的识别率重要部分及其人脸自身具有的对称性, 导致的计算量增加. 本文就是基于此思想、根据人脸的识别力度进行行列结合的三分块, 不仅解决样本特征少的问题, 还根据人脸本身对称的性质, 进行特征矩阵的变换! 减少计算的复杂度! 同时避开传统的识别方法, 应用模糊数学里面的知识, 定于新的模糊度对人脸进行分类特征! 从而提高人脸的识别率!

1 行列三分块

1.1 行三分块

由于人脸中最具有识别特征的就是五个部分! 分别是额头、眼睛、鼻子、嘴边、耳朵五小块! 按这个思想将最具有识别率的特征划分出来, 即对人脸图像进行如下划分! 如下图 1 所示, 划分比例为 1:1:1 将人脸特征划分开来.



图 1 行三分块

^① 收稿时间:2012-11-10;收到修改稿时间:2012-12-03

若图(1)的像素矩阵为 A ，则经过划分后

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \\ A_3 \end{bmatrix}$$

A_1 、 A_2 、 A_3 分别为原像素矩阵按行比例为 1:1:1 进行分块得到的矩阵！则原图像分成三块行样本。

1.1.1 分块样本矩阵的变换

根据人脸图像是对称性！则将 $A_i (i=1,2,3)$ 进行如下的变换！

$$A_i = \begin{bmatrix} (a_i)_{11} & (a_i)_{12} & \cdots & (a_i)_{1n} \\ (a_i)_{21} & (a_i)_{22} & \cdots & (a_i)_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (a_i)_{k1} & (a_i)_{k1} & \cdots & (a_i)_{kn} \end{bmatrix} = [(A_i)_1 \quad (A_i)_2]$$

将 $k \times n$ 变换成 $2k \times \frac{n}{2}$

$$\rightarrow \begin{bmatrix} (A_i)_1 \\ (A_i)_2 \end{bmatrix}$$

其中 $(A_i)_1$ 与 $(A_i)_2$ 均为 $k \times \frac{n}{2}$ ， $(A_i)_2$ 为 $(A_i)_1$ 进行第一列与最后一列对换，第二列与倒数第二列对换，如此下去得到！则对于每一块特征矩阵变换成

$$\begin{bmatrix} (A_i)_1 \\ (A_i)_2 \end{bmatrix}, \text{ 维数为 } \frac{2m}{3} \times \frac{n}{2}$$

如此经过分块及分块矩阵的变化不仅将人脸中最具有识别能力的部分划分出来，而且减小了特征的维数！

1.2 列三分块

同样的人脸的额头、眼睛、鼻子、嘴边、耳朵五个部分是最具有识别能力的，则将人脸按列进行三分块，将最有识别能力的人脸特征划分出来，划分比例为 1:1:1 划分出来！即如图 2 所示

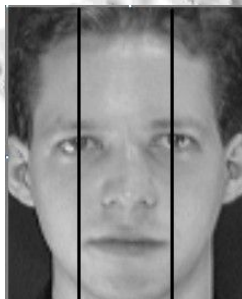


图 2 列三分块

若像素矩阵为 A ，则经过按列划分后

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} = [B_1 \quad B_2 \quad B_3]$$

B_1 、 B_2 、 B_3 分别为像素矩阵 A 按列比例为 1: 1: 1 进行列分块得到的矩阵，则原图像分成三块列样本！

1.2.1 分块样本矩阵的变换

将 $B_i = \begin{bmatrix} (b_i)_{11} & (b_i)_{12} & \cdots & (b_i)_{1 \times \frac{n}{3}} \\ (b_i)_{21} & (b_i)_{22} & \cdots & (b_i)_{2 \times \frac{n}{3}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (b_i)_{m1} & (b_i)_{m2} & \cdots & (b_i)_{m \times \frac{n}{3}} \end{bmatrix} (i=1,2,3)$

进行如下的变换！

$$B'_i = B_i^T = \begin{bmatrix} (b_i)_{11} & (b_i)_{21} & \cdots & (b_i)_{m \times 1} \\ (b_i)_{12} & (b_i)_{22} & \cdots & (b_i)_{m \times 2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (b_i)_{1 \times \frac{n}{3}} & (b_i)_{2 \times \frac{n}{3}} & \cdots & (b_i)_{m \times \frac{n}{3}} \end{bmatrix}$$

则 B'_i 为 $\frac{n}{3} \times m$ 的二维矩阵

如此经过图像的列分块及分块矩阵的变换不仅提取了最具有识别效果的部分而且增加了样本数目及降低样本的特征维数！

2 模糊隶属度的定义

由于外界光照等的影响，很难将一个样本直接判断其属于哪个类别，往往也会导致误识，降低识别率，那么可以应用模糊数学里面的模糊度去衡量样本的隶属度，能够提高识别率。对于模糊隶属度的研究已经有很多的成果，比如模糊 k 近邻算法就只是其中的一种，模糊隶属度基本上都是建立在样本与类中心的距离比较，得到各个样本的隶属度！但这里定义有一种天然的缺陷就是存在稀疏样本(即孤立点)的情况！那么如何定义样本的隶属度！使得定义的隶属度不仅与样本本身隶属度有关，而且与样本空间分布隶属度有关。本文结合文献[7]并做了改进！

模糊 K 近邻的类属度定义如下：

为了将样本到类中心的距离和样本空间分布之间的关系有机结合，首先需根据样本到样本类中心的距离来计算初始隶属度，然后用模糊 K 近邻算法对每一个样本再求一次隶属度，这样就将样本之间的关系融

入到了隶属度的计算中。

具体步骤如下：

设样本的均值 x_c 为类的中心，定义半径 $R = \max \|x_i - x_c\|$ ，则初始隶属度定义为：

$$\mu_0(x_i) = 1 - \frac{\|x_i - x_c\|}{R + \delta}$$

则模糊 k 近邻算法定义：

$$\mu_1(x_i) = \frac{\sum_{j=1}^k \mu_0(x_j) \frac{1}{\|x_i - x_j\|^b}}{\sum_{j=1}^k \frac{1}{\|x_i - x_j\|^b}}$$

文献[7]将样本的初始隶属度以加权的形式融入二次计算中，定义如下：

$$\mu(x_i) = (1-a)\mu_0(x_i) + a\mu_1(x_i)$$

本文将隶属度改进如下：

① 定义初始隶属度：

$$\mu_0(x_i) = 1 - \frac{\|x_i - x_c\|}{R + \delta}$$

② 第一次计算隶属度：

$$\mu_1(x_i) = \sum_{j=1}^k A_j \mu_0(x_j)$$

其中

$$A_j = \begin{cases} \frac{1}{\|x_i - x_j\|^b} \times w_1 + w_2, & \text{若 } x_j \text{ 与 } x_i \text{ 同类时} \\ \frac{1}{\|x_i - x_j\|^b} \times w_1, & \text{若 } x_j \text{ 与 } x_i \text{ 不同类时} \end{cases}$$

③ 将初始隶属度融合第一次隶属度的计算：

$$\mu(x_i) = (1-a)\mu_0(x_i) + a\mu_1(x_i), \text{ 令 } a = \frac{k_n}{k}, k_n \text{ 为}$$

属于 c 类的样本数！则最终隶属度定义如下：

$$\mu(x_i) = \left(1 - \frac{K_n}{K}\right)\mu_0(x_i) + \frac{K_n}{K}\mu_1(x_i)$$

这样改进可以减少由于稀疏样本点存在，导致不同类样本点过于邻近，导致隶属度计算的失误，同类也利用了样本分布空间样本类别间的关系！

3 模糊最大间距准则(MMC)基本理论

令人脸样本集 $X = \{x_1, x_2 \dots x_n\} \subset R^n$, n 为训练样本总数。设人脸样本集中样本可分为 C 类：第 i 类训练

样本的个数为 N_i ，则第 i 类的样本均值 $m_i = \frac{\sum_{j=1}^{N_i} u_{ij} x_j}{\sum_{j=1}^{N_i} u_{ij}}$ ，

总训练样本集的均值 $m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c m_i$ ，定义类内矩阵、类间矩阵分别为

$$S_w = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^{N_i} u_{ij} (x_{ij} - m_i)(x_{ij} - m_i)^T$$

$$S_b = \sum_{i=1}^c \frac{N_i}{N} u_{ij} (m_i - m)(m_i - m)^T$$

则最大间距差则定义为

$$\begin{cases} \max J(w) = w^T S_b w - w^T S_w w = w^T (S_b - S_w) w \\ w^T w = 1 \end{cases}$$

取 $S_b - S_w$ 的前 d 个最大的特征值对应的正交特征向量 $w_1, w_2 \dots w_d$ 构成最优的投影矩阵

$$W = \{w_1, w_2 \dots w_d\}$$

4 实验分析

4.1 实验步骤

第一步：将每一类中的人脸样本进行上述的人脸划分，而后进行的矩阵变换，增加每一类的样本数，且降低样本的维数！将人脸样本划分好后，应用最大间距准则求取最佳鉴别向量；

第二步：将每一类中的人脸样本进行上述的人脸列划分，而后进行矩阵变换，同样的增加样本数，降低样本维数，将样本划分好后，应用最大间距准则求取最佳鉴别向量；

第三步：将第一步与第二步融合，得到最后的最佳鉴别向量，最后应用最近邻分类器进行分类！

实验中分别用以下方法进行特征提取：二维线性鉴别分析(2DLDA)、二维间距准则(2DMMC)、二维模糊间距准则(2DFMMC)以及本文提出的新方法。分类器采用最近邻分类器！

4.2 实验 1

在 orl 人脸库进行。Orl 人脸库如 40 个人的脸部图像组成，每个人由不同的 10 幅图像所构成，人脸图像原始维数为 112×92 像素。

实验中,在不同训练样本数目下,每次随机挑选训练数目,剩余的图像用于测试.每次使用循环 30 次得到的平均识别率如下图 3.

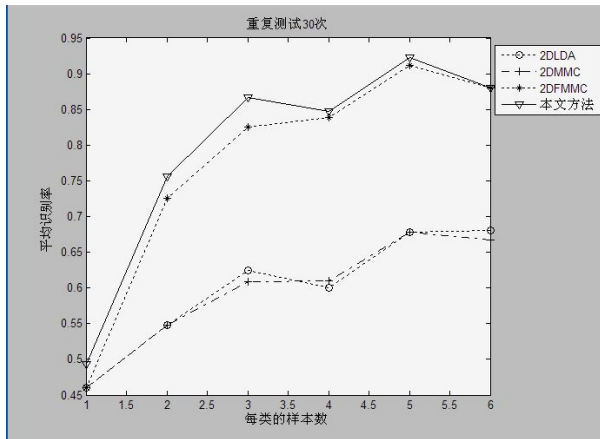


图 3 基于 2DLDA、2DMMC、2DFMMC、本文方法的识别率

当训练样本数为 4 的时候,识别率由下表 1 所示.

表 1 在 orl 人脸库上的识别结果

方法	测试样本数 (4)	平均识别率 (%)
2DLDA	4	58.55
2DMMC	4	60.01
2DFMMC	4	84.17
本文方法	4	85.04

从表中可以看到本文提出的方法的识别率是最高的,主要原因如下:第一本文的方法不但考虑到的样本的归属信息与样本的结构问题,第二行列分块的结合增加样本的数目,提取出最具识别的特征!避免传统中出现的问题!

4.3 实验 2

在耶鲁人脸库上进行.耶鲁人脸库中包括了 15 个人的 165 幅灰度人脸图像.每个人由 11 幅照片构成,这些照片在不同的表情和光照等条件下拍摄.实验中图像维数被处理成 100×90 像素.

在实验中,每次随机挑选 6 张用于训练,剩余图像用于测试.循环 10 得到二维间距准则(2DMMC)、二维模糊间距准则(2DFMMC)以及本文方法这三种方法的平均识别率随特征维数增加而变化的效果图如下图 4.

从图中可以看出本文方法的识别率是最高的,而且随着特征维数的增加识别率的效果是稳定,相比较而言 2DFMMC 是比 2DMMC 的识别率是好的,但存在

天然的缺陷就是可能出现小样本的问题;增加样本数,利用人脸空间结构及模糊近似这就是本文的出发点!故可以得到好的分类效果.

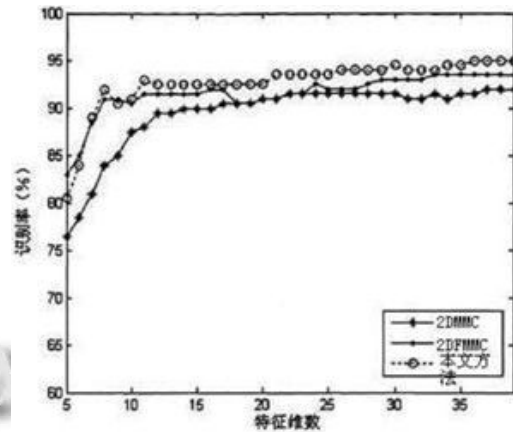


图 4 基于 2DMMC、2DFMMC、本文方法得的识别率效果图

三种算法的识别率比较如表 2 所示

表 2 在耶鲁人脸库上的识别结果

特征维数	10	15	20	25	30
2DMMC	0.82	0.88	0.90	0.91	0.90
2DFMMC	0.90	0.91	0.90	0.92	0.93
本文方法	0.91	0.92	0.92	0.93	0.95

5 结束语

二维最大间距准则在特征提取过程中使用的是一个硬性分类,因此在复杂的情况下缺乏更有效的识别能力,模糊二维最大间距准则考虑到了样本归属信息,故得到的识别率高于二维最大间距准则,本文提出的方法,不但考虑了样本的归属信息而且还考虑的样本的空间分别信息,同时对人脸样本本身提取最有识别率的特征部分!增加样本个数,减小样本维数,从而提高人脸的识别率!

参考文献

- 1 陈才扣,刘永俊,杨靖宇.S 二维最大散度差图像投影分析.系统仿真,2007,19(4):833-835.
- 2 李晓东,费树岷,张涛.基于差空间和最大散度差鉴别分析的人脸识别方法.东南学报,2009,39(6):1131-1134.
- 3 龙际珍,陈元涛,邓冬梅.基于模糊隶属度的人脸识别.计算机应用研究,2011,28(7):2790-2792.

(下转第 171 页)

3) 市电模式 R 载满载逆变输出波形. 试验波形如图 5 所示, 通道 1: 市电电压, 通道 2: +BUS 电压, 通道 3: -BUS 电压, 通道 4: 逆变输出电压. 由图可看出满载情况下, UPS 逆变输出是稳定的正弦波.

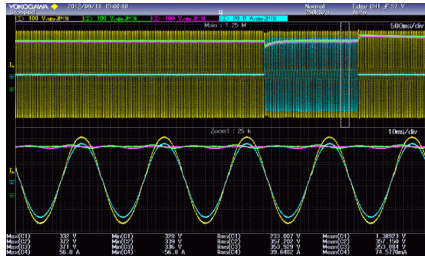


图 5 市电模式 R 载满载逆变输出波形

7 结束语

本文在 UPS 系统中引入嵌入式实时操作系统内核的软件架构, 对 UPS 数字控制系统进行任务划分并实现调度, 该设计方案已经成功应用于 10K 单进单出在线式 UPS 项目中得到应用. 实验结果表明, 该固件实现方案能满足 UPS 的各项性能指标要求, 能提高系统

模块化程度, 减短系统开发周期, 简化开发流程.

参考文献

- 1 康洪波,于江利,秦景,张晔.UPS 的工作原理和发展趋势分析.电源技术,2009,(7).
- 2 张太镒,宁改娣,刘和平.DSP 技术与应用.北京:机械工业出版社,2007.
- 3 Labrosse JJ. C/OS-II-The Real Time Kernel.邵贝贝译.北京:中国电力出版社,2001.
- 4 Sedova KK. On estimating the performance of automatic optimization systems in steady-state operating modes. Radiophysics and Quantum Electronics, 2005,15(3).
- 5 Solokhin AV.Prediction of steady-state operating modes in recycle reactive-distillation systems using the mode of infinite separation efficiency. Theoretical Foundations of Chemical Engineering, 2009,43(2).
- 6 李相臣.浅析 USP 理论的功能意义与发展.中小企业管理与科技(下旬刊),2008,(9).
- 7 江铃.基于 DSP 的新型全数字化 UPS 的研究.科技信息, 2012,28:49-50.
- 8 蔡正,王福龙.一种新的图像距离在人脸识别中的应用.广东工业大学学报,2010,27(3):65-67.
- 9 刘艳.改进的二维典型相关分析及其人脸识别应用.计算机工程,2012,38(10):152-153.
- 10 戴花,王建平.模糊支持向量机在人脸识别中的应用.计算机工程与应用,2012,48(6):158-176.
- 11 宋枫溪,程科,杨靖宇.最大散度差和最大间距线性投影与支持向量机.自动化学报,2004,30(6):891-896.
- 12 姚玉未,何希勤,刘向东.基于模糊隶属函数的 ICA 特征提取和识别.计算机工程与设计,2009,30(18):4281-4283.

(上接第 175 页)

- 4 王丹,吴孟达.粗糙模糊 c 均值融合聚类.国防科技大学学报, 2011,33(3):146-150.
- 5 林宇生,房福龙,杨万扣.模糊二维线性鉴别分析算法.无线电工程,2011,41(9):15-17.
- 6 杜海顺,李昊,张帆.一种模糊双向最大间距准则人脸识别方法.仪器仪表学报,2011,32(5):1078-1082.
- 7 Zhu YL. Fuzzy within-class matrix principal component analysis and its application to face recognition. Transaction of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2008, 25(2):142-147.