

SPCA 参数对单样本人脸识别效果影响分析

王科俊, 邹国锋, 张洁

(哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:奇异值扰动的主分量分析(SPCA)是一种有效的单样本人脸识别方法,但 SPCA 算法的识别效果受参数选择的影响比较大,针对 SPCA 算法中衍生图像生成参数 n 和结合参数 α 的不同取值对识别效果的影响进行了分析,利用 ORL 人脸库和 CAS-PEAL 人脸库做了大量的实验和比较分析,实验结果表明给出的 SPCA 参数选取方法和取值范围是合理的,并有效地提高了 SPCA 算法的实际应用效果和单样本人脸识别的性能。

关键词:人脸识别;奇异值分解;结合投影主分量分析;奇异值扰动主分量分析;衍生图像;结合图像

中图分类号:TP391.4 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2011)06-0531-08

Analysis of the influence of SPCA parameters on the recognition of a single sample face

WANG Kejun, ZOU Guofeng, ZHANG Jie

(College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: Singular value decomposition perturbation principal component analysis (SPCA) is an effective single-sample face recognition method; however, the identification results of the SPCA algorithm are seriously affected by parameter selection. In this paper, the effect on the identification, which was caused by the derived image parameter and the combined image generation parameter in the SPCA algorithm, was analyzed. Many experiments and comparative analyses were performed on the basis of the ORL face database and the CAS-PEAL face database. The experimental results show that the SPCA parameter selection method and the parameter range given in this paper are reasonable. In addition, reasonable parameters are effective in improving practical application of SPCA algorithms and the recognition performance of a single-sample face.

Keywords: face recognition; singular value decomposition; (PC)2A; SPCA; derived image; combined image

单样本人脸识别问题^[1]给人脸识别技术带来巨大挑战,近年来已成为人脸识别研究中的一个重要方向,并得到广泛关注.单样本人脸识别可以有效降低训练样本的收集成本和存储成本,加快人脸识别系统的处理速度,所以在犯罪取证、身份证验证、银行和海关监控等一些特殊的场合得到应用;但是由于训练样本的有限性,单样本人脸识别的识别率往往不高,所以如何有效提高单样本条件下的识别率已成为人们研究的重点.

近年来,研究人员分别从不同的角度对单样本

人脸识别问题进行了研究,王科俊等^[2]将目前文献中出现的主要针对单训练样本人脸识别的方法概括为以下几类:基于几何特征的方法、样本扩张法、特征子空间扩展法、通用学习框架法、图像增强法、神经网络法和三维识别方法等.其中,图像增强法是使那些对于识别比较重要的特征更加突显出来,同时对那些次要无用的、甚至对识别造成干扰的信息进行抑制的一种方法,该方法侧重于图像的预处理.基于奇异值扰动的主分量分析^[3](singular value decomposition perturbation principal component analysis, SPCA)就是利用原图像奇异值分解(singular value decomposition, SVD)的重构图像来增强原图像的一种方法,通过增强能够使样本提供的信息得到充分利用,可以有效提高识别率,特别是在单样本人脸库中人脸类别比较多的情况下效果更显著. SPCA 人

收稿日期:2010-09-14.

基金项目:国家“863”计划资助项目(2008AA01Z148)

通信作者:邹国锋. E-mail: zgf841122@163.com.

脸识别方法易受人脸图像大小影响,随着人脸图像的不断变小,SPCA 方法和其他人脸识别方法的区别变得并不那么明显,同时,SPCA 方法也受到衍生图像重构参数和结合参数的严重影响,但是这 2 个参数的取值目前还没有可依据的理论方法。

针对 SPCA 人脸识别方法易受到奇异值分解参数和结合图像生成参数影响的问题,本文就这 2 个参数的取值方法进行了深入分析,同时为了充分讨论这 2 个参数的影响,在 ORL 人脸库和 CAS-PEAL 人脸库上进行了大量实验,验证了不同取值方式对于识别效果产生的不同影响,得出了 SPCA 人脸识别方法中参数取值的原则和规律,为 SPCA 在人脸识别中的进一步应用提供了参考依据。

1 奇异值扰动的主分量分析法(SPCA)

主分量分析法(principal component analysis, PCA)^[4]由 Kirby 和 Sirovich^[5]首先引入人脸识别,并取得巨大成功,成为一个判别人脸识别方法性能好坏的公认基准。针对单训练样本人脸识别问题, Wu 和 Zhou^[6]在 PCA 的基础上提出了结合投影的主分量分析(projection combined principal component analysis, (PC)2A),这种方法能够在更小的特征空间中获得优于传统 PCA 算法的识别性能,但是 Chen 等^[7]又进一步探讨了 n 阶(PC)2A,他们认为采用高阶投影组合能够进一步降低特征维数,而识别性能略有提高,并提出了 E(PC)2A (enhanced (PC)2A) 算法,随后 Zhang 等^[3]又注意到人脸图像矩阵的奇异值除了对噪声不敏感外,还具有保持输入向量的某些代数和几何不变性的重要性质,从而提出了奇异值扰动的主分量分析(singular value decomposition perturbation principal component analysis, SPCA)

1.1 结合投影的主分量分析法

(PC)2A 是专门针对单样本人脸识别提出的,侧重图像预处理的一种扩展的 PCA 方法,该方法把原人脸图像与其一阶投影相结合,以增强人脸图像中对识别有利的信息,抑制人脸图像中对识别无用的信息,从而提高单训练样本情况下的人脸识别效果。

假设 $P(x, y)$ 是一幅经过归一化的大小为 $N_1 \times N_2$ 的图像的灰度矩阵, $x \in [1, N_1]$, $y \in [1, N_2]$, $P(x, y) \in [0, 1]$. $P(x, y)$ 的水平投影和垂直投影分别定义如式(1)和式(2):

$$H_p(y) = \sum_{x=1}^{N_1} P(x, y), \quad (1)$$

$$V_p(x) = \sum_{y=1}^{N_2} P(x, y). \quad (2)$$

式(1)、(2)的 2 个投影在一定程度上反映了人脸图像重要局部区域的分布特点。

$P(x, y)$ 的投影图像定义为

$$M_p(x, y) = \frac{V_p(x)H_p(y)}{N_1 N_2 \bar{P}}.$$

式中: \bar{P} 是图像的灰度均值,也即

$$\bar{P} = \frac{\sum_{x=1}^{N_1} \sum_{y=1}^{N_2} P(x, y)}{N_1 N_2}.$$

最后,定义 $P(x, y)$ 的结合投影图像 $P_a(x, y)$.

$$P_a(x, y) = \frac{P(x, y) + \alpha M_p(x, y)}{1 + \alpha}.$$

式中: $0 < \alpha < 1.0$ 为结合参数, $P_a(x, y)$ 的取值有可能超出 $[0, 1]$, 可对其进行归一化使其取值在 $[0, 1]$ 内,归一化策略如下:

$$P'_a(x, y) = \frac{P_a(x, y) - \min(P_a(x, y))}{\max(P_a(x, y)) - \min(P_a(x, y))}. \quad (3)$$

最后,得到原图像的结合投影图像 $P'_a(x, y)$, 然后对其运用 PCA 进行降维和特征提取。根据文献[6],在使用较少的特征脸(10% ~ 15%)情况下,即在一个更小的特征空间中, (PC)2A 可以获得比传统特征脸方法更高的识别精度。

1.2 奇异值扰动的主分量分析法

遵循(PC)2A的思路,SPCA 为研究单样本人脸识别问题提供了一条新的思路,它是一种图像增强的方法。它首先需要得到图像的奇异值扰动衍生图像,再把原图像和衍生图像按一定的法则结合形成结合图像,最后对结合图像运用 PCA 以识别图像。SPCA 的目的就是要从单幅人脸图像中“挤出”更多的信息,这些“挤出”的信息包含某些对识别很重要的人脸特征。

假设 $I(x, y)$ 是一幅归一化的大小为 $N_1 \times N_2$ 的图像灰度矩阵,其中 $I(x, y) \in [0, 1]$, 根据奇异值分解定理, I 可表示为

$$I = U \Lambda V^T.$$

式中: Λ 是由 I 的奇异值组成的 $N_1 \times N_2$ 阶对角矩阵,它的元素 $\lambda_{ij} = \begin{cases} \lambda_i \geq 0, & i=j \\ 0, & i \neq j \end{cases}$; U 是 $N_1 \times N_1$ 阶正交矩阵, V 是 $N_2 \times N_2$ 阶正交矩阵, U 和 V 分别是矩阵 $I I^T$ 和矩阵 $I^T I$ 对应于特征值 λ_i^2 的特征向量。

然后,通过扰动原图像 I 的奇异值来获得 I 的

奇异值衍生图像 P , P 定义为

$$P = UA^n V^T. \quad (4)$$

式中: n 是一个实数, 取值范围为 $1 < n < 2$.

得到衍生图像 P 后, 再把 P 与原图像 I 线性结合, 产生一幅新的结合图像 $J(x, y)$, 结合方式如式(5):

$$J(x, y) = \frac{I(x, y) + \alpha P(x, y)}{1 + \alpha}. \quad (5)$$

式中: α 是结合参数, 取值范围为 $0 < \alpha < 1.0$.

通过式(4)求取衍生图像的过程实质是图像重构的过程, 当 $n=1$ 时, 衍生图像 P 等于原始图像 I ; 当 $n>1$ 时, 满足 $\lambda_i > 1$ 的奇异值对应的特征向量将被放大, 同时 $\lambda_i < 1$ 的奇异值所对应的特征向量被缩小, 因此衍生图像 P 在强调较大奇异值作用的同时, 对较小的奇异值进行了限制, 实现了对人脸图像中有用信息的放大增强, 对无用信息的削弱衰减. 所以, 将 P 结合到 I 得到结合图像 J 的这一过程, 在保持原始图像主要信息的前提下, 将会对轻微的表情、光照和遮挡等变化具有较好的适应性.

结合图像 $J(x, y)$ 的取值有可能超出 $[0, 1]$, 尽管这对最终的识别结果不会有影响, 但显示图像时会产生变形. 为此, 对 $J(x, y)$ 的取值也采用式(3)进行归一化. 然后, 对归一化后的结合图像 $J(x, y)$ 而不是原图像 $I(x, y)$ 采用主分量分析法提取特征和识别, 这就是奇异值扰动的主分量分析法, 也即 SPCA.

1.3 SPCA 参数选取分析

通过 1.2 节的分析, 可以看出参数 n 和 α 对 SPCA 过程及识别效果有严重的影响. 文献[3]在介绍 SPCA 算法的过程中, 将参数 α 的值设定为 0.25, 但并没有给出取值的原则和方法, 只是在参数 $\alpha = 0.25$ 的情况下简要讨论了参数 n 对识别效果的影响, 得出了 n 取 $3/2$ 时 SPCA 效果较好的结论. 另外, 何家忠等^[8]在讨论一种新的图像增强方法时, 也对参数的取值进行了分析, 但也只是在固定 $\alpha = 0.3$ 的情况下分析了参数 n 的变化带来的影响, 并得出 n 取 $9/8$ 时算法的识别性能较好, 然后在固定 $n = 9/8$ 时分析了参数 α 对算法性能的影响, 得出了参数 α 的取值范围为 $0.15 < \alpha < 0.4$. 显然, 固定一个参数而分析另一个参数对 SPCA 过程及识别效果的影响是不全面的, 应当在参数 n 和 α 同时变化的情况下进行有效的分析.

文献[3]指出在衍生图像的重构过程中参数 n 是一个大于 1 的实数, n 取大于 1 的实数可以有效地将有用信息进行增强, 无用信息进行衰减, 但并不

是 n 越大越好, 当 n 取较大值时衍生图像的内部信息结构被扰乱, 图像变得平滑模糊, 不再适合用来表征人脸图像, 会导致识别率下降. 所以在一些文献中把参数 n 的变化范围限制在 $1 \sim 2$, 其中文献[3]通过定义 $n = 1 + 1/(11 - m)$ ($m = 1, 2, \dots, 10$) 将 n 的取值设定在 $1 \sim 2$, 但是这种取值方式使得 n 的取值在 m 取 $1 \sim 5$ 的数时过于密集, 而当 m 在 $7 \sim 10$ 变化时 n 的取值又过于稀疏. 当 m 取 $1 \sim 5$ 的数时, n 的取值分别为 1.1、1.111 1、1.125、1.143、1.166 7, 显然, 参数 n 这样的取值变化较小, 对于奇异值衍生图像的生成不会产生明显的影响变化, 从而对于最终结合图像增强效果的影响也并不明显, 不利于分析 n 的变化给识别率所带来的影响; 而当 m 取值为 7 时, n 的取值为 1.25, 当 m 的取值为 8 时, n 对应的为 1.333, 当 m 变化到 9 的时候 n 的取值为 1.5, 所以中间的取值 1.4 对于识别效果有怎么样的影响无法进行有效的分析.

本文对文献[3]中 n 值的取值方式进行了改进, 采取均匀取值的方式, 定义 n 取值为 1.1、1.2、 \dots 、1.9、2.0, 这样可以更全面和均衡准确地分析出取值分布对于识别率的影响. 另外, 对参数 n 的取值范围, 分别在 ORL 人脸库和 CAS_PEARL 人脸库上进行了大量的实验, 实验表明文献[3]将参数 n 的上限值确定在 2.0 是并不合理的, 在实际的人脸识别系统中应当根据具体采用的人脸数据库中, 人脸图像模式的复杂程度设定参数 n 的上限值, 而将参数 n 固定在某一个值的做法是不恰当的.

而对于结合参数 α 会对识别率产生怎么样的影响, 文献[3]中没有给出明确的取值原则, 本文则通过大量的实验对比得出了结合参数 α 合理的取值范围. 在获得参数 n 和 α 较小的取值范围后, 再在这个小范围内进行更为精确细致的实验, 最终得到参数 n 和 α 的最优取值.

2 SPCA 算法的实现步骤

SPCA 算法的实质是奇异值分解结合主分量分析, 因此可连接图像的奇异值分解及主分量分析 2 个步骤来实现, 具体实现步骤如下:

1) 对于人脸库中的一幅人脸图像, 可用实矩阵 $A \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 来表示, 先把 A 的像素值范围归一到 $[0, 1]$, 计算 $A^T A \in \mathbf{R}^{N \times N}$.

2) 利用雅可比过关法^[9]求出 $A^T A$ 的特征值 λ_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 及对应的特征向量 v_i , 根据 $u_i = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} A v_i$ 求 AA^T 的特征向量 u_i .

3) 根据式(4)计算 A 的奇异值扰动衍生图像 P , 根据式(5)和(3)计算结合图像 J .

4) 将 J 按列连接成一个 $M \times N$ 维的列向量 x_i , 用 $u = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K x_i$ 计算 x_i 的均值向量.

5) 由于计算协方差矩阵 $\Sigma = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (x_i - u)(x_i - u)^T = ZZ^T$ 的特征值和特征向量较难, 转而计算协方差 $\Sigma' = Z^T Z$ 和其特征值和特征向量.

6) 根据 $u_i = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} Z v_i$ 求协方差矩阵 $\Sigma = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (x_i - u)(x_i - u)^T = ZZ^T$ 的特征值和特征向量, 按从大到小的顺序对 Σ 的特征值及对应的特征向量排序, 然后采用 $\sum_{i=1}^d \lambda_i / \sum_{i=1}^k \lambda_i \geq \theta$ 舍弃无用的特征值和其对应的特征向量, 得到所需的投影矩阵 U .

7) 训练图像和测试图像按 $P = U^T Y$ 往投影空间 U 投影, 得到投影向量, 再利用欧式距离来确定测试图像的分类.

3 实验结果分析

本文分别在 ORL 人脸库和 CAS-PEAL 人脸库上进行了大量的实验, 其中 ORL 人脸库是一个变化模式相对单一且由西方人人脸构成的人脸库, 而 CAS-PEAL 人脸库是变化模式相对较为复杂且由东方人人脸组成的人脸库. 通过在这样的 2 个人脸库上的实验可以更充分地验证参数 n 和 α 取不同值时对 SPCA 识别效果的影响.

3.1 ORL 人脸库介绍

实验所用人脸图像为英国剑桥大学 AT&T 实验室创建的 ORL 人脸数据库^[10]. ORL 人脸库包括 40 个人, 每人 10 幅, 共 400 幅人脸图像, 图像为 256 级灰度, 尺寸大小为 92×112 (宽 \times 高) 像素. 照片拍摄于不同的时间, 采用统一的黑色均匀背景, 在一定范围内存在光照变化, 面部表情变化 (睁眼或者闭眼、微笑或者严肃) 以及脸部细节变化 (如是否戴眼镜). 所有的照片都是正面直立的, 允许一定角度的头部倾斜和旋转, 一般旋转角度不超过 20° . 这有利于验证 SPCA 参数是否可以抑制无用于干扰信息, 对于分析参数变化对识别效果的影响是有利的.

实验中选取 40 个人, 每人一幅具有正常表情的标准人脸图像作为训练样本库, 剩余的 360 幅图像用于测试. 图 1 给出了其中一个人的图像.

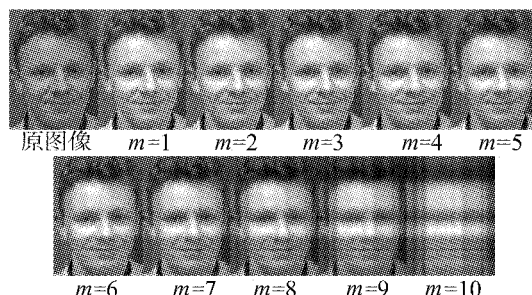


图 1 ORL 人脸库中一个人的图像

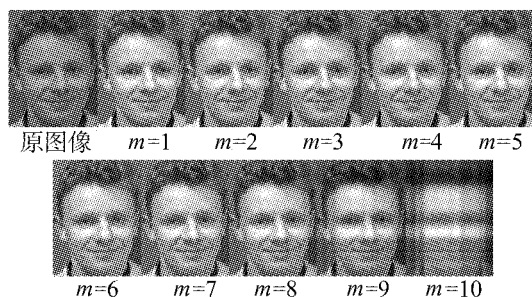
Fig. 1 One person's images in ORL face database

3.2 ORL 人脸库上的实验结果分析

针对参数 n 和 α 取不同值, 采用文献[3]中的取值方式和本文提出的均匀取值方式进行了实验, 图 2 和图 3 分别给出了 2 种取值情况下图像的奇异值扰动衍生图像、结合图像随 n 变化的情况.



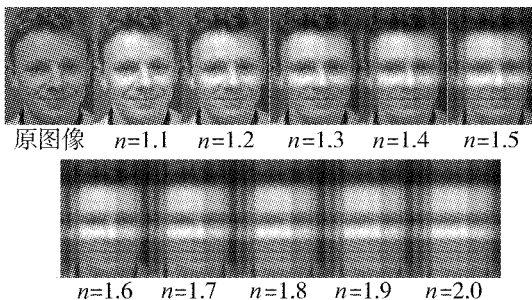
(a) $\alpha = 0.25$ 时的衍生图像



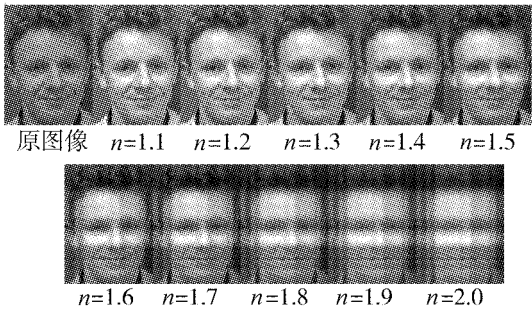
(b) $\alpha = 0.25$ 时的结合图像

图 2 文献[3]中 m 取不同值时的衍生图像和结合图像

Fig. 2 The derived images and combined images in [3] with different m



(a) $\alpha = 0.25$ 时的衍生图像



(b) $\alpha = 0.25$ 时的结合图像
图3 本文中 n 取不同值时的衍生图像和结合图像
Fig.3 The derived images and combined images in this paper with different n

通过上面的实验图像可以明显地看出,当采用文献[3]中的取值方式时,在 $\alpha = 0.25$ 的情况下, m 从 1~6 的变化过程中,衍生图像几乎没有变化;同样得到的结合图像也没有太大变化;而当 m 从 8 变化到 10 时,衍生图像则发生较大的模糊变化,这对于充分分析 n 取不同值对衍生图像的重构带来的影响是不利的. 所以,为了能够均衡、充分地分析 n 和 α 的变化给识别率带来的影响,分别针对文献[3]的取值方法和本文的取值方法进行了大量的实验. 实验结果如图 4、5 与表 1、2 所示.

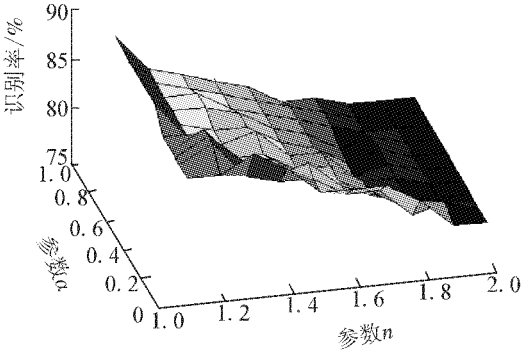


图4 本文采用 n 均匀取值方式下的识别率
Fig.4 Recognition rate n values in the uniform mode

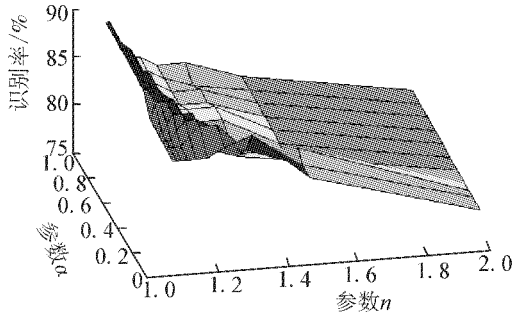


图5 文献[3]中 n 取值方式下的识别率
Fig.5 Recognition rate n values in [3]

表1 参数 n 2 种取值方式下的平均识别率对比
Table 1 The average recognition rate n in two values modes

本文 n 取值方式	平均识 别率/%	文献[3] n 取值方式	平均 识别率/%
1.1	87.12	1.100 0	87.12
1.2	85.61	1.111 1	87.29
1.3	84.26	1.125 0	87.21
1.4	83.50	1.143 3	86.95
1.5	82.15	1.166 7	86.11
1.6	81.15	1.200 0	85.61
1.7	79.97	1.250 0	84.85
1.8	79.29	1.333 3	84.09
1.9	78.78	1.500 0	82.15
2.0	78.70	2.000 0	78.70

表2 参数 n 2 种取值方式时参数 α 变化对平均识别率的影响
Table 2 The influence of parameter α change under different n values

α 取值	本文平均识别率/%	文献[3]平均识别率/%
0.10	83.52	85.37
0.20	82.50	85.46
0.25	82.50	85.55
0.30	82.22	85.18
0.40	81.85	85.28
0.50	81.85	85.18
0.60	81.67	85.09
0.70	81.76	84.63
0.80	81.67	84.63
0.90	81.57	84.35
1.00	81.48	84.35

通过图 4 和图 5 以及表 1、2 中的实验数据,2 种取值方式随着 n 的不断增大,平均识别率都呈现下降的趋势,但是相对于文献[3]提出的取值方法,采用均匀取值的方式时,识别率呈现均匀下降的趋势,能更全面地观察出 n 的变化给识别率带来的影响. 通过表 1 数据可以看出,当 $1 < n \leq 1.6$ 时平均识别率在 80% 以上,识别效果较好.

在分析 n 取值变化给识别率带来影响的同时,也详细地针对 α 的变化给识别率带来的影响进行了大量的实验,通过表中的数据,随着 α 的增大平均识别率整体呈现下降的趋势,在 n 值均匀变化的情况下,随着 α 的增大平均识别率的变化范围较宽,结合上述 2 个表中的数据, $0.1 < \alpha < 0.5$ 时,SP-CA 的识别性能较好.

上面的实验数据只是说明了识别率受参数变化

影响时的总体变化趋势,并得出了参数 n 和 α 的一个大致的取值范围.在得出此范围之后,本文又进行了实验,结果如图6所示.从而得出 n 和 α 的最佳取值.

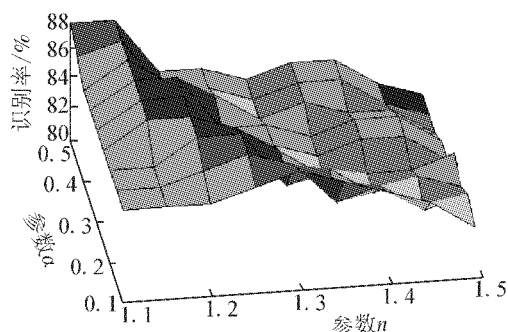


图6 n 和 α 小范围变化时的识别率

Fig.6 Recognition rate n and α change in a small area

结合表1、表2、图6的实验数据可以看出,当 n 取值为1.15或1.2时平均识别率分别为87.34%和86.63%,而单项识别率也是比较高的.而对于 α 的取值为0.25时,平均识别率为85.39%是比较高的,而且单项的识别率也是最高的.综合以上的分析,最终得到参数 n 和 α 取值分别为1.15和0.25.

3.3 CAS-PEAL 人脸库上的实验结果分析

由3.2节的测试数据可以看出,由于 ORL 人脸库中的人脸模式变化单一,所以识别效果还令人满意.现在再采用人脸模式变化较多的 CAS-PEAL 人脸库进行实验,测试参数取值对于识别效果的影响. CAS-PEAL 人脸库包含了1 040名中国人共99 450幅头肩部图像,所有图像在专门的采集环境中采集,涵盖了姿态、表情、饰物和光照4种主要变化条件,部分人脸图像具有背景、距离和时间跨度的变化.本文实验中采用每人的7幅图像,这7幅图像分别是每人在表情、正常、背景、距离、饰物、姿态和光照变化下的人脸图像.图7是选择出来的一个人在7种变化下的人脸图像.



图7 CAS-PEAL 人脸库中选择出来的一个人的人脸图像

Fig.7 One person's images in CAS-PEAL face database

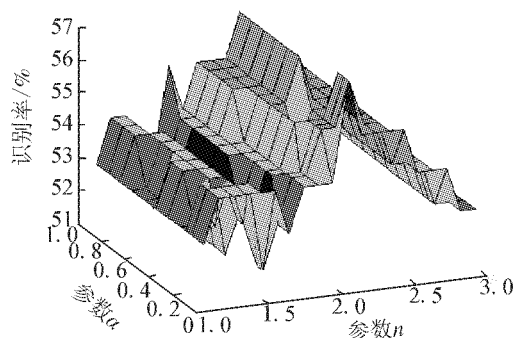


图8 本文采用的 n 均匀取值方式下的识别率

Fig.8 Recognition rate n values in the uniform mode

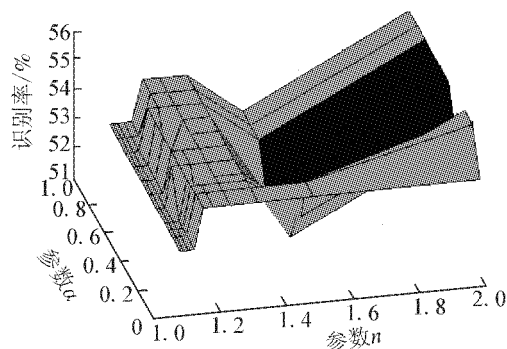


图9 文献[3]中 n 取值方式下的识别率

Fig.9 Recognition rate n values in [3]

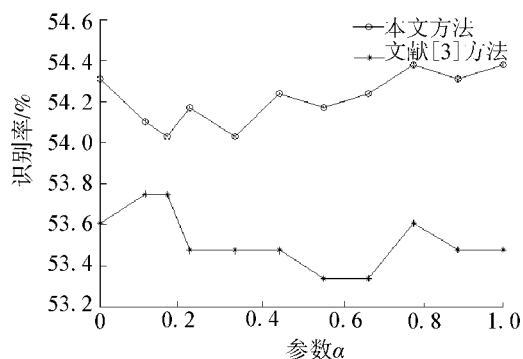


图10 n 2种取值方式下的平均识别率

Fig.10 The average recognition rate n in two values modes

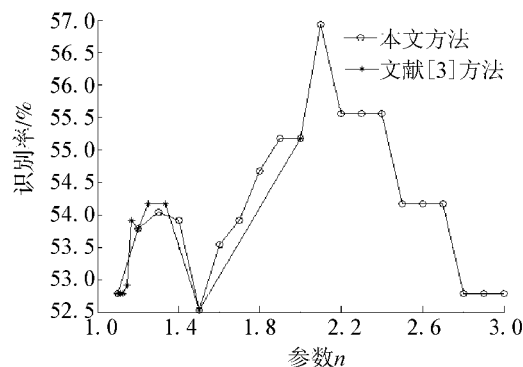


图11 参数 α 变化对平均识别率的影响

Fig.11 The influence of parameter α change

通过图 8~11 的实验数据看出,识别率有明显的下降,这也恰恰说明了在复杂情况下提高单样本人脸识别率是困难的.采用文献[3]的取值方式,参数 n 被限定在 1~2,但是显然 SPCA 算法的识别率没有达到最优值,识别率明显处于上升阶段,无法得出参数 n 对识别效果有影响的正确结论.所以本文在此基础上,进行了进一步的实验,把参数 n 的取值范围扩大到了 1~3,实验数据表明参数 n 在取值为 2.1 和 2.2 时平均识别率和单项识别率是最高的,当 n 变化到 2.8 以后识别率基本维持在一个固定的值,不再发生变化.

而参数 α 对识别效果的影响并不是特别明显,采用文献[3]的取值方式时,在参数 α 变化的情况下平均识别率基本都维持在 53% 左右,而采用本文的方法时,平均识别率维持在 54% 左右,并没有大幅度的增减现象出现.但是通过单项识别率可以看出,参数 α 取值在 0.5~1.0 的识别率相对较高.

通过以上的分析和格数据得出这样的结论,在 CAS-PEAL 人脸库上进行实验测试 SPCA 参数的影响,参数 α 的取值范围为 $0.5 < \alpha < 1.0$,参数 n 的最佳取值为 2.1,已经超出文献[3]所规定的 2.0 的上限值.

本文通过在 ORL 人脸库和 CAS-PEAL 人脸库上的大量实验,验证了 SPCA 算法衍生图像生成参数 n 和结合图像计算中结合参数 α 对识别效果有严重的影响.针对不同情况下的人脸库,参数 n 和参数 α 应当有不同的取值规律,并不是一成不变的.对于人脸模式变化较为单一且由西方人人脸构成的人脸库,一般参数 n 和参数 α 取值是比较小的,而对人脸模式变化较为复杂且为东方人的人脸库,参数 n 和参数 α 取值相对较大.这主要是由于在人脸模式单一的情况下,如果参数 n 取值较大衍生图像的内部信息结构被扰乱,图像变得平滑模糊,不再适合用来表征人脸图像,会导致识别率下降.但是在人脸模式较为复杂的情况时,人脸图像信息已经很复杂,经过衍生图像变换后,最终得到的人脸结合图像变得模糊从而忽略了一些细节信息,但这样更能表达出复杂状态下各种人脸的概况信息,所以识别率反而提高.

4 结束语

奇异值扰动的主分量分析(SPCA)首先对人脸图像进行特殊的预处理,以增强人脸图像中对识别

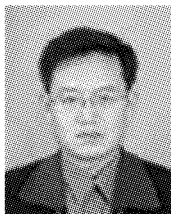
有用的信息,并抑制那些对识别不利的信息,然后再使用主分量分析法进行特征提取和识别,为单训练样本人脸识别开辟了一条新的思路.本文重点讨论并测试了 SPCA 中衍生图像生成参数 n 和结合图像计算中结合参数 α 对识别结果的影响,得出了 SPCA 取得较好识别效果时参数的取值原则,从而进一步说明 SPCA 方法的有效性.

参考文献:

- [1] TAN Xiaoyang, CHEN Songcan, ZHOU Zhihua, ZHANG Fuyan. Face recognition from a single image per person: a survey[J]. Pattern Recognition, 2006, 39: 1725-1745.
- [2] 王科俊,段胜利,冯伟兴. 单训练样本人脸识别技术综述[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(5): 77-83, 635-642.
WANG Kejun, DUAN Shengli, FENG Weixing. A survey of face recognition using single training sample[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2008, 21(5): 77-83, 635-642.
- [3] ZHANG Daoqiang, CHEN Songcan, ZHOU Zhihua. A new face recognition method based on SVD perturbation for single example image per person[J]. Applied Mathematics and Computation, 2005, 163(2): 895-907.
- [4] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.
- [5] KIROBY M, SIROVICH L. Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(1): 103-108.
- [6] WU Jianxin, ZHOU Zhihua. Face recognition with one training image per person[J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(14): 1711-1719.
- [7] CHEN Songcan, ZHANG Daoxiang, ZHOU Zhihua. Enhanced (PC)2A for face recognition with one training image per person[J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(10): 1173-1181.
- [8] 何家忠,杜明辉. 单样本人脸识别中一种新的图像增强方法[J]. 微计算机信息, 2006, 22(3): 266-268.
HE Jiazhong, DU Minghui. A new image enhancement method for face recognition with single training sample[J]. Microcomputer Information, 2006, 22(3): 266-268.
- [9] 徐士良. C 常用算法程序集[M]. 2 版. 清华大学出版社, 1996: 74-77.
- [10] 剑桥大学 AT&T 实验室. ORL 人脸库建[EB/OL]. [2010-05-12]. <http://www.cl.cam.ac.uk/Research/>

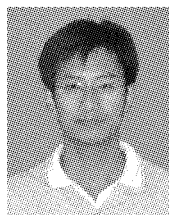
DTG/attachive/facedatabase. html.

作者简介:



王科俊,男,1962年生,教授,博士生导师,博士,哈尔滨工程大学自动化学院副院长,哈尔滨工程大学模式识别与智能系统学科带头人.现任中国人工智能学会理事、中国人工智能学会科普工作委员会副主任、黑龙江省人工智能学会

理事长、黑龙江省神经科学学会副理事长、黑龙江省神经科学学会人工智能与医学工程专业委员会主任、黑龙江省自动化学会理事.曾获得部级科技进步二等2项,三等奖3项,省高校科学技术一等奖1项、二等奖1项.主要研究方向为生物特征识别与智能监控、神经网络、计算生物信息等.完成科研项目20余项,在研项目10余项.发表学术论文150余篇,出版学术专著3部,主审教材2部.



邹国锋,男,1984年生,博士研究生,主要研究方向为生物特征识别与智能监控.



张洁,女,1987年生,硕士研究生,主要研究方向为生物特征识别与智能监控.

第9届中国智能机器人学术研讨会胜利召开

由中国人工智能学会智能机器人专业委员会主办、北京大学深圳研究生院承办的“第9届中国智能机器人学术研讨会”于2011年11月11~13日在深圳举行,150多名专家学者出席了本次会议.中国人工智能学会理事长李德毅院士和指导委员会主任涂序彦教授来信向大会表示祝贺,香港中文大学副校长徐扬生院士、中国人工智能学会原理事长钟义信教授、中国人工智能学会副理事长韩力群教授、秘书长王万森教授、智能机器人专业委员会名誉主任蔡自兴教授、北京大学校长助理深圳研究生院常务副院长史守旭教授、深圳市科技工贸和信息化委员会副主任刘锦等嘉宾出席了本次会议.

大会开幕式由组委会主任刘宏教授主持,大会主席、中国人工智能学会智能机器人专业委员会主任黄心汉教授致开幕词,韩力群副理事长、钟义信教授、史守旭教授和刘锦副主任分别致词.徐扬生院士、钟义信教授、孙立宁教授、谭民教授、黄心汉教授、洪炳镕教授等作了大会报告.大会报告内容精彩详实,受到与会代表的热烈欢迎.在分组报告中,100多位专家学者展示了近年来在智能机器人研究中的丰硕成果,交流了科技开发和学术活动的宝贵经验,展望了未来智能机器人的发展方向,深入探讨了智能机器人的发展战略.会议热烈务实,会议评选出优秀论文10篇,是我国智能机器人科技界、学术界和产业界的一次盛会.

会议期间,根据中国人工智能学会章程进行了智能机器人专业委员会的换届选举.中国人工智能学会副理事长韩力群教授和秘书长王万森教授出席和指导了换届选举工作.在换届选举领导小组的主持下,与会代表听取和审议了第4专业委员会主任黄心汉教授的工作报告,代表们对第4专业委员会的工作表示满意,对今后的工作也提出了许多有益的建议.会议选举安向京等109人为第5届智能机器人专业委员会委员,曹其新等30人为常务委员,黄心汉为专委会主任,谭民、贺汉根、葛运建、刘宏、付宜利为副主任,王敏为秘书长.在第5届专委会第1次常委会上,认真讨论了新一届专委会的工作和活动安排,审议和讨论了下一届学术年会的承办单位和举办地,决定2013年第10届中国智能机器人学术会议由山河智能装备股份有限公司和中南大学承办.

在会议闭幕式上,黄心汉教授作了大会总结,组委会和上海未来伙伴机器人有限公司代表为获奖论文和作者颁发了获奖证书和奖金.