

单张图像对每人多张注册图像的人脸识别

韩兆翠^{*1}, 苏铁明¹, 王国强², 欧宗瑛¹, 徐文骥¹

(1. 大连理工大学 机械工程学院, 辽宁 大连 116024;

2. 洛阳理工学院 计算机与信息工程系, 河南 洛阳 471023)

摘要: 同一对象的多张图像提供了比单张图像更丰富的外观信息, 提取多张人脸图像共性信息可提高人脸识别率. 经典的基于主方向夹角的 MSM 应用于单张图像对一组图像匹配, 识别效果不佳, 为此提出基于主分量重构误差最小准则的单张图像与一组注册图像人脸识别算法原理, 并作了实施. 在由 MBGC 项目提供的图像组建的测试集上进行的测试表明, 所提出的算法识别效果提高幅度明显优于基于依次单张匹配和基于最大主方向夹角准则的方法.

关键词: 人脸识别; 多张图像匹配; 生物特征识别; 主分量分析

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

0 引言

人脸识别是一项重要的生物特征识别技术, 由于具有图像采集方便、被测者不受干扰且可以隐蔽操作等优点, 特别受到人们重视, 在门禁身份识别、环境安全监控、人机智能交互、含有人脸图像的大型数据库检索等领域有着广阔的应用前景.

人脸自动识别技术的研究与开发, 从 1992 年 MIT 开发出的第一个较完整的基于 Eigenface 人脸识别系统算起, 已经有 20 年, 已取得了很大进展^[1-3]. 但是, 已有的研究主要是基于单张图像对单张图像进行匹配对比的. 单张图像表达中有局限性, 采集中又存在多种随机干扰, 基于单张图像匹配的识别率不可避免地要受到干扰和制约. 实际上, 在实际识别应用中, 人们常常可以采集到多幅图像. 同一个人的多幅图像显然比单幅图像包含更丰富的个人特征信息, 在识别匹配中引入多幅图像的特征, 必将有助于提升人脸识别率. 包含识别对象多张图像的识别研究, 是近年愈来愈受到重视的研究领域^[4-6]. 美国国家技术标准局 (National Institute of Technology, NIST) 等机构近年筹办和资助的对全球开放的 FRGC (Face

Recognition Grand Challenge, FRGC 2005-2006) 项目和 MBGC (Multiple Biometric Grand Challenge 2008-2009) 项目^[7,8] 都设立有基于成组多张图像匹配内容的测试比赛, 以鼓励和促进基于多张图像识别匹配技术的发展. 本文研讨最常见的待测对象为单张图像但注册图像为每人多张图像的识别匹配问题, 分别研讨基于依次单张图像匹配、基于单张图像与一组图像主方向匹配和基于单张待测图像主分量重构误差最小匹配等 3 种识别匹配相似度计算方法, 并在 MBGC 提供的图像集上进行测试对比.

1 单张人脸图像和一组多张人脸图像的匹配识别问题

典型的人脸识别工作流程如图 1 所示, 它通常分为注册和测试两种处理过程. 当注册图像和待识别图像都只给出一张图像时的识别匹配处理称为单张人脸图像之间的匹配. 当注册图像或待识别图像都以一组多张图像方式给出时, 此时的识别处理就涉及了成组多张图像的识别匹配.

对于一张图像, 其原始数据是以二维矩阵形式排列的像素亮度值. 早期的识别处理是将各像素亮度值逐行(或逐列)串接, 简化为一维向量组

收稿日期: 2011-05-15; 修回日期: 2012-09-11.

基金项目: 大连理工大学-中国科学院沈阳自动化研究所联合基金资助项目(2006).

作者简介: 韩兆翠*(1983-), 女, 博士生, E-mail: xiaohan83@163.com.

成数字化表示. 由于孤立的像素亮度没有直接揭示图像表达对象的内蕴特性, 近年开发的人脸识别系统都是从原始的各像素亮度进一步提取反映亮度分布模式的纹理或频域特征, 以这些特征组成人脸的数字化表示. 采用特征表示后, 设一张图像包含(提取) n 个数字特征, 则一张待测图像可数字化表达为 n 维向量, 而包含 m 张图像的一组注册图像, 可数字化表达为 $n \times m$ 维矩阵. 单张待测图像与多张注册图像的匹配问题可数字化为一个向量与多个向量组成的矩阵的匹配问题.

在本文以下的分析计算及测试中, 首先进行以人眼为基准的规范化定位裁剪及光照规范化处理, 然后提取 Gabor 小波系数, 以 Gabor 小波系数作为人脸数字化特征.

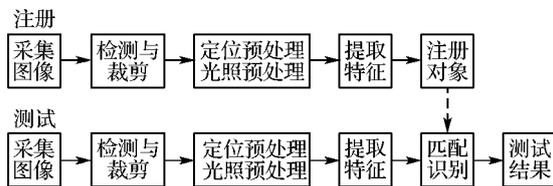


图1 人脸识别工作流程图

Fig. 1 The working flow chart of face recognition

2 基于单张图像对多次单张图像匹配的相似度计算

如将一组人脸图像视作多张人脸图像的简单集合, 则单张图像对一组图像的匹配可以化解为该单张图像依次与组内各个图像匹配的多个单张图像之间匹配处理. 设待测图像为 \mathbf{X}_t , 注册的一组图像 \mathbf{G} 含有 m 张图像, 其任意一张图像为 \mathbf{G}_i ($i = 1, \dots, m$), 可沿用单张图像之间匹配方法, 求得 m 次匹配的相似度 $S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G}_i)$ ($i = 1, \dots, m$).

将上述求得的 m 次匹配相似度自大至小排序整理为

$$\{S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})[1], S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})[2], \dots, S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})[m]\}$$

在 m 次单张匹配中, 一般认为其中相似度最高的单张匹配最有意义, 所以可选取 $S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G}_i)$ 的 m 个相似度中的最高值作为待测图像与一组图像的有效相似度. 即

$$S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G}) = \arg \max_{i=1, \dots, m} (S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G}_i)) = S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})_{\max} \quad (1)$$

为减轻单张图像中随机噪音的影响, 本文研

究了取相似度最高的首 c 个加权组合的平均值作为有效相似度, 通过统计学习优选其权系数, 基于首 c 项加权组合相似度识别其效果优于基于最高值的相似度识别.

$$S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})_c = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c \omega_i S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})[i] \quad (2)$$

将涉及一组图像的匹配化解为依次单张图像之间匹配, 虽然通过加权组合计算, 适度地提高了匹配精度, 但是, 在依次的单张匹配中, 各单张图像都是作为独立的一张图像参与匹配, 忽略了由多张图像组成一组图像中所蕴含的共性信息. 显然, 引入成组图像的共性特性, 将有助于提高匹配精度.

3 基于一组图像特征向量方向的识别匹配相似度计算

对于给定的一组人脸图像, 可通过主分量分析(principal component analysis, PCA)作降维分析并计算出其主分量投影基. 其投影基反映了该组图像的共性. 文献[5]最早提出以该投影基的主方向作为描述该组图像的数字特征, 不同组图像的差异则以主方向的夹角度量.

已知一组图像 \mathbf{G} , 共有 m 张图像, 每张图像已数字化为 n 维向量, 整组图像可表示为矩阵 \mathbf{X} :

$$\mathbf{X} = (\mathbf{X}_1 \quad \mathbf{X}_2 \quad \dots \quad \mathbf{X}_m) = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{21} & \dots & x_{m1} \\ x_{12} & x_{22} & \dots & x_{m2} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_{1n} & x_{2n} & \dots & x_{mn} \end{pmatrix} \quad (3)$$

该组的平均图像

$$\mathbf{X}_{\text{mean}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{X}_i \quad (4)$$

将 \mathbf{X} 内各个图像减去 \mathbf{X}_{mean} , 得到规整化矩阵 \mathbf{X}' , \mathbf{X}' 中图像向量的各维分量都是以零值为中心分布的数据.

\mathbf{X}' 所表示的一组图像都是属于同一人的图像, 由于源于同一对象内蕴模式, 各张图像的各维分量之间存在紧密相关联系. \mathbf{X}' 中 j 维分量 \mathbf{X}'_j (行向量)和 k 维分量 \mathbf{X}'_k (行向量)的关联程度可以以其协方差表征.

$$\text{cov}(\mathbf{X}'_j, \mathbf{X}'_k) = E(\mathbf{X}'_j, \mathbf{X}'_k) = \sum_{i=1}^m (x'_{ij} \cdot x'_{ik}) \quad (5)$$

将上述协方差集成, 可构建为协方差矩阵:

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \text{cov}(\mathbf{X}'_1, \mathbf{X}'_1) & \text{cov}(\mathbf{X}'_1, \mathbf{X}'_2) & \cdots & \text{cov}(\mathbf{X}'_1, \mathbf{X}'_n) \\ \text{cov}(\mathbf{X}'_2, \mathbf{X}'_1) & \text{cov}(\mathbf{X}'_2, \mathbf{X}'_2) & \cdots & \text{cov}(\mathbf{X}'_2, \mathbf{X}'_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}(\mathbf{X}'_n, \mathbf{X}'_1) & \text{cov}(\mathbf{X}'_n, \mathbf{X}'_2) & \cdots & \text{cov}(\mathbf{X}'_n, \mathbf{X}'_n) \end{pmatrix} = \mathbf{X}'\mathbf{X}'^T \quad (6)$$

协方差矩阵显式地表征了同一图像向量的各维分量之间的统计相关关系。

同一对象的图像向量在 n 维空间的分布应当聚集;并且存在某些特性方向,各图像向量在这些方向投影分布分散度最大,但在垂直于此方向的分布则比较紧密,称为主方向。设 \mathbf{U}_j 为其中一个主方向, \mathbf{U}_j 方向在 n 维空间由 n 个方向投影常数表征。图像向量 \mathbf{X}'_i 在 \mathbf{U}_j 方向的投影为其点乘积,即 $\mathbf{U}_j^T \mathbf{X}'_i$ 。具有上述特性的 \mathbf{U}_j 方向可按下列优化准则计算确定:

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{i=1}^m (\mathbf{U}_j^T \mathbf{X}'_i)^2 \\ \text{s. t.} \quad & \mathbf{U}_j^T \mathbf{U}_j = 1 \end{aligned} \quad (7)$$

约束条件 $\mathbf{U}_j^T \mathbf{U}_j = 1$ 是为了排除 \mathbf{U}_j 模值大小的影响。

引入拉格朗日乘子 λ 将目标函数和约束条件合并为

$$\max \sum_{i=1}^m (\mathbf{U}_j^T \mathbf{X}'_i)^2 - \lambda (\mathbf{U}_j^T \mathbf{U}_j - 1)$$

其中,表征投影分散项可进一步推导为

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^m (\mathbf{U}_j^T \mathbf{X}'_i)^2 &= \sum_{i=1}^m (\mathbf{U}_j^T \mathbf{X}'_i) (\mathbf{U}_j^T \mathbf{X}'_i) = \\ & \sum_{i=1}^m (\mathbf{U}_j^T \mathbf{X}'_i \mathbf{X}'_i^T \mathbf{U}_j) = \mathbf{U}_j^T \Sigma \mathbf{U}_j \end{aligned} \quad (8)$$

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{U}_j} [\mathbf{U}_j^T \Sigma \mathbf{U}_j - \lambda (\mathbf{U}_j^T \mathbf{U}_j - 1)] = \mathbf{0} \quad (9)$$

$$\Sigma \mathbf{U}_j - \lambda \mathbf{U}_j = \mathbf{0}$$

由式(9)解出的主方向 \mathbf{U}_j , 实际就是协方差矩阵 Σ 的一个特征向量,协方差矩阵及求解得的特征向量都是反映成组图像的共性特征的数字表征。其中,特征向量所表征的主方向,是协方差矩阵的重要数字特征。文献[5]建议取主方向夹角作为两组图像之间的匹配度量值,所提出的识别匹配方法被称为 MSM(mutual subspace method)。

当给出两组由多张图像组成的图像分组,可分别求出其协方差矩阵对应的特征向量方向集 \mathbf{D} 和 \mathbf{G} 。MSM 取 \mathbf{D} 和 \mathbf{G} 中各个主方向夹角最大者 θ

的余弦值的平方作为其匹配相似度,即

$$S(\mathbf{D}, \mathbf{G}) = \cos^2 \theta = \max_{\substack{\mathbf{d} \in \mathbf{D}, \mathbf{g} \in \mathbf{G} \\ \|\mathbf{d}\| \neq 0, \|\mathbf{g}\| \neq 0}} \frac{|\mathbf{d} \cdot \mathbf{g}|^2}{\|\mathbf{d}\|^2 \|\mathbf{g}\|^2} \quad (10)$$

MSM 是一个经典算法,该算法现仍然经常作为评价对比新算法性能的一个参照标准。

对于本文所研究的单张图像对一组多张图像匹配问题,待测对象只有单张图像,不能采用协方差矩阵方法解出多个特征向量,只能将该单张图像向量经过规整化(减去欲匹配组图像的均值)作为唯一的特征方向与欲匹配成组图像的特征向量方向计算其相似度,即式(10)中的 \mathbf{d} 退化为只有单个特征向量。这种方法又称 CSM(conventional subspace method)[5]。

对于单张测试人脸图像和一组多张注册人脸图像的匹配,CSM 采用基于单张图像规整后向量与成组图像特征方向(主方向)夹角余弦作为相似计算基础,其中,注册图像的主方向是基于多张注册图像构建的,所反映的共性特征比较稳定,测试图像的主方向取的是单张测试图像数字特征规整后向量。但是,单张图像规整特征向量方向并不稳定,其分散度比成组采集后计算的主方向分散度大,因而限制了 CSM 识别率。本文在测试集中所做的实际测试数据,也验证了 CSM 算法的误识率与基于依次单张图像匹配方法相近,无明显改善。为此,本文研究并提出了基于主分量重构误差的相似度计算方法。

4 基于主分量重构误差的相似度计算

对于一组同一对象的多张图像,在求得其特征向量之后,原图像向量在各特征向量方向投影分量称为其主分量。对于线性系统,如将原向量分解的全部主分量合成,可复原为原向量。根据主分量分解理论,如将其中为首的若干项主分量合成,则重构的合成向量是原向量在统计意义上最好的近似。即在分解项数相同下,所取主分量分解项的合成重构的向量,对整组图像来说,其误差之和要比采用其他方法分解合成的误差之和小。

在单张测试图像与多组但每组含有多张同属一个对象图像的识别匹配中,可将该单张测试图像分别作为对比组成员分别求其主分量投影,其中,各主分量对应的特征值的大小依次降低。然后将为首的几项主分量重构合成向量与原向量计算

其重构相似度. 当测试图像所属对象与成组图像所属对象为同一人时, 其主分量投影合成的向量与测试图像向量应最接近, 即重构相似度为最高. 依据此原理, 本文提出以重构误差为比较准则的识别匹配算法, 以重构相似度作为匹配相似度. 测试实践表明基于主分量重构误差准则比基于主方向夹角准则具有更稳定的识别区分精确度.

设测试图像向量为 \mathbf{X}_t , 成组图像 \mathbf{G} 的均值图像向量为 \mathbf{X}_{mean} , \mathbf{U}_j 为成组图像的一个主方向, \mathbf{X}_t 、 \mathbf{X}_{mean} 、 \mathbf{U}_j 都是 n 维向量.

\mathbf{X}_t 规整后向量为

$$\mathbf{X}'_t = \mathbf{X}_t - \mathbf{X}_{\text{mean}} \quad (11)$$

\mathbf{X}'_t 在主方向投影后, 投影向量为

$$\mathbf{X}_{t_rebuild} = (\mathbf{X}'_t \cdot \mathbf{U}_j) \cdot \mathbf{U}_j$$

\mathbf{X}'_t 投影后与 \mathbf{X}_{mean} 重构的向量为

$$\mathbf{X}_{\text{mean}} + (\mathbf{X}'_t \cdot \mathbf{U}_j) \cdot \mathbf{U}_j$$

\mathbf{X}_t 与其在 \mathbf{U}_j 方向投影分解并重构的向量之间相似度(按夹角的余弦计, 图 2)为

$$S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})_{U_j} = \frac{(\mathbf{X}_{\text{mean}} + (\mathbf{X}'_t \cdot \mathbf{U}_j) \cdot \mathbf{U}_j) \cdot \mathbf{X}_t}{\|\mathbf{X}_{\text{mean}} + (\mathbf{X}'_t \cdot \mathbf{U}_j) \cdot \mathbf{U}_j\| \cdot \|\mathbf{X}_t\|} \quad (12)$$

成组注册图像具有多个主方向, 因此, 可按式(12)计算得相应多个主方向的主分量重构相似度. 最终的单张测试图像与多张注册图像相似度可由上述多个单主分量重构相似度综合合成.

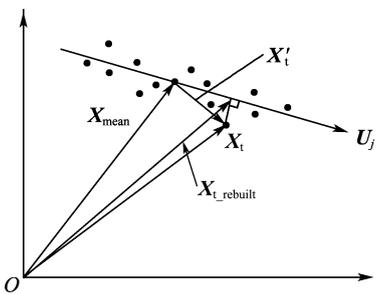


图 2 待测图像向量 \mathbf{X}_t 及其与重构向量 $\mathbf{X}_{t_rebuild}$ 的关系

Fig. 2 The relation of a testing image vector \mathbf{X}_t to its approximation reconstructed vector $\mathbf{X}_{t_rebuild}$

5 实验测试

为了验证和对比上述算法原理的有效性, 本文进行了实际图像测试. 测试图像选自 MBGC 项目^[8,9]提供的测试图像集. MBGC 图像集分为 Query 和 Target 两类. Query 类图像都是室外采

集光照条件为非可控的图像. Target 类则同时包含光照条件为可控和非可控图像. 本文从 Query 类图像中选取单张待测图像, 从 Target 类图像中选取注册图像. 所选原始图像为 MBGC 提供的眼距为 90 pixel 并已压缩至容量为 8 kB 的压缩图像. 图 3 为可控和非可控图像的部分图像示例.



(a) 可控图像图例



(b) 非可控图像图例

图 3 可控和非可控图像图例

Fig. 3 Some examples of controlled and uncontrolled images

测试中, 图像统一裁剪为 230 pixel \times 180 pixel 大小, 眼距为 90 pixel. 采用人工定位对中, 图像经过光照规范化处理后, 提取 Gabor 小波特征作为数字化特征, 经有效降维后, 每张图像取为 450 维数字特征表示.

为了考察不同光照条件下的效果差异, 共进行了 3 组不同光照组合测试(表 1).

表 1 不同光照组合实验测试

Tab. 1 Test on different combinations of illumination conditions

测试组合	组数	每组图像数目	注册图像 (均来自 Target)		待测图像 (均来自 Query)	
			图像总数	光照条件	图像总数	光照条件
1	256	24~30	5 120	可控和非可控	4 298	非可控
2	316	12~20	5 956	可控	4 579	非可控
3	316	2~20	4 029	非可控	4 579	非可控

在上述 3 组测试组合中, 待测图像所属对象已包含在注册图像范围中, 但待测图像与注册图像并不重复. 测试组合 2 与测试组合 3 中的待测图像相同.

5.1 不同识别匹配方法测试对比结果

测试组合 1、2、3 均取 20 张图像注册, 分别采用基于单张注册单张匹配、基于依次单张匹配、基

于主方向匹配 (CSM) 和基于主分量重构误差匹配等 4 种方法进行测试, 除了第 1 种方法外, 其余 3 种方法都是基于成组多张注册图像的匹配测试. 其误识率列于表 2 中.

在表 2 中, $S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})_{\text{single}}$ 所示为按常规的单张注册图像和单张待测图像的匹配相似度. 由于选取的注册图像具有随机差异, 每个测试组合共做了 3 次测试, 表中所列为其平均值.

基于依次单张匹配的方法中, $S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})_{\text{max}}$ 和 $S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})_{c=3}$ 分别表示单张匹配时取最高值和前 3 个平均值作为匹配相似度. 在本文的实验中, 与取单张匹配最高值作为匹配相似度相比, $c=3$ 时相对略好一些.

在基于主方向匹配的方法中, $S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})_{\text{csm-first}}$ 表示将待测图像与首个主方向 (即最大特征值对应的特征向量) 计算得到的相似度作为匹配相似度. 经过实验测试, 与取其他单个主方向或者多个

主方向合成相比, 取第 1 个主方向效果最好.

在基于主分量重构误差匹配的方法中, $S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})_{U_{1-3c}}$ 表示将分别取第 1 个、第 2 个和第 3 个主分量重构误差匹配计算得到的 3 个相似度按几何平均 (即平方和平均值的开方) 计算得的相似度. 经过实验测试, 只取某一个主分量进行重构误差匹配时误识率不稳定, 几何平均合成后的效果比较好. 在本文中分别对取不同数目的主分量重构得到的匹配相似度进行分析对比, 其中取首 3 个的几何平均值效果较好.

从表 2 中可以看出, 对于各种光照条件的组合, 基于成组多张注册图像的 3 种方法的误识率均有明显下降, 基于依次单张匹配方法的误识率平均降低了约 61%; 基于主方向匹配平均降低了约 64%; 基于主分量重构误差匹配平均降低了约 68%. 其中基于主分量重构误差匹配的方法识别效果最好. 在其他数据集上实验测试, 效果对比类似^[9].

表 2 基于单张注册单张匹配、基于依次单张匹配、基于主方向匹配和基于主分量重构误差匹配的误识率

Tab. 2 The recognition error rates with single image based, multiple single image based, principal direction error based and principal component reconstruction error based approaches

测试组合	误识率 / %				
	$S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})_{\text{single}}$	$S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})_{\text{max}}$	$S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})_{c=3}$	$S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})_{\text{csm-first}}$	$S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})_{U_{1-3c}}$
1	13.05	5.07	4.09	4.63	3.89
2	11.88	5.68	5.15	5.22	4.67
3	19.45	7.67	6.38	5.55	5.18

5.2 注册图像数目不同时的测试对比

为考察注册图像数目 (n_r) 的影响, 又进行了 n_r 不同的测试对比. 在本次对比中, 只选择测试组合 1 来进行. 在每组的 30 张图像中分别随机抽取 2、3、4、8、12、16、20、24、28、30 张共 10 组来进行测试. 图 4 示出了采用不同匹配方法时误识图

像数目 (n_c) 的变化及对比. 从图中可以看出, 当每组注册图像数目少于 6 张时, 误识数目变化较快, 增加注册图像数目对提高识别精度效果明显, 数目大于 6 张后变化逐渐变缓慢. 在注册图像数目不同的测试中, $S(\mathbf{X}_t, \mathbf{G})_{U_{1-3c}}$ 始终是 4 种方法中最优的, 再次证明了本文提出的算法的有效性.

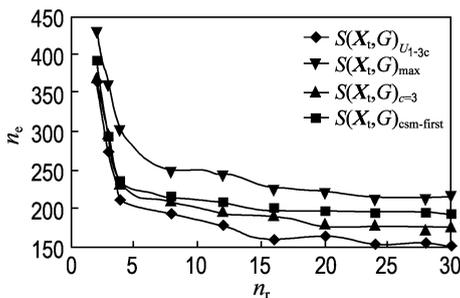


图 4 注册图像数目不同时的识别失误对比
Fig. 4 Comparison of recognition errors versus the numbers of registered images

6 结 语

本文研讨和对比了基于单张注册单张匹配和基于成组多张注册的 3 种方法 (基于依次单张匹配、基于主方向匹配和基于主分量重构误差匹配), 实验测试基于成组多张注册的识别方法降低误识率达 61%~68%. 其中, 效果最好的基于主分量重构误差匹配方法是本文提出的新方法.

本文还测试了在与单张图像匹配中注册图像张数对识别匹配精度的影响. 增多注册图像张数, 可降低误识率. 在 6 张以内时, 降低幅度较显著,

增大至 16 张以后,降低的幅度逐渐趋于稳定。

致谢:本文测试分析中,引用了西安交通大学 AIAR 研究所 OFD 人脸数据库。

参考文献:

- [1] ZHAO W Y, Chellappa R, Phillips P J, *et al.* Face recognition: A literature survey [J]. **ACM Computing Surveys**, 2003, **35**(4):399-458.
- [2] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition [J]. **Journal of Cognitive Neuroscience**, 1991, **3**(1): 71-86.
- [3] Phillips P J, Scruggs W T, O'Toole A J, *et al.* FRVT 2006 and ICE 2006 large-scale experimental results [J]. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)**, 2010, **32**(5): 831-836.
- [4] 严 严,章毓晋. 基于视频的人脸识别研究进展 [J]. **计算机学报**, 2009, **32**(5):878-886.
YAN Yan, ZHANG Yu-jin. State-of-the-art on video-based face recognition [J]. **Chinese Journal of Computers**, 2009, **32**(5):878-886. (in Chinese)
- [5] Yamaguchi O, Fukui K, Maeda K. Face recognition using temporal image sequence [C] // **IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition**. Nara:IEEE Computer Society, 1998:318-323.
- [6] ZHOU S, Chellappa R. From sample similarity to ensemble similarity:probabilistic distance measures in reproducing kernel Hilbert space [J]. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 2006, **28**(6):917-929.
- [7] Phillips P J, Flynn P J, Scruggs T, *et al.* Overview of the face recognition grand challenge [C] // **IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**. Piscataway: IEEE Computer Society, 2005:947-954.
- [8] Phillips P J. Overview of the multiple biometric grand challenge [EB/OL]. (2011-04-10). http://face.nist.gov/mbgc/mbgc_presentations.htm.
- [9] LIU Jian-yi. The Oriental Face Database (OFD) [DB/OL]. (2011-05-15). <http://www.aiar.xjtu.edu.cn/groupse/face/chinese/Homepage.htm>.

Face recognition with a single test image to a set of multiple registered images for each person

HAN Zhao-cui^{*1}, SU Tie-ming¹, WANG Guo-qiang², OU Zong-ying¹, XU Wen-ji¹

(1. School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. Computer Science and Information Engineering Department, Luoyang Institute of Science and Technology, Luoyang 471023, China)

Abstract: A set of multiple images for a person provides much richer appearance information than a single image. Extracting the common information of multiple images can improve face recognition performance. The classic principal angle-based approach MSM does not work well while applying in single test image matching with image set case. A new approach based on the criterion of minimum reconstruction error from the principal components of test images is proposed. Some experiments are implemented on testing face image sets extracted from MBGC data set, and the experimental results show that the proposed approach possesses significant performance upgrade and is superior to the single image-based and principal angle-based approaches.

Key words: face recognition; multiple images matching; biometrics; principal component analysis