

融合快速稀疏描述与协同描述的人脸识别

刘子渊 江艳霞 吴腾飞

(上海理工大学光电信息与计算机工程学院 上海 200093)

摘要 快速稀疏描述分类法(FSRC)与协同描述分类法(CRC)是在压缩感知理论的基础上发展而来的,不同的侧重点限制了两者在人脸识别上的进一步提升。针对此,提出了融合快速稀疏描述与协同描述的人脸识别方法。首先,将人脸镜像图像引入样本库;然后,利用FSRC与CRC方法求解残差矩阵;最后,利用加权信息融合的方式将两者的残差矩阵进行权重加和,依据最小值所对应的位置信息求取识别率。公共人脸数据库的实验表明,所提方法优于FSRC,CRC及其他方法。

关键词 人脸识别,快速稀疏描述,协同描述,镜像图像,权重融合

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A

Integrating Fast Sparse Representation and Collaborative Representation for Face Recognition

LIU Zi-yuan JIANG Yan-xia WU Teng-fei

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract On the basis of compressed sensing theory, fast sparse representation classification (FSRC) and collaborative representation classification (CRC) were proposed. Different emphases restrict further improvement in face recognition. Focused on this, this paper proposed an improved method named integrated fast sparse representation and collaborative representation. Firstly, the face mirror image is introduced into the sample library. Then, the residuals matrix is solved with FSRC and CRC. Finally, the weights of residuals matrix get a summation by weighted fusion and the recognition rate is obtained according to the minimum value's position information. Experiments on different face databases show that the proposed method can get better recognition performance than FSRC, CRC and others.

Keywords Face recognition, Fast sparse representation, Collaborative representation, Mirror image, Weighted fusion

1 引言

以人脸识别技术为核心的识别系统是新兴的生物识别技术。一般的人脸识别技术大致可以分为:基于几何特征的方法^[1]、基于表象法(Appearance-based)的方法^[2]和基于模型的方法(如马尔科夫模型等)^[3]等。近年来随着压缩感知理论的提出,采用比Nyquist采样率更低的采样频率来恢复原始信号,突破了传统信号采样理论对信号采集的限制,其发展为计算机视觉、模式识别等领域提供了新的研究手段。稀疏描述分类(SRC)作为压缩感知理论的核心内容之一,已经在人脸识别领域得到了广泛应用并获得了较好的识别效果。Wright等人^[4]首先将稀疏描述(SR)用于人脸图像的识别,该方法假定给出的测试样本可通过全体训练样本的稀疏性组合来近似描述,其识别的合理性在实际应用上也得到了验证,尤其是在描述遮挡与腐蚀的测试图像时效果更加明显^[4]。然而,这种原始稀疏算法在求解稀疏非零系数时将 l_0 的范数问题转换成了 l_1 范数,虽克服了NP(Non-deterministic Polynomial)问题,但其计算仍依靠大量的迭代求解,致使其计算效率低下,无法满足实际应用需求。为了解决稀疏算法计算复杂度高、运算速度慢等问题,Yang等人^[5]利用Gabor核方法,使遮挡具有可压缩性,文献^[5]提出了基于Gabor特征的SRC算法

(Gabor Feature-based SRC),通过算法将Gabor遮挡字典中的元素数减少,降低了稀疏编码的复杂度,同时提高了稀疏识别的准确度,使识别率得以提高。上述SRC方法都基于 l_1 范数,最近Naseem等人^[6]提出了介于 l_1 范数与 l_2 之间的描述方法——线性回归分类(Linear regression classification)。线性回归分类法根据所有类的训练样本求解表达测试样本的系数(解决类的数量问题),用所有的训练样本描述测试样本(作为线性系统分类测试样本)。此方法虽然使识别率得以提高,但使用线性回归分类时需满足训练样本尺度合理、样本独立性等条件^[7]。鉴于此,文献^[8]引出了快速稀疏描述法,并提出了两阶段测试样本稀疏化描述方法,该方法以最小二乘思想为依据,利用M近邻信息实现稀疏化描述;文献^[9]进一步阐释稀疏描述的运行原理,并引出协同描述(Collaborative Representation)原理,最后在正则化基础上提出正则化协同描述方法(CRC算法)。

以上方法分析问题的角度不同,致使在不同人脸数据库上的识别效果千差万别;另外,当训练样本个数较少时,没有足够数量的样本揭示测试图像信息(如光线、表情、姿态等),使上述方法的人脸识别率无法进一步提升。为了解决训练样本个数不足的问题,学者们提出了各自的解决方案,例如文献^[10]提出了利用简单几何变换对人脸图像进行人工虚拟合成

刘子渊(1988—),男,硕士,主要研究方向为人脸识别、数据融合;江艳霞(1979—),女,博士,讲师,硕士生导师,主要研究方向为人脸识别、目标跟踪、信息融合等;吴腾飞(1987—),男,硕士,主要研究方向为目标跟踪、信息融合。

训练样本;文献[11]利用噪声信息合成人脸图像;文献[12]则基于人脸天然轴对称性的特点,产生虚拟镜像人脸图像,扩充的训练样本集更有利于提高人脸识别率。

从文献[7,8]可以看出,快速稀疏描述分类(FSRC)在人脸识别上具有鲁棒性与快速性,然而FSRC对局部关系的弱化致使其识别率很难进一步提高。而文献[9]所提的协同描述分类(CRC)依据 l_2 范数,利用局部之间的关系,以不同样本间的协同性对测试样本进行分类描述,使其在处理相似人脸图像时具有较好的识别率,但当人脸图像之间差异较大时,由于没有全局化对测试样本进行很好的描述,使CRC的识别率不及FSRC。针对FSRC全局描述特点和CRC协同描述的优势,本文将人脸镜像法引入FSRC算法,并提出了一种新的改进识别算法——融合FSRC与CRC的人脸识别方法。该方法有以下特点:1)利用了FSRC全局性稀疏描述特点,同时又兼顾了CRC处理样本时的协同化关系;2)利用了人脸天然轴对称性特点,镜像出新的训练样本,使得训练样本空间进一步扩充,有利于反映更多的图像信息;3)采用了加权数据融合方式,使FSRC与CRC所产生的残差信息得以充分利用。通过公共人脸数据库实验表明,本文所提的方法在人脸识别方面具有较好的效果。

2 快速稀疏描述分类与协同描述分类

2.1 快速稀疏描述(FSRC)

快速稀疏描述(FSRC)在稀疏描述(SRC)的基础上建立,线性回归改进算法、最小二乘法及其正则化思想的运用,使其不仅具有稀疏描述的鲁棒性,还具有线性回归拟合的快速性。假设有 c 类,每类有 n 个训练样本,训练样本是以列向量的形式呈现,所有类总有 N 个训练样本,每一个训练样本以列的形式呈现,记为 $x_1 \cdots x_N$, $N=c \times n$ 表示所有类的训练样本总数, $x_{(i-1)n+k}$ 为第 i 个类中第 k 个训练样本, z 描述测试样本, z 同样是以列向量形式呈现。

2.1.1 基于 l_1 范数的稀疏描述分类(SRC)

其求解问题如下式:

$$\begin{aligned} \min_B \|B\|_1 \\ \text{s. t. } \|z - XB\|_2 < \epsilon \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\epsilon > 0$ 为常量, $B=[b_1 \cdots b_N]^T$ 为 x 的稀疏化系数, $\|\cdot\|_1$ 代表 l_1 范数, $X=[x_1 \cdots x_N]$ 。这种方法是基于 l_1 稀疏描述算法,优点是在描述全局信息时具有鲁棒性,但在求解 l_1 范数时需要对各个元素的绝对值进行相加求和运算,对每个测试样本进行识别时需要进行多次迭代,致使其计算代价较高^[13]。

2.1.2 快速稀疏描述分类(FSRC)

快速稀疏算法基于 l_1 稀疏描述法(SRC),不同点是采用线性回归的方式与最小二乘法简化计算,使其复杂度大大降低,其实质是弱化 l_1 范数对计算的作用,使新的范数介于 l_1 范数与 l_2 范数之间。

FSRC算式如下:

针对每个类,第 i 个类方程:

$$z = X_i A_i \quad (2)$$

其中, $A_i=[a_1^i \cdots a_n^i]$, $X_i=[x_{(i-1)n+1} \cdots x_{i*n}]$ 。

求解式(2)得:

$$\hat{A}_i = (X_i^T X_i + \mu I)^{-1} X_i^T z \quad (3)$$

若求残差,可以通过式(4)计算:

$$d_i = \|z - X_i \hat{A}_i\| \quad (4)$$

可以得出第 i 与测试样本 z 之间的距离,如果满足:

$$k = \arg \min_i d_i$$

即可判断测试样本 z 属于第 k 类。

2.2 协同描述分类(CRC)

协同描述分类(CRC)与快速稀疏描述分类(FSRC)进行分类识别处理的角度不同。依据 l_2 范数,CRC利用训练样本间的相似性协同化描述测试样本。CRC方程如下:

$$z = XB \quad (5)$$

其中 $B=[b_1 \cdots b_N]^T$, $X=[x_1 \cdots x_N]$ 。

在式(5)中,当 $X^T X$ 奇异时可以解出:

$$\hat{B} = (X^T X + \mu I)^{-1} X^T z \quad (6)$$

当 $X^T X$ 非奇异时可以解出:

$$\hat{B} = (X^T X)^{-1} X^T z \quad (7)$$

其中, μ 为小的正常数, I 是单位矩阵, $\hat{B}=[\hat{b}_1 \cdots \hat{b}_N]^T$ 。

通过计算:

$$r_i = \|z - X_i \hat{B}_i\| \quad (8)$$

其中, $B=[\hat{b}_{(i-1)n+1} \cdots \hat{b}_{i*n}]^T$, $X_i=[x_{(i-1)n+1} \cdots x_{i*n}]$,如果满足 $k = \arg \min_i r_i$,即可判断测试样本属于第 k 类。

3 融合FSRC与CRC的人脸识别

本文融合FSRC与CRC算法,同时利用镜像人脸图像以扩充训练样本集,通过加权权重数据融合方式将两种方法所得的残差信息进行融合。这种融合方式利用FSRC与CRC各自的优点,同时又应用了镜像图像的信息,描述了更多的图像信息。

3.1 人脸镜像

J 为人脸图像矩阵的列数,当 J 为奇数时,有以下表示形式:

$$\begin{cases} F^L = [f_1 f_2 \cdots f_{J/2}] \\ F^R = [f_{J/2} f_{J/2+1} \cdots f_J] \end{cases}$$

当 J 为偶数时,有以下示形式:

$$\begin{cases} F^L = [f_1 f_2 \cdots f_{J/2-1}] \\ F_{J/2} \\ F^R = [f_{J/2+1} f_{J/2+2} \cdots f_J] \end{cases}$$

通过列与列之间的互换即 $f_1 \leftrightarrow f_J, f_2 \leftrightarrow f_{J-2}, \dots, f_{J/2-1} \leftrightarrow f_{J/2+1}$ 生成镜像训练样本,其镜像示意图如图1所示。图2示出ORL人脸数据库中部分人脸图像的原始图像(第一行)及相应的镜像人脸图像(第二行)。

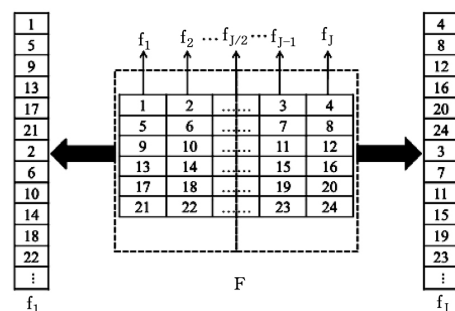


图1 镜像示意图



图2 ORL人脸数据库的部分原始图像(第一行)及其镜像图像(第二行)

3.2 加权融合

原训练样本集与镜像训练样本集的列向量按奇偶形式进行排列形成新训练样本集。对新的训练样本集与待测样本集运用 FSRC 方法,计算残差矩阵 s_j ,其中 j 表示第 j 个测试样本图像与所有类的残差矩阵;使用原训练样本集与测试样本集,利用 CRC 方法,计算残差矩阵 d_j ,其中 j 表示第 j 个测试样本图像与所有类的残差矩阵。

利用式(9)计算融合:

$$s_j = \lambda s_j' + (1 - \lambda) d_j' \quad (9)$$

计算 s_j' :

$$s_j' = \frac{s_j - s^{\min}}{s^{\max} - s^{\min}} \quad (10)$$

式中, $s^{\min} = \min(s_1, s_2, \dots, s_c)$, $s^{\max} = \max(s_1, s_2, \dots, s_c)$ 。

计算 d_j' :

$$d_j' = \frac{d_j - d^{\min}}{d^{\max} - d^{\min}} \quad (11)$$

式中, $d^{\min} = \min(d_1, d_2, \dots, d_c)$, $d^{\max} = \max(d_1, d_2, \dots, d_c)$ 。

4 融合快速稀疏描述与协同描述的人脸识别方法描述

本文提出了快速稀疏描述与协同描述相融合的人脸识别方法。具体步骤如下。

1)在进行人脸识别前,将所要处理的人脸图像进行统一化处理:不同的尺寸变换为相同尺寸,将彩色图像进行灰度化处理,最后将统一化后的图像矩阵变换成列矢量形式,即一个样本为一列,列的维数代表这幅人脸图像的维数;

2)将一类中的所有样本根据实验内容的不同随机分离,使一部分人脸图像样本作为训练样本集,余下的作为测试样本集;

3)对分离出的训练样本集进行镜像化处理,产生镜像化的训练样本集,以便后续 FSRC 算法使用;

4)对所有分离完成的样本集(原训练样本、新训练样本、测试样本)进行 PCA 降维处理,PCA 处理完成后的原训练样本与镜像训练样本的列矢量按奇偶顺序进行排列形成新的训练样本集;

5)在新的训练样本集与测试样本集上应用 NewTrain FSRC 方法进行识别,经 NewTrain FSRC 处理后形成近似的测试样本,求出近似测试样本与真实测试样本之间的残差矩阵 s_j ,原训练样本集与测试样本集进行 CRC 方法处理得到残差矩阵 d_j ;

6)对 s_j 和 d_j 进行最值归一化处理,再通过适当的加权系数 λ 进行加权数据融合;

7)最后根据融合后最小值对应的位置信息确定使残差值最小的样本类,此类即为测试样本正确识别的类。

本文所提人脸识别方法的示意图如图3所示。

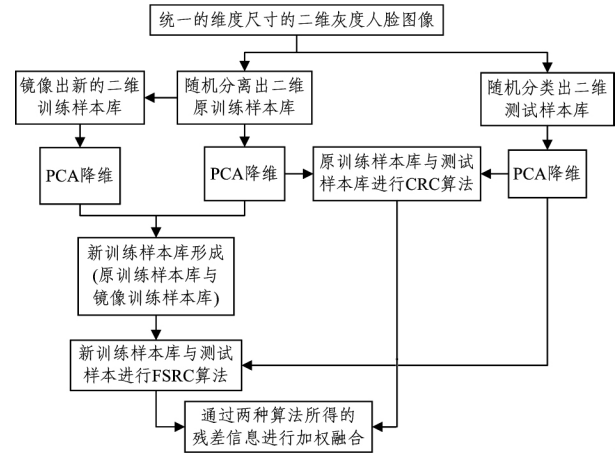


图3 本文所提人脸识别方法的示意图

5 实验与分析

本节将融合快速稀疏描述与协同描述的人脸识别算法运用在几个常用的人脸数据库上,并将其与其他的识别方法进行对比。这些识别方法识别率的得出过程可概括为:PCA 方法为训练样本与测试样本经过 PCA 降维后,根据新测试样本与新训练样本间的欧氏距离最小值对应的位置信息确定识别正确的个数与样本长度的比值,即得 PCA 方法的人脸识别率;FSRC 方法为原训练样本库上使用 FSRC 算法求出近似测试样本,然后将测试样本与近似测试样本的欧氏距离组成残差矩阵,根据所形成的残差矩阵中最小值所对应的位置信息计算识别正确的个数与样本长度的比值,即得 FSRC 方法的人脸识别率;CRC 方法为对原训练样本库的每一类使用 CRC 算法,根据测试样本与近似测试样本矩阵的欧氏距离形成的残差矩阵最小值的位置信息计算识别正确个数与样本长度的比值,即得 CRC 方法的人脸识别率;NewTrain FSRC 方法为在原训练样本集上增加镜像训练样本集,使用 FSRC 算法得到识别率,即得 NewTrain FSRC 方法的人脸识别率;本文所提算法(The proposed method)利用 NewTrain FSRC 与 CRC 两方法产生的残差矩阵,并运用了加权信息融合,从而依据残差矩阵最小值的位置信息确定出人脸的识别率。本文方法在不同人脸数据库上的分类识别过程与识别结果如下。

5.1 Feret 人脸数据库实验

Feret 人脸数据库中的人脸图像以不同角度、不同光照、不同表情呈现;Feret 包含 200 人,每人 6 幅人脸图像,共计 1200 幅人脸图像。在使用此数据库时,采用最近邻插值法进行预处理,将原始的 112×92 大小的图像压缩成 28×23 大小的图像;为克服数据库中的小样本问题(SSS),采用 PCA 进行降维。

5.1.1 改变训练样本数

在 Feret 数据库上,进行了改变训练样本数时不同方法下的实验探究。为使人脸图像以 95% 能量复现,采用 PCA 降维维数 50,保持权重值 $\lambda = 0.5$ 。在训练样本个数给定时,从人脸库的每一类中随机选择指定个数的训练样本进行实验。为得到更准确的识别率,将随机实验循环进行 10 次,以 10 次实验的平均值作为最终平均识别率。平均识别率记录于图 4、表 1 中。

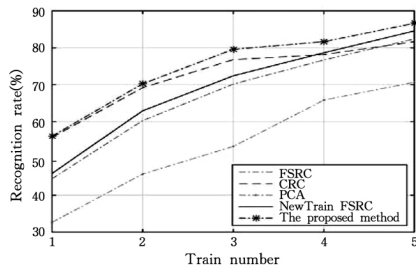


图4 Feret人脸数据库不同训练样本数的人脸识别率示意图

表1 Feret人脸数据库不同训练样本数的人脸识别率(%)

训练样本数	算法				
	FSRC	CRC	PCA	NewTrain FSRC	The proposed method
3	70.16	76.81	53.22	72.42	79.61
4	76.71	78.17	65.83	78.67	81.67
5	82.42	81.67	70.67	84.58	86.67

如图4、表1所示,本文所提方法适用于Feret人脸数据库,虽然训练样本个数在变化,但本文所提方法的识别率比其他方法的高3%~5%。

5.1.2 不同维数空间的实验

为了观测不同能量对识别结果的影响,在Feret人脸数据库上进行不同PCA的维数实验,分析不同维数空间下本文方法的性能。在Feret变维数空间实验中,选择权重值 λ 为0.5,从人脸库的每类中随机选取两幅人脸图像作为训练样本,其余作为测试样本,在PCA给定维数值下,进行10次实验并求取平均值。不同维数空间下的平均识别率如图5、表2所示。

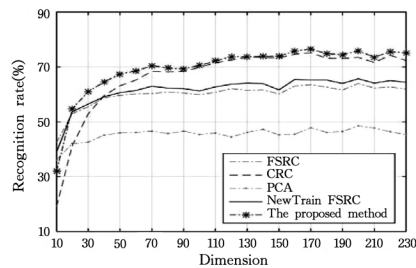


图5 Feret人脸数据库不同维数的人脸识别率

表2 Feret人脸数据库不同维数的人脸识别率(%)

维数	算法				
	FSRC	CRC	PCA	NewTrain FSRC	The proposed method
10	42.48	19.13	36.10	39.00	32.04
20	52.98	41.31	42.04	53.68	54.75
30	55.48	52.90	42.56	56.48	61.06
40	58.83	59.60	45.14	59.21	64.54
50	59.71	63.19	46.02	60.67	67.46
70	60.33	68.39	46.62	63.02	70.5
100	59.91	69.89	45.41	61.29	70.54
130	61.54	73.58	46.21	64.12	73.77
170	63.56	75.16	47.83	65.27	76.56

由图5、表2可知,当维数小于或等于10时,PCA识别率较好;当维数大于10时,PCA方法的人脸识别率趋于稳定,本文所提方法的识别效果好于其他方法。

5.1.3 权重值变化对识别率的影响

本文所提方法中用到了融合,而融合又离不开权重值的选择,为此,本节在Feret人脸数据库上对权重值做进一步研究。选择Feret人脸数据库每类的两幅图像作为训练样本,其余作为测试样本,在固定维数90的情况下(95%能量),在定权重值下,进行10次实验,取实验平均值。不同权重值下

的平均识别率如图6所示。

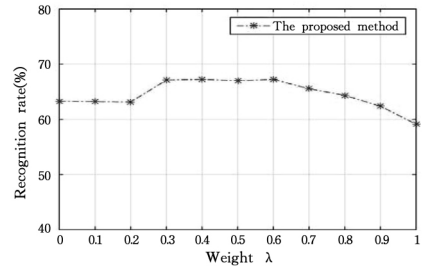


图6 Feret人脸数据库不同权重值下的人脸识别率

由图6可以看出,权值的改变会影响人脸识别率。极端情况下,若权重值选择 $\lambda=0$,本文所提的方法退化为在原训练样本集与测试样本集上进行CRC方法识别。若权重值 $\lambda=1$,本文所提的方法就退化为在新训练样本库与测试样本集上进行FSRC方法识别。通常情况下,权重值 $0 < \lambda < 1$,即本文方法是两种方法的融合,其识别率高于单独使用FSRC与CRC时的识别率。

5.1.4 NewTrain FSRC与CRC残差信息对识别率的影响

在Feret人脸数据库上做更进一步研究,以探究残差矩阵对最终识别率的影响。当权重值 λ 设置为0.5,训练样本个数为2,维数为90时,经NewTrain FSRC与CRC方法获取残差矩阵: s (在新训练样本集上使用FSRC得到的残差矩阵)与 d (在原训练样本集上使用CRC得到的残差矩阵)。由于Feret人脸库的每人有6幅图像,因此若取两幅图像,有 C_2^6 (共计15)种取法,对每种取法可以求出相关系数,如表3所列。

表3 Feret残差信息对识别率的影响

所选训练样本	4,5	3,6	1,4	4,6
s 与 d 之间的相关系数	0.526	0.510	0.489	0.524
识别率(%)	72.333	71.15	67.51	72.1

由表3可以看出,融合两种方法所求取的残差矩阵的相关系数越大,识别率越高,反之亦然。可以推知,识别率的高低与训练样本的选取密切相关。

5.2 AR人脸数据库实验

我们在AR人脸数据库上进行了实验研究。AR人脸数据库包含了126人,每人8幅图像,共1008幅人脸图像。AR人脸数据库的人脸图像不仅包含角度、光照、面部表情信息,还包括一些特殊的信息,如遮蔽物与腐蚀度信息,有些图像遮掩物面积甚至占整幅人脸图像面积的50%以上。

5.2.1 改变训练样本数

采用最近邻插值法将AR人脸数据库中的原图像尺寸(112×92)压缩到28×23,采用PCA降低维数以克服在算法执行过程中可能遇到的小样本问题(SSS),在给定维数120(95%能量)时,权重值 λ 设置为0.5,当给定训练样本个数时,10次循环独立实验的平均识别率如图7、表4所示。

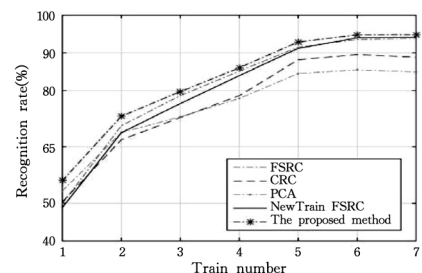


图7 AR人脸数据库不同训练样本数的人脸识别率

表 4 AR 人脸数据库不同训练样本数的人脸识别率(%)

训练样本数	算法				
	FSRC	CRC	PCA	NewTrain FSRC	The proposed method
1	50.65	51.19	53.95	49.77	57.33
2	67.70	67.34	64.33	65.90	72.47
3	79.34	73.19	75.48	77.21	80.74
4	87.52	82.27	81.87	86.05	88.36

如图 7、表 4 所示,本文所提方法的识别率比其他方法的高 1%~7%,可以说明本文所提方法适用于图像信息更加复杂的 AR 人脸数据库。

5.2.2 不同维数空间的实验

在 AR 人脸数据库上研究不同维数对识别性能的影响。同样我们随机从每类中选取两个作为训练样本,权重值 λ 设置为 0.5,采用 PCA 将维数降低到指定维数,执行 10 次实验并取平均值,然后改变维数进行实验。实验结果如图 8 所示。

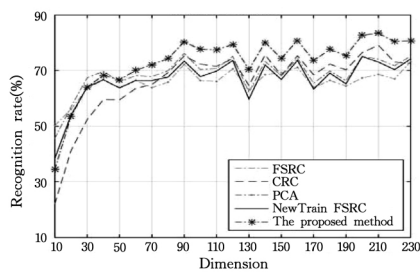


图 8 AR 人脸数据库不同维数的人脸识别率

表 5 AR 人脸数据库不同维数的人脸识别率(%)

维数	算法				
	FSRC	CRC	PCA	NewTrain FSRC	The proposed method
10	45.62	22.02	50.21	38.41	34.45
20	56.97	41.21	56.13	53.94	53.48
30	67.45	52.90	63.55	64.11	64.11
40	69.75	59.59	66.74	66.75	68.33
50	66.02	59.51	63.92	63.76	66.75
60	68.22	63.57	66.51	66.47	70.10
70	67.86	65.04	63.88	66.47	72.15
80	69.97	69.27	65.85	67.70	74.29
120	75.09	74.28	70.63	73.62	79.34
160	74.44	75.33	71.13	73.69	80.81
200	75.09	76.45	67.36	75.02	82.73

如图 8、表 5 所示,当维数大于 50 时,本文所提方法的识别率好于其他方法的。

5.2.3 权重值变化对识别率的影响

继续在 AR 人脸数据库上探究权重值对识别率的影响。同样任意选取了两个训练样本,选取维数 120(95% 能量),在权重值 λ 给定下,实验 10 次并取平均值。平均识别结果如图 9 所示。

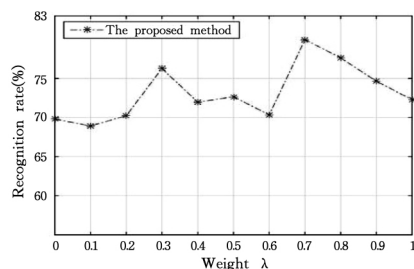


图 9 AR 人脸数据库不同权重值下的人脸识别率

由图 9 同样得出:当 $\lambda=0$ 时,本文所提方法不再融合 NewTrain FSRC 方法,仅有 CRC 方法;当 $\lambda=1$ 时,本文所提方法不再融合 CRC 方法,此时使用 NewTrain FSRC 方法;当 $0 < \lambda < 1$ 时,本文所提出方法好于单独两种方法。

5.2.4 NewTrain FSRC 与 CRC 残差信息对识别率的影响

同样,在 AR 人脸数据库上通过求取 NewTrain FSRC 方法的残差矩阵 s 与 CRC 的残差矩阵 d 间的相关系数来进一步验证选择不同的训练样本对最终识别率的影响。AR 人脸数据库每人有 8 幅图像,所以 AR 训练样本的选取有 C_8^2 (共计 28) 种取法,随机选取 4 组样本实验,结果如表 6 所列。

表 6 AR 残差信息对识别率的影响

所选训练样本	1,7	6,3	2,1	3,4
s 与 d 之间的相关系数	0.526	0.502	0.476	0.524
识别率(%)	72.333	71.15	67.51	72.1

表 6 进一步说明:融合两种方法求取残差的相关系数越大,识别率越高;反之亦然。可以验证,识别率的高低取决于训练样本的选择。

5.3 其他人脸数据库实验

为了进一步验证所提方法的适用性,选取目前较为常见的两种人脸数据库——YALE 与 ORL 人脸数据库做进一步研究。

5.3.1 YALE 人脸数据库

YALE 人脸数据库包括 15 个人,每人 11 幅图像,共计 165 幅图像,每个人的人脸图像有较大的表情变化、光照变换与姿态变化,也包括各种遮蔽条件下获取的人脸图像。直接使用 PCA 将能量降到 95% (此时维数降为 15),在保持权重值 $\lambda=0.5$ 的情况下,取不同的训练样本数,10 次实验的平均识别率如图 10、表 7 所示。

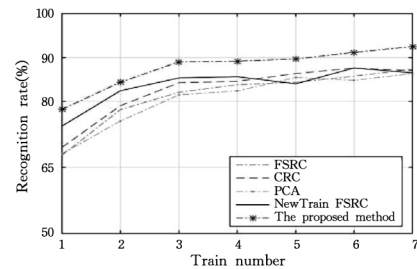


图 10 YALE 人脸数据库不同训练样本数的人脸识别率

表 7 YALE 人脸数据库不同训练样本数的人脸识别率(%)

训练样本数	算法				
	FSRC	CRC	PCA	NewTrain FSRC	The proposed method
1	67.80	69.60	68.13	74.40	78.19
2	78.15	79.04	75.56	82.44	84.44
3	82.08	84.25	81.50	85.33	89.00
4	83.81	84.57	82.38	85.62	89.14
5	84.33	86.33	85.44	84	89.67

5.3.2 ORL 人脸数据库

ORL 人脸数据库包括 40 个人,每人 10 幅图像,共计 400 幅人脸图像,图像在不同光照、不同角度、不同面部表情下获得,人脸图像中包括表情变化、面部细节特征、面部角度特征。

使用 PCA 将能量降低到 95% (此时维数为 40),在保持权重值 $\lambda=0.5$ 的条件下,取不同训练样本数,实验 10 次的平均识别率如图 11、表 8 所示。

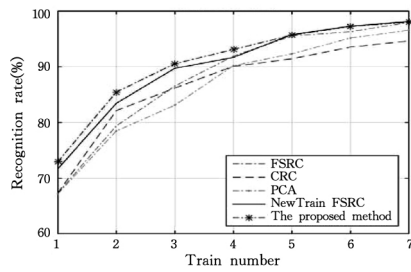


图 11 ORL 人脸数据库不同训练样本数的人脸识别率

表 8 ORL 人脸数据库不同训练样本数的人脸识别率 (%)

训练样本数	算法				
	FSRC	CRC	PCA	NewTrain FSRC	The proposed method
1	67.33	67.36	67.19	71.69	72.97
2	79.38	82.13	78.47	83.44	85.44
3	86.54	86.18	83.11	89.74	90.57
4	91.96	90.08	90.21	91.71	93.13

在 YALE 与 ORL 人脸数据库上,由图 10、表 7、图 11、表 8 可以看出:与其他方法相比,本文所提方法的识别率不因人脸数据库改变而降低,这进一步说明了本文所提方法具有广泛的适用性。

6 关于决策环节的讨论

以上的实验只考虑测试样本在样本库中,此时可判断其与样本中每个训练样本图像的距离,进而找到最小距离,判断其所属的类;但是如果测试样本不在样本库中,如在 Feret 人脸数据库中,我们从 100 个人中选择 90 个人,每个人的 4 幅图像作为训练,剩余 2 幅图像作为测试,此时剩余 10 人的 60 幅图像不作为训练,若将其作为非法访问者,同样可以求最小残差矩阵,但此时选择该对象作为识别结果就不合理了。上述的问题属于模式识别的拒识问题,或者说在实际应用中执行算法前需要首先判断测试样本所属的类别是否在训练集中,而一般的算法研究可以不用考虑这类问题,只要假设测试样本所属的类别都在训练集中即可。本文所用的测试对象都在样本库中,所以没有考虑测试样本不在样本库中的情况。如果需要考虑上述问题,可以在运行本文算法前设置拒识参数,根据阈值判断测试样本访问者是否合法,对其进行取舍后再运用本文所提的方法。

结束语 本文提出了一种融合快速描述与协同描述的人脸识别方法,其特点是:镜像人脸的引入减弱了训练样本不足对识别造成的影响,基于数据级的加权权重融合既利用了 FSRC 整体分析特性,又兼顾了 CRC 局部样本间的协调性优势。在 Feret, AR, YALE, ORL 人脸数据库上的实验表明,本文方法对提高人脸识别率具有明显的效果。

在实验中我们发现权重值的选择与识别率息息相关,本

文所提方法是以手动的方式进行选择。如何自动选择权重 λ 以提高识别率是我们继续研究的重点。

参考文献

- [1] Liu Z, Zhang Z Y. Face geometry and appearance modeling: concepts and application[M]. Cambridge University Press, 2011: 13-67
- [2] Gross R, Matthews I, Baker S. Appearance-based face recognition and light-fields[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(4): 449-463
- [3] Dass S C, Jain A K. Markov face models[C]// Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. 2001: 680-687
- [4] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227
- [5] Yang M, Zhang L, Zhang D. Gabor feature based robust representation and classification for face recognition with gabor occlusion dictionary[J]. Pattern Recognition, 2013, 46: 1865-1878
- [6] Naseem I, Togneri R, Bennamoun M. Linear regression for face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(11): 2106-2110
- [7] Xu Y, Li X, Yang J, et al. Integrating conventional and inverse representation for face recognition[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 44(10): 1738-1746
- [8] Xu Y, Zhang D, Yang J, et al. A two-phase test sample sparse representation method for use with face recognition[J]. IEEE Transactions and Systems for Video Tehnology, 2011, 21(9): 1255-1260
- [9] Zhang L, Yang M, Feng X C. Sparse representation or collaborative representation: which helps face recognition? [C]// IEEE International Conference on Computer Vision. 2011: 471-478
- [10] Thian N P H, Marcel S, Bengio S. Improving face authentication using virtual samples[C]// 2003 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal(ICASSP'03). 2003: 233-236
- [11] Jung H C, Hwang B W, Lee S W. Authenticating corrupted face image based on noise model[C]// Proceedings of sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. 2004: 1-6
- [12] Xu Y, Zhang Z, Lu G, et al. Approximately symmetrical face images for image preprocessing in face recognition and sparse representation based classification [J]. Pattern Recognition, 2016 (54): 68-82
- [13] Donoho D L, Tsaing Y. Fast solution of l_1 -norm minimization problems when the solution may be sparse[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2008, 54(11): 4789-4812

(上接第 150 页)

- [6] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition [J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86
- [7] Belhumeur P N, Hespanha J P, Eigenfaces K D. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection[M]// Computer Vision-ECCV'96. Springer Berlin Heidelberg, 1996: 43-58
- [8] Bansal A, Mehta K, Arora S. Face recognition using PCA and LDA algorithm[C]// 2012 Second International Conference on Advanced Computing & Communication Technologies (ACCT). 2012: 251-254

- [9] 齐兴敏, 尹朝庆, 李智博. 基于改进 LDA 算法的人脸识别[J]. 计算机与数字工程, 2007, 35(8): 31-37
- [10] Loog M, Duin R P W, Haeb-Umbach R. Multiclass linear dimension reduction by weighted pairwise Fisher criteria[J]. IEEE Patt Anal Mach Intel, 2001, 23(7): 762-766
- [11] 张勇胜. 一种新的线性判别准则在人脸识别中的应用[J]. 兰州理工大学学报, 2008, 34(2): 101-103
- [12] 董兰芳, 任乐乐, 董玉德. 复杂光照下的人脸姿态估计[J]. 小型微型计算机系统, 2016(3): 598-602