



# 基于镜像图的 LRC 和 CRC 偏差结合的人脸识别

## 摘要

为了提高人脸识别率及更好地显示人脸特征,本文提出了一种基于镜像图的 LRC 和 CRC 偏差结合的人脸识别方法.该方法首先生成一种镜像人脸,再通过融合原始人脸和镜像人脸形成新的混合训练样本,最后利用 LRC 和 CRC 偏差结合进行人脸识别.新方法增加了训练样本的数目,克服了由于光照和姿态等外部因素带来的影响.实验结果表明,镜像图与 LRC 和 CRC 偏差结合的人脸识别方法提高了人脸识别的准确性.

## 关键词

人脸识别;镜像;协作表示分类算法;线性回归分类算法;偏差;稀疏表示

中图分类号 TN957.52

文献标志码 A

收稿日期 2016-12-28

资助项目 国家自然科学基金(11202106,61601229);江苏省“信息与通信工程”优势学科建设工程项目;江苏省青蓝工程项目;江苏省高校自然科学基金项目(13KJB170016);东南大学基本科研业务费项目(CDLS-2016-03)

## 作者简介

陈铭,男,主要研究领域为图像处理、模式识别.m15189823178@163.com

周先春(通信作者),男,博士,副教授,主要研究信号与信息处理.001398@nuist.edu.cn

- 1 南京信息工程大学 电子与信息工程学院,南京,210044
- 2 东南大学 儿童发展与学习科学教育部重点实验室,南京,210096
- 3 南京信息工程大学 江苏省大气环境与装备技术协同创新中心,南京,210044

## 0 引言

人脸识别是近年来模式识别、图像处理、机器视觉、神经网络以及认知科学等领域研究的热点课题之一,已有越来越多的算法应用于人脸识别,例如主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)<sup>[1-2]</sup>,将人脸图片转换为特征子空间,降低特征维数的同时增大特征间的方差;线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)<sup>[3-4]</sup>则使变换后的特征在增大类间的距离的同时减少类内的距离.

PCA 和 LDA 作为简单高效的经典算法,在很大程度上提高了人脸识别率,但是人脸在实际环境中,伴随着各种不可预知的情况,会呈现出复杂多变的特性,由此会影响人脸识别的准确性.所以 Xu 等<sup>[5]</sup>提出了利用人脸的镜像图来构造新的人脸增加训练样本的数目,以提高人脸识别率,近年来,大量学者已经深入研究了人脸识别问题,提出了一系列新的方法,如 He 等<sup>[6]</sup>提出的邻域保持嵌入的人脸识别算法, Qiao 等<sup>[7]</sup>提出的稀疏保留投影的人脸识别算法, Zhou 等<sup>[8]</sup>提出将稀疏表示和马尔科夫随机场结合起来用来识别部分伪装的人脸的算法,邵珠宏等<sup>[9]</sup>则提出了基于局部特征和集成学习的鲁棒彩色人脸识别算法,谭萍等<sup>[10]</sup>提出基于混合 Gauss 模型的鲁棒性人脸识别算法, He 等<sup>[11]</sup>提出用于大规模人脸识别的两阶段非负稀疏表示算法. Wright 等<sup>[12]</sup>则提出了稀疏表示分类(Sparse Representation Classification, SRC)人脸识别算法,此方法使用所有训练样本的线性组合去“稀疏”的表示和分类测试样本,这里的“稀疏”意味着线性组合的系数可能为零,稀疏表现程度的系数能够用  $l_1$  范数的系数向量来进行评估,范数越小说明稀疏性越强.但是基于  $l_1$  范数的表示方法运算复杂,又提出了基于  $l_2$  范数的表示方法,如协作表示分类算法(Collaborative Representation Classification, CRC)<sup>[13]</sup>.典型的基于  $l_2$  范数的表示方法还包括扩展到特征空间<sup>[14]</sup>和 CRC 复杂空间<sup>[15]</sup>和两步测试样本稀疏表示算法(Two-Phase Test Sample Sparse Representation, TPTSSR)<sup>[16]</sup>,这些方法都是通过所有训练样本线性组合来表示测试样本的.还有一种也是基于  $l_2$  范数的线性回归分类算法(Linear Regression Classification, LRC)<sup>[17]</sup>,但是它是用每一类的训练样本线性组合来表示测试样本的.周先春等<sup>[18-19]</sup>也利用曲率和异性滤波方法研究了特征提取和人脸识别等.

本文通过原始训练样本生成对应的镜像,再通过原始训练样本

与镜像图组成混合训练样本,最后采用 LRC 和 CRC 偏差结合分类方法进行人脸识别。

## 1 LRC 和 CRC 方法

假设人脸数据库有  $c$  类,每个类有  $m$  个训练样本且以列向量的形式存在.所以样本总数是  $M = cm$ , 则  $M$  个训练样本的列向量分别为  $t_1, t_2, \dots, t_M$ , 第  $i$  类的第  $k$  个训练样本的列向量表示为  $t_{(i-1)m+k}$  ( $k = 1, \dots, m$ ).

### 1.1 LRC 方法

LRC 是基于稀疏表示的人脸识别方法,它是测试样本由每一类的训练样本线性组合表示的.第  $i$  类测试样本  $Z$  能被表示为

$$Z = aT_i, \quad (1)$$

其中  $T_i = [t_{(i-1)m+1}, \dots, t_{i*m}]$ ,  $a = [a_1, a_2, \dots, a_m]$  是对应的系数.式(1)的解被使用:

$$a' = (T_i^T T_i)^{-1} T_i^T Z. \quad (2)$$

令  $Z'$  为重构的图像,则

$$Z' = a' T_i. \quad (3)$$

用  $d_i$  来衡量  $Z$  和  $Z'$  之间的偏差程度,即:

$$d_i = \|Z - Z'\|_2. \quad (4)$$

如果  $j = \operatorname{argmin} d_i$ , 则测试样本被分配到  $j$  类.

### 1.2 CRC 方法

对于 CRC,用所有训练样本协同表示测试样本,可以将 SRC 算法<sup>[12]</sup>中基于  $l_1$  范数最小化方法,即将式  $b' = \operatorname{argmin}_b \|b\|_1$  化简为

$$\hat{\rho} = \operatorname{argmin}_\rho \{ \|Z - T\rho\|_2^2 + \lambda \|\rho\|_2^2 \}. \quad (5)$$

其中  $T = [t_1, t_2, \dots, t_M]$ ,  $Z$  是测试样本,  $\rho$  为系数向量,  $\lambda$  为正则化参数.可以通过解析方法求得基于协同表示方法最优解  $\hat{\rho}$ :

$$\hat{\rho} = (T^T T + \lambda I)^{-1} T^T Z, \quad (6)$$

其中  $\lambda$  为正则化参数,  $I$  是一个单位矩阵.

计算第  $i$  类的正则化偏差:

$$r_i = \frac{\|Z - T_i \hat{\rho}_i\|_2}{\|\hat{\rho}_i\|_2}, \quad (7)$$

其中  $T_i$  是第  $i$  类的训练样本,  $\hat{\rho}_i$  是对应的系数.

如果  $j = \operatorname{argmin} r_i$ , 则测试样本被分配到  $j$  类.

## 2 镜像图法

用训练样本来构造镜像图,设  $M$  个镜像图的列向量分别为  $s_1, s_2, \dots, s_M$ , 具体步骤如下:

第 1 步.假定原始训练样本矩阵具有  $E$  行和  $F$  列,它对应的镜像图矩阵也具有  $E$  行和  $F$  列.  $t_{(i-1)m+k}^0$

表示  $t_{(i-1)m+k}$  在第  $e$  行和第  $f$  列上的像素,  $s_{(i-1)m+k}^0$  表示  $s_{(i-1)m+k}$  在第  $e$  行和  $f$  列上的像素,则

$$\begin{aligned} s_{(i-1)m+k}^0(e, f) &= t_{(i-1)m+k}^0(e, F - f + 1), \\ e &= 1, 2, \dots, E, \quad f = 1, 2, \dots, F, \end{aligned} \quad (8)$$

求得  $s_{(i-1)m+k}^0$  后,将  $s_{(i-1)m+k}^0$  转化为  $s_{(i-1)m+k}$ . 此时第  $i$  类训练样本矩阵不仅包括原始训练样本矩阵,还包括新生成的镜像矩阵,用矩阵表示为

$$T_o = [t_{(i-1)m+k}, \dots, t_{i*m}, s_{(i-1)m+k}, \dots, s_{i*m}].$$

第 2 步.对于第  $i$  类测试样本的列向量  $Z$ , 令

$$Z = T_o b_o, \quad (9)$$

其中  $b_o = [b_{(i-1)m+k}, \dots, b_{i*m}, b_{(i-1)m+k}^o, \dots, b_{i*m}^o]$ , 为  $T_o$  所对应的系数.

令  $Z'$  为重构的图像,则

$$Z' = T_o b'_o, \quad (10)$$

其中  $b'_o = (T_o^T T_o + \lambda d)^{-1} T_o^T Z$ ,  $\lambda$  为一个取值较小常量,  $d$  是一个可识别的矩阵.

第 3 步.用  $g_i$  来衡量  $Z$  和  $Z'$  之间的偏差程度,即:

$$g_i = \|Z - Z'\|. \quad (11)$$

如果  $j = \operatorname{argmin} g_i$ , 则测试样本被分配到  $j$  类.

## 3 镜像图与 LRC 和 CRC 偏差结合分类的方法

### 3.1 镜像图与 LRC 和 CRC 偏差结合分类方法的步骤

人脸数据库有  $c$  类,每个类有  $m$  个训练样本且以列向量的形式存在.所以样本总数是  $M = cm$ , 则  $M$  个训练样本的列向量分别为  $t_1, t_2, \dots, t_M$ , 第  $i$  类的第  $k$  个训练样本的列向量表示为  $t_{(i-1)m+k}$  ( $k = 1, \dots, m$ ). 用训练样本来构造镜像图,设  $M$  个镜像图的列向量分别为  $s_1, s_2, \dots, s_M$ . 具体步骤如下:

第 1 步.假定原始训练样本矩阵具有  $E$  行和  $F$  列,它对应的镜像图矩阵也具有  $E$  行和  $F$  列.  $t_{(i-1)m+k}^0$  表示  $t_{(i-1)m+k}$  在第  $e$  行和第  $f$  列上的像素,  $s_{(i-1)m+k}^0$  表示  $s_{(i-1)m+k}$  在第  $e$  行和  $f$  列上的像素,则

$$\begin{aligned} s_{(i-1)m+k}^0(e, f) &= t_{(i-1)m+k}^0(e, F - f + 1), \\ e &= 1, 2, \dots, E, \quad f = 1, 2, \dots, F, \end{aligned} \quad (12)$$

求得  $s_{(i-1)m+k}^0$  后,将  $s_{(i-1)m+k}^0$  转化为  $s_{(i-1)m+k}$ . 此时第  $i$  类训练样本矩阵不仅包括原始训练样本矩阵,还包括新生成的镜像矩阵,用矩阵表示为

$$T_i = [t_{(i-1)m+1}, \dots, t_{i*m}, s_{(i-1)m+1}, \dots, s_{i*m}].$$

同时,所有原始训练样本和镜像图样本也组成一个新的训练样本集,且样本总数为  $2M$ , 即  $T_s = [t_1,$

$t_2, \dots, t_M, s_1, s_2, \dots, s_M]$ .

利用镜像法得到的镜像人脸分别如图 1 和图 2 所示.

第 2 步.通过 LRC,由第 1 步得到的第  $i$  类训练样本矩阵  $T_i = [t_{(i-1)m+1}, \dots, t_{i \times m}, s_{(i-1)m+1}, \dots, s_{i \times m}]$ ,则第  $i$  类测试样本  $Z$  能被表示为

$$Z = aT_i, \quad (13)$$

其中  $a = [a_1, a_2, \dots, a_m, a_1^o, a_2^o, \dots, a_m^o]$  是  $T_i$  对应的系数.式(13)的解被使用:

$$a' = (T_i^T T_i)^{-1} T_i^T Z. \quad (14)$$

令  $Z'$  为重构的图像,则

$$Z' = a' T_i. \quad (15)$$

用  $d_i$  来衡量  $Z$  和  $Z'$  之间的偏差程度,即:

$$d_i = \|Z - Z'\|_2, \quad (16)$$

并对每一类测试样本的偏差进行记录.

第 3 步.对于 CRC,用所有训练样本协同表示测试样本,可以将 SRC 算法中基于  $l_1$  范数最小化方法,即将式  $b' = \operatorname{argmin}_b \|b\|_1$  化简为

$$\hat{\rho} = \operatorname{argmin}_\rho \{ \|Z - T_s \rho\|_2^2 + \lambda \|\rho\|_1^2 \}, \quad (17)$$

其中  $T_s$  是由第 1 步得到的,即  $T_s = [t_1, t_2, \dots, t_M, s_1, s_2, \dots, s_M]$ ,  $Z$  是测试样本,  $\rho$  为系数矢量,  $\lambda$  为正则化参数.可以通过解析方法求得基于协同表示方法最优解  $\hat{\rho}$ :

$$\hat{\rho} = (T_s^T T_s + \lambda I)^{-1} T_s^T Z, \quad (18)$$

其中  $\lambda$  为正则化参数,  $I$  是一个单位矩阵.

计算第  $i$  类的正则化偏差:

$$r_i = \frac{\|Z - T_i \hat{\rho}_i\|_2}{\|\hat{\rho}_i\|_2}, \quad (19)$$

其中  $T_i$  是第 1 步得到的第  $i$  类的训练样本,  $\hat{\rho}_i$  是对应的系数.对每一类测试样本的偏差进行记录.

第 4 步.将第 2 步和第 3 步记录的偏差代入,对第  $i$  类测试样本进行归一化使用:

$$d'_i = \frac{(d_i - d_{\min})}{(d_{\max} - d_{\min})}, \quad (20)$$

$$r'_i = \frac{(r_i - r_{\min})}{(r_{\max} - r_{\min})}, \quad (21)$$

其中  $d_i$  和  $d'_i$  分别代表对于第  $i$  类 LRC 原来的残差和归一化后的偏差,  $d_{\max}$  和  $d_{\min}$  分别是 LRC 法得到的最大和最小偏差;  $r_i$  和  $r'_i$  分别代表对于第  $i$  类 CRC 原来的偏差和归一化后的偏差,  $r_{\max}$  和  $r_{\min}$  分别是 CRC 法得到的最大和最小偏差.

第 5 步.对第 4 步得到的结果  $d'_i$  和  $r'_i$  联合使用:

$$f_i = u d'_i + v r'_i, \quad (22)$$

其中  $u, v$  是系数且  $u + v = 1, u, v \leq 1$ .最后,将测试样本分类,如果  $j = \operatorname{argmin}_j f_i$ ,则测试样本被分配到  $j$  类.

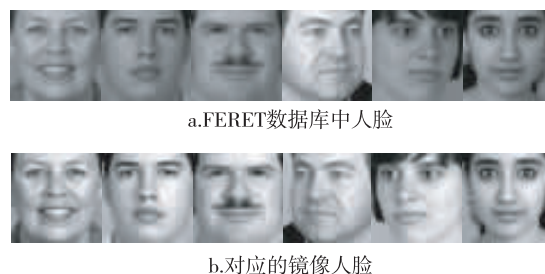


图 1 原始 FERET 数据库中的人脸图及相应的镜像人脸  
Fig. 1 Original face images in FERET database and their mirror images



图 2 原始 ORL 数据库中的人脸图及相应的镜像人脸  
Fig. 2 Original face images in ORL database and their mirror images

### 3.2 合理性分析

用数据来描述第 2 步和第 3 步测试样本所获得的偏差.从图 3 和图 4 中可以看出在 ORL 和 FERET 人脸库上第 2 步和第 3 步所获得测试样本偏差不太相关.因此,将这 2 种偏差相结合有利于正确地对测试样本进行分类,而且这 2 种方法的偏差有着不同范围的值.在第 4 步重定义的归一化过程使这 2 种偏差具有相同的范围,这样可以使它们更好地融合.

## 4 实验结果及分析

为了证明本文提出方法的有效性,将多种方法分别在 FERET 人脸数据库和 ORL 人脸数据库进行实验仿真,将它们得到的误识率结果进行比较.

FERET 人脸数据库包括了 200 个人的脸图像,每个人具有 7 幅图像.本文使用每个人的第 1、2、3、4 张脸图像作为原始训练样本,其余的脸图像作为测试样本.

表 1 是在 FERET 人脸数据库上不同训练样本

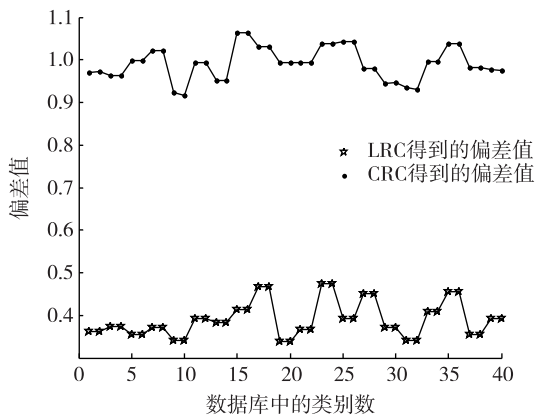


图3 在 ORL 人脸数据库上采用 LRC 法和 CRC 法得到的偏差(将每个人的原始第 1、2、3、4 训练样本和对应镜像图混合作为新的混合训练样本,剩余的人脸图作为测试样本)

Fig.3 Deviation from ORL face database by LRC and CRC method.Take the first four original images of each face and their mirror images as new training samples, with the remaining face images as test samples

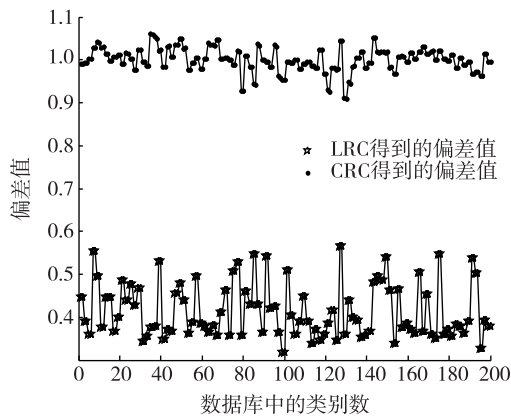


图4 在 FERET 人脸数据库上采用 LRC 法和 CRC 法得到的偏差(将每个人的原始第 1、2、3、4 训练样本和对应镜像图混合作为新的混合训练样本,剩余的人脸图作为测试样本)

Fig.4 Deviation from FERET face database by LRC and CRC method.Take the first four original images of each face and their mirror images as new training samples, with the remaining face images as test samples

数下的各种方法所求得的误识率.由表 1 可以看出新方法比其他方法的误识率要低.LRC 法和 CRC 法在原始和镜像组合训练样本上比 LRC 法和 CRC 法在原始训练样本上的误识率都要低.随着训练样本个数的增加,本文方法比 CRC 法在原始和镜像组合训练样本上优势越来越明显,最高两者之间误识率

相差超过 16 个百分点.当训练样本个数为 3 时,本文方法比 SRC 法的误识率相差超过 20 个百分点.综上所述,新方法要比其他几种方法所达到的效果好.

ORL 人脸数据库包括了 40 个人的脸图像,每个人具有 10 幅图像.使用每个人的第 1、2、3、4 张脸图像作为原始训练样本,其余的脸图像作为测试样本.实验结果如表 2 所示.

表 1 各方法在 FERET 人脸数据库上误识率的比较

Table 1 Comparison of recognition error rate on FERET face database %

方法	训练样本数			
	1	2	3	4
SRC	49.75	35.20	40.00	21.00
LRC	55.08	35.90	40.13	21.50
CRC	55.67	41.60	55.63	44.67
LRC 在原始与镜像组合训练样本上	50.83	22.40	22.13	14.17
CRC 在原始与镜像组合训练样本上	51.92	28.43	30.29	29.67
本文方法	48.26	20.13	20.24	12.83

表 2 各方法在 ORL 人脸数据库上误识率的比较

Table 2 Comparison of recognition error rate on ORL face database %

方法	训练样本数			
	1	2	3	4
SRC	27.50	15.00	14.29	10.00
LRC	32.50	20.62	18.57	13.75
CRC	31.94	16.56	13.93	11.50
LRC 在原始与镜像组合训练样本上	28.89	17.81	12.14	12.08
CRC 在原始与镜像组合训练样本上	28.83	14.54	12.00	13.33
本文方法	27.33	13.50	10.73	8.15

表 2 是在 ORL 人脸数据库上不同训练样本数下的各种方法所求得的误识率.由表 2 可以看出新方法比其他方法的误识率要低.随着训练样本个数的增加,新方法对应的误识率呈现逐渐下降的趋势.这是因为新的训练样本包括了原始样本和镜像图样本,所以说增加新的训练样本数目是对降低误识率是有效的.从表 2 中可以看出当训练样本为 1 个时,本文方法跟其他几种方法的误识率相差很小,尤其跟 SRC 方法的误识率接近相等,但当训练样本个数为 3 时,本文方法与 SRC 方法的误识率相差达 3.5 个百分点.综上所述,新方法要比其他几种方法所达到的效果好.

## 5 结论

本文在人脸镜像图的基础上,提出了对原数据库中的训练图像和新生成的镜像图采用LRC和CRC偏差相结合进行人脸识别的方法.新方法一方面利用镜像图与原始训练样本构造了新的训练样本,增加了训练样本的数目,给人脸识别提出了新思路;另一方面,LRC和CRC这2种方法以不同的方式产生的偏差是互补的,且其偏差之间相关性较低,然后将它们进行加权融合,这对进一步讨论多种类型适当的方法相结合提供了思路.通过人脸识别实验表明,新方法比SRC、LRC、LRC在原始与镜像组合训练样本上、CRC在原始与镜像组合训练样本上在降低误识率方面更有优势,是一个有效的方法.

## 参考文献

### References

- [1] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition [J]. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 1991, 3(1): 71-86
- [2] 陈伏兵,陈秀宏,张生亮,等.基于模块2DPCA的人脸识别方法[J]. *中国图象图形学报*, 2006, 11(4): 580-585  
CHEN Fubing, CHEN Xiuhong, ZHANG Shengliang, et al. A human face recognition method based on modular 2DPCA [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2006, 11(4): 580-585
- [3] 刘青山,卢汉清,马颂德.综述人脸识别中的子空间方法[J]. *自动化学报*, 2004, 29(6): 900-911  
LIU Qingshan, LU Hanqing, MA Songde. A survey: Subspace analysis for face recognition [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2004, 29(6): 900-911
- [4] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection [J]. *The 4th European Conference on Computer Vision*, 1996, 19(7): 45-48
- [5] Xu Y, Li X L, Yang J, et al. Integrate the original face image and its mirror image for face recognition [J]. *Neurocomputing*, 2014, 131(7): 191-199
- [6] He X F, Cai D, Yan S C, et al. Neighborhood preserving embedding [C] // *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision*, 2005, 2(23): 1208-1213
- [7] Qiao L S, Chen S C, Tan X Y. Sparsity preserving projections with applications to face recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(1): 331-341
- [8] Zhou Z, Wagner A, Mobahi H, et al. Face recognition with continuous occlusion using Markov random fields [J]. *IEEE International Conference on Computer Vision*, 2009, 30(2): 1050-1057
- [9] 邵珠宏,欧阳军林,廖帆,等.基于局部特征和集成学习的鲁棒彩色人脸识别算法[J]. *东南大学学报(自然科学版)*, 2015, 45(2): 251-255  
SHAO Zhuhong, OUANG Junlin, LIAO Fan, et al. Robust color face recognition algorithm based on local features and ensemble learning [J]. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 2015, 45(2): 251-255
- [10] 谭萍,邢文娟.基于混合 Gauss 模型的鲁棒性人脸识别算法[J]. *吉林大学学报(理学版)*, 2015, 53(6): 1229-1235  
TAN Ping, XING Wenjuan. A robustness recognition algorithm based on Gaussian mixture model [J]. *Journal of Jilin University (Science Edition)*, 2015, 53(6): 1229-1235
- [11] He R, Zheng W S, Hu B G, et al. Two-stage nonnegative sparse representation for large-scale face recognition [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2013, 24(1): 35-46
- [12] Wright J, Yang A, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(2): 210-227
- [13] Zhang L, Yang M, Feng X C. Sparse representation or collaborative representation: Which helps face recognition? [C] // *IEEE International Conference on Computer Vision*, 2011(5): 471-478
- [14] Yang J, Zhang L, Xu Y, et al. Beyond sparsity: The role of  $L_1$ -optimizer in pattern classification [J]. *Pattern Recognition*, 2011, 45(3): 1104-1118
- [15] Xu Y, Zhu Q, Zhang D. Combine crossing matching scores with conventional matching scores for bimodal biometrics and face and palmprint recognition experiments [J]. *Neurocomputing*, 2011, 74(18): 3946-3952
- [16] Xu Y, Zhang D, Yang J, et al. A two-phase test sample sparse representation method for use with face recognition [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems Video Technology*, 2011, 21(9): 1255-1262
- [17] Naseem I, Togneri R, Bennamoun M. Linear regression for face recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(11): 2106-2112
- [18] 周先春,汪美玲,石兰芳,等.基于梯度与曲率相结合的图像平滑模型的研究[J]. *物理学报*, 2015, 64(4): 136-142  
ZHOU Xianchun, WANG Meiling, SHI Lanfang, et al. Image smoothing model based on the combination of the gradient and curvature [J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(4): 136-142
- [19] 周先春,汪美玲,石兰芳.阈值寻优的高保真各向异性滤波模型[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2016, 28(9): 1550-1559  
ZHOU Xianchun, WANG Meiling, SHI Lanfang. Anisotropic filtering model of high-fidelity based on threshold optimization [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2016, 28(9): 1550-1559

## Combination of LRC and CRC deviation based on mirror image for face recognition

CHEN Ming<sup>1</sup> ZHOU Xianchun<sup>1,2,3</sup> ZHOU Jie<sup>1</sup>

1 School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

2 Key Laboratory of Child Development and Learning Science of Ministry of Education, Southeast University, Nanjing 210096

3 Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology,

Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

**Abstract** In order to improve the accuracy of face recognition and better display facial features, we propose the combination of LRC and CRC deviation based on mirror image for face recognition. First, the proposed method generates mirror images, then by merging the original face image and the mirror image to form a new mixed training sample. Finally, face recognition is performed by using LRC and CRC deviation. The new method increases the number of training samples, and overcomes the problem of variability from pose and illumination of the original face images. The experimental results show that the LRC and CRC deviation combined method significantly improves the accuracy of face recognition.

**Key words** face recognition; mirror image; collaborative representation classification; linear regression classification; deviation; sparse representation