

# 基于样本扩张和双子空间决策融合的单样本人脸识别算法

杨 军<sup>1</sup> 袁红照<sup>2</sup> 刘妍丽<sup>3</sup>

(1. 四川师范大学计算机科学学院, 成都, 610101; 2. 安阳师范学院计算机学院, 安阳, 455000; 3. 四川师范大学数学与软件学院, 成都, 610101)

**摘要:** 对基于滑动窗口进行样本扩充的单样本人脸识别方法进行了改进, 改进后算法一方面在识别阶段采用了比原算法更少的特征, 提高了识别的时间效率; 另一方面在训练阶段获得原始样本的镜像样本作为附加的训练、注册集合, 通过学习训练形成双子空间, 识别结果由双子空间通过决策融合得到, 提高了对测试样本变化的鲁棒性。在 ORL 人脸库和 Feret 子集人脸库上的实验表明, 该算法在识别率上优于同类算法。

**关键词:** 人脸识别; 单样本; 样本扩充; 滑动窗口; 双子空间

**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A

## Algorithm for Single Sample Face Recognition Based on Sample Augments and Double Subspace Decision Fusion

Yang Jun<sup>1</sup>, Yuan Hongzhao<sup>2</sup>, Liu Yanli<sup>3</sup>

(1. College of Computer Science, Sichuan Normal University, Chengdu, 610101, China; 2. School of Computer Science, Anyang Normal University, Anyang, 455000, China; 3. College of Mathematics and Software Science, Sichuan Normal University, Chengdu, 610101, China)

**Abstract:** To apply supervised learning method in single face recognition problem, an improved algorithm based on sample augments by sliding window is proposed. The recognition time of the proposed algorithm is shorter than that of the original algorithm because of less feature dimension. Moreover, the mirror samples are generated to constitute auxiliary training set and two subspaces can be obtained by subspace learning. The recognition result is from the decision fusion of two subspaces and is robust to variation of the test samples. The experiment results on ORL face database and subset of Feret face database show that the proposed algorithm has higher recognition accuracy than other similar algorithms.

**Key words:** face recognition; single sample; sample augments; slide window; double subspace

## 引 言

人脸识别在身份验证, 公共安全, 监控和人机交互等方面有着广泛的应用前景, 和其他生物特征识

别技术相比,人脸识别具有非接触性的优点,长期以来都是生物特征识别领域里的研究热点。大多数人脸识别算法在可控环境并且每人拥有多个注册样本的情况下都可以取得不错的识别效果,但在有些应用场合中,如法律实施、护照验证、身份证验证等应用中,由于数据采集或存储能力方面的原因,每人只有一个注册样本,因而产生了单样本人脸问题。由于只能使用每人的一个样本进行训练学习,单样本人脸识别是一个具有挑战性的模式识别问题,很多传统的基于多样本的人脸识别方法在单样本情况下要么性能下降明显,要么无法实现<sup>[1]</sup>。然而,由于单样本人脸识别在实际应用中的巨大潜力,单样本人脸识别问题得到了学者们的广泛关注,成为人脸识别研究领域里的一个重要分支<sup>[2]</sup>。

根据学习过程中是否由注册人脸图像产生虚拟人脸,可将单样本人脸识别方法分为特征增强法和样本扩张法两类。主成分分析(Principal component analysis, PCA)是典型的无监督算法,可直接被应用于单样本人脸识别问题中,因此,利用 PCA 或改进的 PCA 算法提取有鉴别能力的特征在单样本人脸识别中得到了广泛研究<sup>[3-5]</sup>。文献[3]提出了(PC)<sup>2</sup>A 算法,用原始样本图像和它的一阶积分投影合成的新图像代替原始图像结合 PCA 算法进行特征提取,合成图像增强了原始图像的特征,具有更强的鉴别能力<sup>[3]</sup>。在此基础上,文献[4]将二阶积分投影也加入到合成图像的构建中,并和原图像一起构成训练样本进行学习识别,得到了高于文献[3]的识别率。文献[5]提出了子模块加权的改进双向二维主成分分析(Modular weighted (2D)<sup>2</sup> PCA, MW(2D)<sup>2</sup> PCA)算法用于单样本人脸识别,对基于行的 2DPCA 特征按照特征值指数函数进行了加权,加强了具有较大图像协方差矩阵特征值的特征向量贡献程度,结合子模式方法,提高了提取特征的鉴别能力<sup>[5]</sup>,取得到了高于 2DPCA 和 (2D)<sup>2</sup> PCA 的识别率。

PCA 及其改进算法是一种无监督算法,其缺点是没有充分利用样本的类别信息,因此,此类方法对单样本人脸识别的性能提高有限。但有监督算法,如传统的线性鉴别分析(Linear discriminant analysis, LDA)算法,在单样本情况下,由于类内散度矩阵为零而无法实施。为了克服这个缺点,研究者们提出由单一人脸图像产生多张虚拟人脸图像,从而将单样本人脸识别问题转化为多样本人脸识别问题,称为样本扩充法<sup>[6-10]</sup>。在扩充的样本集上,PCA 算法和 LDA 算法都可以实施。文献[6]采用了尺度、旋转等多种的虚拟样本生成方法,大幅度地扩充了训练样本,并采用 2DPCAGb 的改进 PCA 算法提取特征。文献[7]利用滑动窗口、重采样、位平面和镜像的方法产生多张虚拟样本,并结合改进的 2DPCA 算法进行训练和识别。文献[8]对单样本图像进行奇异值分解(Singular value decomposition, SVD),然后利用小奇异值对应特征向量的重构图像来模拟同类图像的差图像,从而估计出同类样本的类内差,然后结合 2DLDA 算法进行特征提取和识别。文献[9]提出了基于滑动窗口法的样本扩充方法,并结合 2DLDA 算法进行特征提取和识别。文献[10]提出对训练图像进行平面内旋转以扩大训练样本,然后结合分块 2DPCA 算法进行特征提取。

文献[9]提出的滑动窗口法完全利用训练样本自身的信息,在扩充样本的同时没有引入不必要的噪声,从而较好地估计了原始样本固有的类别信息<sup>[9]</sup>,并且采用了具有较强抽取鉴别特征能力的 2DLDA 算法进行特征提取,因此,该算法取得了高于其他提及算法的识别率,具有一定的代表性。

通过分析文献[9]提出的样本扩展方法和基于 2DLDA 的特征提取及识别算法,发现文献[9]存在的一个不足是提取特征的维度高,造成识别阶段的时间效率不高。本文对其识别过程进行了改进,改进后的方法不仅在识别时间效率上有所提高,识别率也有所提升。

## 1 滑动窗口法产生虚拟样本

滑动窗口法利用“大窗口,小步长”<sup>[9]</sup>的原则从原始人脸图像中获得多个大小相同的子图像,因为滑动步长小,因此这些子图像基本相似,可以看成是一个人的多个人脸图像。滑动窗口法提取子图像的算法如下。

**算法 1** 基于滑动窗口的子图像生成算法

输入: 一幅人脸图像  $X \in \mathbf{R}^{m \times n}$ ; 子图像参数: 高  $h$ , 宽  $w$ ; 滑动步长: 横向  $xlen$ , 纵向  $ylen$ 。

输出: 一定数量由  $X$  产生的子图像的集合  $Y = \{X_1 \cdots X_i \cdots\}$ , 其中  $X_i \in \mathbf{R}^{h \times w}$ 。

(1) 计算窗口在纵向上的可滑动次数  $n_1$ ,  $n_1 = \lceil (m-h)/ylen \rceil + 1$ ; 计算窗口在横向上的可滑动次数  $n_2$ ,  $n_2 = \lceil (n-w)/xlen \rceil + 1$ ; 计算总滑动次数(产生子图像的数量)  $n_3$ ,  $n_3 = n_1 * n_2$ 。

(2) 将滑动窗口放置在原图像的左上角, 将该窗口覆盖原图像区域取出并加入集合  $Y$ 。

(3) 向左或者向下按照滑动步长  $xlen$  或者  $ylen$  移动滑动窗口, 将该窗口覆盖原图像区域取出并加入集合  $Y$ 。

(4) 重复步骤 3, 直到产生了  $n_3$  个子图像为止。

图 1 给出了一幅人脸图像及由滑动窗口法产生虚拟子图像, 其中算法参数  $h=100$ ,  $w=86$ ,  $xlen=6$ ,  $ylen=4$ , 可见产生的子图像具有较大的类内相似性。

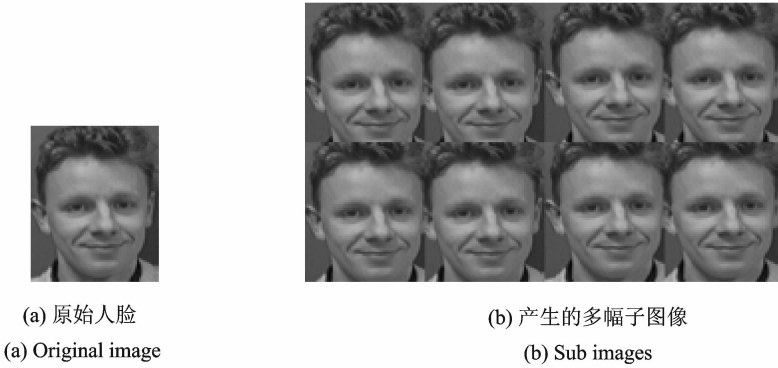


图 1 滑动窗口法产生的子图像

Fig. 1 Sub images generated by sliding window

## 2 二维线性判别分析 2DLDA 特征提取算法

2DLDA 是基于 Fisher 准则的 LDA 算法的推广, 它直接将图像向列向量进行投影获得低维特征, 和 LDA 算法相比, 大大降低了提取特征的维度, 是一种有效的特征提取算法<sup>[11,12]</sup>。令  $X \in \mathbf{R}^{m \times n}$  为原始图像,  $u \in \mathbf{R}^m$  为投影向量, 则  $y = Xu \in \mathbf{R}^n$  为提取的低维投影特征向量。2DLDA 求解最优投影向量的准则是, 在低维投影空间中, 使类间散度和类内散度的比值最大, 即求解  $u$ , 使得式(1)取最大值。

$$J(u) = \frac{S_b}{S_w} = \frac{\sum_{i=1}^C N_i (\bar{y}_i - \bar{y})^T (\bar{y}_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^C \sum_{y \in C_i} (y - \bar{y}_i)^T (y - \bar{y}_i)} \quad (1)$$

式中:  $C$  为类别数量,  $C_i$  表示第  $i$  类类别标识,  $\bar{y}$  代表所有样本的均值,  $\bar{y}_i$  代表第  $i$  类样本的均值,  $N_i$  表述第  $i$  类样本的数量。式(1)是投影向量  $u$  的函数, 关于该式的展开形式和最优投影向量的求解过程可参考文献[11]。

## 3 单子空间特征提取及识别过程

令  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_d\} \in \mathbf{R}^{m \times d}$  为通过虚拟样本和 2DLDA 算法计算的投影矩阵, 本文在其基础上实现特征提取和识别的算法。

**算法 2** 单子空间识别算法

输入:注册样本集  $AA = \{A_1, A_2, \dots, A_N\}$ ,  $A_i$  为第  $i$  个人脸的原始图像,  $N$  为注册样本总数; 测试样本图像  $B \in \mathbf{R}^{m \times n}$ ; 特征提取投影矩阵  $U$ ; 子图像大小参数高  $h$ , 宽  $w$ 。

输出:测试样本  $B$  的识别结果(类别)

步骤:

(1)将注册样本集和测试样本的图像采用双线性插值进行尺度变换,将其大小统一为  $h \times w$ 。记变换后注册样本集为  $A' = \{A'_1, A'_2, \dots, A'_N\}$ , 测试样本为  $B'$ 。

(2)将注册样本和测试样本向投影空间  $U$  进行投影,提取低维投影特征,记为  $A'' = \{A''_1, A''_2, \dots, A''_N\}$  和  $B''$ 。

(3)用最近邻法对  $B''$  进行分类,若  $d(B'', A''_i) = \min_j(d(B'', A''_j))$ ,  $j = 1, 2, \dots, N$ , 则将测试样本分类为第  $i$  类。其中  $d(B'', A''_i) = \|B'' - A''_i\|_F = \text{tr}((B'' - A''_i)^T (B'' - A''_i))$  为两个样本之间的距离度量。

单子空间虚拟样本产生、训练和测试样本识别总体流程如图 2 所示。

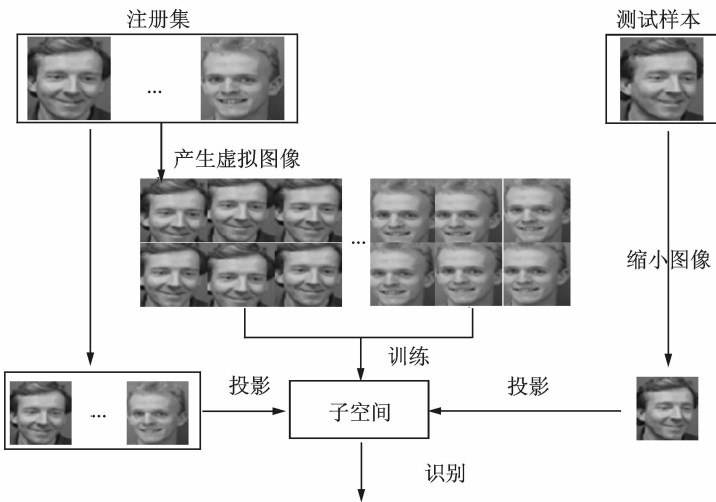


图 2 单子空间训练测试过程流程图

Fig. 2 Flowchart of training and testing process of single subspace

本文单子空的特征提取方法不同与文献[9]的特征提取策略,在文献[9]中,首先对注册样本和测试样本按照训练阶段采用的滑动窗口规则进行窗口滑动,提取对应的子图像集合;然后,将子图像集合中的每个子图像向投影空间进行投影,得到每个子图像的低维投影特征;最后,利用所有子图像的低维投影特征进行分类识别。根据以上分析,假设向  $d$  维投影空间进行投影,则一个样本在低维投影空间的特征维度为  $h \times d \times n_3$ , 其中  $n_3$  为产生的虚拟样本的数量。虽然采用 2DLDA 算法进行了降维,但是由于将多个子图像特征级联在一起,提取的特征维度还比较高,这增加了后续比较识别的时间负担。相比之下,本文方法提取的特征维度为  $h \times d$ , 大大少于文献[9]的特征维度,因此在识别时间上具有更高的效率,本文后面的对比实验证实了这一点。

**4 双子空间训练及决策融合**

单子空间方法通过产生虚拟样本扩大了样本数量,从而将有监督学习算法 2DLDA 运用到特征提取中。但由于测试人脸和注册人脸在姿态上存在一定的变化,造成同一人的测试样本和注册样本在子

空间中的距离较远,不利于正确分类。本节对原始注册集中的样本进行镜像变换,形成一个附加的镜像注册(训练)集,对镜像集也进行子空间学习。在识别阶段,将测试样本分别向两个子空间投影并完成识别,最后的识别结果由两个子空间的识别结果通过决策融合获得,其训练和识别过程如图3所示。

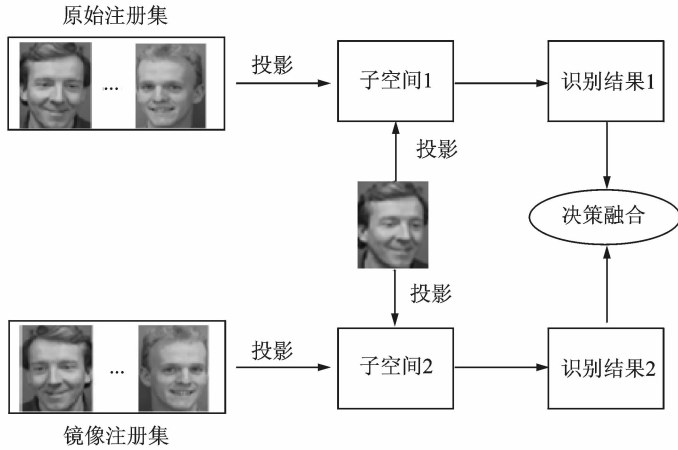


图3 双子空间单样本人脸识别流程图

Fig. 3 Flowchart of recognition process of double subspaces

双子空间识别框架中原始训练集和镜像训练集的训练和识别过程与算法2相同,在分别完成了两个子空间的识别之后,对它们的识别结果进行决策融合。

### 算法3 双子空间决策融合识别算法

输入:子空间1的识别类标记  $c_i$ ,子空间1的中和测试样本最近的注册样本  $A_i$  及距离  $d_i$ ,子空间2的识别类标记  $c_j$ ,子空间2的中和测试样本最近的注册样本  $A_j$  及距离  $d_j$ 。

输出:测试样本的类别  $c$ 。

步骤:采用最小的融合方法,融合后的类别为

$$c = \begin{cases} c_i & d_i < d_j \\ c_j & d_i \geq d_j \end{cases} \quad (2)$$

镜像训练集(注册集)的引入增多了注册样本,提高了注册样本的多样性,因此理论上对测试样本的变化具有一定的鲁棒性,本文后面的实验通过对比识别率验证了这一点。

## 5 实验结果及分析

在 ORL 标准人脸库和 Feret 子集人脸库上进行了人脸识别实验。ORL 人脸库有 40 个人,每人有 10 幅人脸图像,原始图像的分辨率均为  $112 \times 92$ ,图像的变化主要包括拍摄时间、面部表情和脸部细节,如笑或不笑、眼睛或睁或闭、戴或不戴眼镜;人脸姿态也有相当程度的变化,深度旋转和平面旋转可达  $20^\circ$ ;人脸的尺度最多有 10% 的变化。

实验中选择每人的某一张图像作为训练和注册样本,剩余的图像作为测试人脸,这一过程重复 10 次,表 1 给出的是 10 组实验的平均识别率。为了将本文单子空间算法、双子空间算法和其他算法进行比较,表 1 中也给出了文献[5]提出的 MW(2D)<sup>2</sup>PCA 算法,文献[7]提出的样本扩充加 2DPCA 算法,文献[8]提出的奇异值分解重构估计类内散度的方法,文献[10]提出的几何变换样本扩充加 2DPCA 算法及文献[9]的识别算法获得的识别率。各算法所需的参数均按照文献中提供的参数进行设置,其中本文

和文献[9]中的滑动窗口大小设置为  $111 \times 91$ , 滑动步长设置为横向为 1, 纵向为 1, 2DLDA 投影空间选择两个投影向量。

表 1 几种单样本人脸识别算法在 ORL 人脸库上的识别率

%

Table 1 Recognition accuracies of some methods on ORL face database

方法	MW(2D) <sup>2</sup> PCA <sup>[5]</sup>	文献[7]	SVD 重构 <sup>[8]</sup>	文献[10]	文献[9]	单子空间方法	双子空间方法
识别率	74.08	76.39	75.56	77.2	78.44	79.35	80.76

从表 1 中可见, 文献[9]和本文方法明显高于其他算法的识别率, 同时对比发现: (1) 本文和文献[9]采用的滑动窗口样本扩充方法是一种产生虚拟样本的有效方法, 其产生的虚拟样本具有图像质量高、类内散度紧的特点。从特征提取的角度看, 虽然文献[8, 9]和本文都采用 2DLDA 算法提取特征, 但文献[8]的识别率不及后两种方法, 说明利用 SVD 重构方法虽然可以估计类内散度矩阵, 但效果不及用来产生虚拟样本的滑动窗口法。(2) 虽然文献[5]采用了复杂的 MW(2D)<sup>2</sup>PCA 算法提取特征, 文献[7]采用了多种方式产生虚拟样本, 但文献[9]和本文算法的识别率高于文献[5]和文献[7], 主要原因在于: 文献[5]和文献[7]采用的无监督学习算法提取特征, 而文献[9]和本文算法采用的是有监督算法提取特征, 说明无监督算法对单样本人脸识别识别率的提高有限, 有监督学习算法由于充分利用了样本的类别信息, 其计算的特征空间更具鉴别能力。本文提出的双子空间决策融合算法相比文献[9]算法和单子空间算法的识别率分别提高了约 2.3% 和 1.4%, 说明镜像样本的引入对提高识别率起到了积极作用。

本文算法相比于文献[9]算法的另一优势在于识别时的时间效率, 实验中对这两种方法完成一组测试样本的识别所用识别时间进行了比较, 如表 2 所示。表 2 表明本文算法的识别时间明显少于文献[9], 这是由于本文算法提取的特征维数少于文献[9], 因此识别过程的计算量更少。

表 2 不同方法完成测试识别的时间

s

Table 2 Recognition time of different algorithms

方法	文献[9]	单子空间方法	双子空间方法
时间	7.6	2.4	4.9

Feret 子集人脸数据库由 Feret 人脸库中的 200 人构成, 利用其 Fa(标准中性表情图像)部分作为注册样本, 利用对应的 Fb(带有微笑表情图像)部分作为测试样本, 图像大小统一为  $80 \times 80$ , 几种算法的识别率如表 3 所示, 其中文献[9]算法及本文算法中子窗口大小设定为  $79 \times 79$ , 两方向滑动步长为 1, 2DFDA 投影向量数量设置为 9。同表 1 类似, 本文提出的单子空间识别方法和双子空间决策融合的识别方法在识别率上表现出比较明显的优势。

表 3 几种算法在 Feret 子集人脸库上的识别率

%

Table 3 Recognition accuracies of some methods on subset of face database

方法	PCA	SVD 重构 <sup>[8]</sup>	文献[9]	单子空间方法	双子空间方法
识别率	79	80	79.50	84	85.5

## 6 结束语

本文分析了利用滑动窗口法进行样本扩张后结合 2DLDA 特征提取算法进行人脸的方法的不足之处, 对其进行了改进。改进后的算法降低了样本的特征维度, 提高了识别的时间效率, 同时其识别率也有所提高。为了提高分类器对测试样本变化的鲁棒性, 本文在改进算法的基础上提出了双子空间识别

框架,将原始注册样本集和镜像样本集的认识结果进行决策融合,进一步提高了识别率。基于本文提出的识别框架,今后将进一步测试其他的决策融合策略的有效性。

### 参考文献:

- [1] Tan Xiaoyang, Chen Songcan, Zhou Zhihua. Face recognition from a single image per person: a survey[J]. *Pattern Recognition*, 2006, 39(9): 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): 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): 635-642.
- [3] Wu Jianxi, Zhang Daoqiang, Zhou Zhihua. Face recognition with one training image per person[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2002, 23(14): 1711-1719.
- [4] Chen Songcan, Zhang Daoqiang, Zhou Zhihua. Enhanced (PC)2A for face recognition with one training image per person [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2004, 25(10): 1173-1181.
- [5] 李欣, 王科俊, 贾晔焯. 基于  $MW(2D)^2PCA$  的单训练样本人脸识别[J]. *模式识别与人工智能*, 2010, 23(1): 77-83.  
Li Xin, Wang Kejun, Ben Xianye.  $MW(2D)^2PCA$  based face recognition with single training sample[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2010, 23(1): 77-83.
- [6] 张生亮, 陈伏兵, 杨静宇. 对单训练样本的人脸识别问题的研究[J]. *计算机科学*, 2006, 33(2): 225-229.  
Zhang Shengliang, Chen Fubing, Yang Jingyu. Some researches for face recognition with one training image per person [J]. *Journal of Computer Science*, 2006, 33(2): 225-229.
- [7] 赵雅英, 谭延琪, 马小虎. 基于样本扩充和改进 2DPCA 的单样本人脸识别[J]. *计算机应用*, 2011, 31(10): 2728-2730, 2756.  
Zhao Yaying, Tan Yanqi, Ma Xiaohu. Single sample face recognition based on sample augment and improved 2DPCA [J]. *Journal of Computer Science*, 2011, 31(10): 2728-2730, 2756.
- [8] Gao Quanxue, Zhang Lei, Zhang D. Face recognition using FLDA with single training image per person[J]. *Special Issue on Advanced Intelligent Computing Theory and Methodology in Applied Mathematics and Computation*, 2008, 205: 726-734.
- [9] 陈才扣, 黄建平, 刘永俊. 基于泛滑动窗与 2DLDA 的单样本人脸识别[J]. *计算机应用*, 2007, 27(11): 2793-2796.  
Chen Caikou, Huang Jianping, Liu Yongjun. Face recognition with single training sample per person based on generalized slide window and 2DLDA [J]. *Journal of Computer Science*, 2007, 27(11): 2793-2796.
- [10] 雷刚, 周激流, 吴朋, 等. 基于虚拟信息的单样本分块人脸识别方法[J]. *数据采集与处理*, 2009, 24(4): 443-448.  
Lei Gang, Zhou Jiliu, Wu Peng, et al. Sub-block face recognition method based on virtual information with one training image per person[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2009, 24(4): 443-448.
- [11] Yang Jun, Liu Yanli, Feng Chaosheng, et al. Quotient vs. difference: Comparison between the two discriminant criteria in 2DLDA for face recognition[J]. *Journal of Information & Computational Science*, 2012, 9(7): 1975-1982.
- [12] 江艳霞, 任波. 基于加权邻域极大边界准则的人脸识别[J]. *数据采集与处理*, 2011, 26(5): 515-520.  
Jiang Yanxia, Ren Bo. Face recognition based on weighted neighborhood maximum margin criterion[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2011, 26(5): 515-520.

作者简介: 杨军(1977-), 男, 博士, 副教授, 研究方向: 图像处理, 模式识别, E-mail: yanghuajun@163.com; 袁红照(1970-), 男, 博士, 副教授, 研究方向: 图像处理、计算机视觉; 刘妍丽(1978-), 女, 讲师, 主要研究方向: 统计学习。

