基于稀疏表征多分类器融合的遮挡人脸识别*

邓 楠[1]，徐正光[1]，王 珺[2]
（1. 北京科技大学 控制科学与工程学院，北京 100083；2. 西北工业大学 电子信息学院，西安 710072）

摘 要：为了同时利用人脸局部信息，提出一种基于稀疏表征多分类器融合的遮挡人脸识别方法。先对人脸进行多分辨率分块，求取并根据各子块稀疏表征分类器的识别率确定其权重，计算其后验概率估值，最终利用加权融合准则进行多分类器融合识别。在 AR 和 YaleA 库的实验结果表明，该算法结果比稀疏表征遮挡人脸识别的效果更好，鲁棒性更高。

关键词：人脸识别；稀疏表征；多分辨率分块；多分类器融合；过完备字典
中图分类号：TP391 **文献标志码**：A **文章编号**：1001-3695(2013)06-1914-03
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.06.083

Sparse representation based multi-classifier fusion approach for occluded face recognition

DENG Nan[1], XU Zheng-guang[1], WANG Jun[2]
(1. *Institute of Control Science & Engineering*, *University of Science & Technology Beijing*, *Beijing* 100083, *China*; 2. *School of Electronics & Information*, *Northwestern Polytechnical University*, *Xi' an* 710072, *China*)

Abstract: This paper proposed a sparse representation based multi-classification fusion (WMSRC) algorithm on the basis of analyzing different discrimination ability of the various classifiers. In WMSRC, it firstly divided the face image into partitions by multi-resolution blocking. Then for each block, it obtained SRC based classifiers. Finally, performed the multiple classifiers fusion by weighted fusion criterion, which based on the weight and posterior probability of the various classifiers. Experiment results on the AR and Yale database prove that the algorithm performance is efficient.

Key words: face recognition; sparse representation; multi-resolution blocking; multi-classification fusion; over-complete dictionary

0 引言

近年来，人脸识别[1]在视频监控、身份验证和信息安全等领域的应用日益广泛，但光照、姿态、表情和遮挡等因素会影响其鲁棒性。在实际的人脸图像处理中，围巾、眼镜、口罩和装饰物等随机遮挡尤为常见，造成了人脸图像的局部特征缺失，影响了整体特征的准确性，成为人脸识别的挑战性课题。

稀疏表征人脸识别（sparse representation classification, SRC）[1,2]是当前遮挡人脸识别的代表性方法之一。SRC 将遮挡人脸看成是无遮挡的原始人脸和小块遮挡造成的遮挡误差的叠加。未被遮挡的原始人脸对于全体训练样本形成的字典是稀疏的，遮挡误差对于全体训练样本被遮挡或者被污染形成的遮挡字典也是稀疏的。全体训练样本字典和遮挡字典共同组成所谓的扩展字典。通过求解遮挡人脸在扩展字典的稀疏表征系数，以及对各类训练人脸的最小重构残差对人脸分类。

按照使用方式不同，目前基于 SRC 的遮挡人脸识别方法可以分为两类。一类基于人脸整体特征建模，加以限制条件或者先验信息。Wright 等人[1]提出分块稀疏表征人脸识别（block sparse representation based classification, BSRC），将遮挡人脸建模为扩展字典上的表征，结合人脸分块进行识别。翟懿奎等人[3]融合图像彩色信息和同伦算法识别遮挡人脸。Yang 等人[4]将原始人脸通过 Gabor 滤波器滤波后，建立 Gabor 遮挡字典并优化 SRC 模型。由于 Gabor 特征对局部光照姿态等变化不敏感，算法压缩了原子数目，提高了遮挡鲁棒性。另一类基于局部特征建模。Cui 等人[5]将 K-SVD 学习求得的字典引入图像序列的编码之中，形成一种基于图像局部信息的 SELD（sparsely encoded local descriptor）描述子。SELD 将稀疏编码引入多个系数向量联合组成的图像描述子中，与现有基于纹理形成的图像描述子差异很大。之后利用其余弦相似度判定类别。以上两类方式都将 SRC 与遮挡人脸的整体或局部特征相结合进行识别，获得了良好的识别性能。

根据分类器不同的输出结果，多分类器融合可以分为以类别标签为输出的抽象级融合、以类别排列次序为输出的排列级融合和以类别分数为输出的分数级融合[6]。由于分数级融合的类别分数在合并的过程中能屏蔽图像特征的多样性和识别过程的复杂性，又能同时保存各种特征相似性的度量，因此融合的信息最丰富，性能最好。根据参数可调与否，分数级融合可以分为基于固定规则和基于训练规则两种。基于固定规则的融合包括 D-S 证据推理、积规则、和规则、最大值规则、最小值规则、中值规则和投票规则等方式。而基于训练规则的融合是经训练形成分类器，包括元分类器如神经网络或支持向量机

收稿日期：2012-10-08；**修回日期**：2012-11-22 **基金项目**：国家自然科学基金资助项目(60973064)
作者简介：邓楠(1973-)，女，甘肃兰州人，博士研究生，主要研究方向为图像处理、模式识别(dengnan666666@163.com)；徐正光(1958-)，男，教授，博士，主要研究方向为模式识别、图像处理；王珺(1986-)，女，博士研究生，主要研究方向为图像处理、人工智能.

和权重分类器[7]。与算法复杂的元分类器相比,权重分类器参数较少而算法简单,分类性能可与元分类器相媲美,因此更为常用。

基于上面分析,本文选用了权重分类器,提出一种基于稀疏表征多分类器融合的遮挡人脸识别方法(WMSRC)。引入局部和整体混合建模,结合人脸分块和 SRC 建立多个 SRC 分类器,以挖掘图像整体和局部信息;引入多分辨率分块,利用图像不同分辨率信息;定义加权融合准则,赋予各分类器不同权重并计算其后验概率估值,根据加权融合准则融合多分类器。

1　稀疏表征人脸识别

SRC[1]基于这样的假设:每张人脸的训练图像都可以对图像子空间形成一个独立的划分,任何一张测试图像都可以由同一人脸训练图像的线性组合来表示。通过计算测试图像相对于所有训练图像的稀疏系数确定类别归属。形式描述如下:

给定一个包含 k 类 $\omega_i(i=1,2,\cdots,k)$,n 幅图像的训练样本集。设第 i 类训练样本集矩阵为 $\boldsymbol{\Phi}_i=[\boldsymbol{A}_{i,1},\cdots,\boldsymbol{A}_{i,j},\cdots,\boldsymbol{A}_{i,n_i}]\in \mathrm{R}^{m\times n_i}$,$\boldsymbol{A}_{i,j}(j=1,\cdots,n_i)$ 为第 i 类的第 j 个训练样本列向量。SRC 将 $\boldsymbol{A}_{i,j}$ 称为原子,多个原子的组合构成字典,原子个数大于其维数构成过完备字典。根据上述假设,属于第 i 类的测试样本 $x=\sum_{j=1}^{n_i}\theta_{i,j}\boldsymbol{A}_{i,j}=\boldsymbol{\Phi}_i\boldsymbol{\theta}_i$,其中 $\boldsymbol{\theta}_i=[\theta_{i,1},\theta_{i,2},\cdots,\theta_{i,n_i}]\in \mathrm{R}^{n_i}$ 是组合系数。

全体训练样本集构成过完备字典 $\boldsymbol{\Phi}=[\boldsymbol{\Phi}_1,\cdots,\boldsymbol{\Phi}_i,\cdots,\boldsymbol{\Phi}_k]\in \mathrm{R}^{m\times n}$,则第 i 类测试样本就可以表示为

$$x=\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\theta}\in \mathrm{R}^m \tag{1}$$

其中 $\boldsymbol{\theta}=[0,\cdots,0,\theta_{i,1},\cdots,\theta_{i,n_i},0,\cdots,0]^{\mathrm{T}}\in \mathrm{R}^m$ 为稀疏向量。遮挡测试样本可表示为

$$x_e=x+e=\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\theta}+e=[\boldsymbol{\Phi},\boldsymbol{I}]\begin{bmatrix}\boldsymbol{\theta}\\ e\end{bmatrix}=\boldsymbol{B}\boldsymbol{\omega} \tag{2}$$

其中:e 为遮挡,$\boldsymbol{B}=[\boldsymbol{\Phi},\boldsymbol{I}]\in \mathrm{R}^{m\times(n+n_e)}$ 为扩展的过完备字典,$\boldsymbol{\omega}$ 为遮挡时的稀疏向量。显然,$\boldsymbol{\theta}$ 和 $\boldsymbol{\omega}$ 越稀疏,测试样本的表征越简洁。故选取 $\boldsymbol{\theta}$ 和 $\boldsymbol{\omega}$ 的 l^0 范数作为稀疏表征函数,通过对下述最优化问题的求解获得测试样本最简洁的表征方式:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_0=\arg\min\|\boldsymbol{\theta}\|_0,\ \text{s.t.}\ \|x-\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\theta}\|\leqslant\varepsilon \tag{3}$$

或

$$\hat{\boldsymbol{\omega}}_0=\arg\min\|\boldsymbol{\omega}\|_0,\ \text{s.t.}\ \|x_e-\boldsymbol{B}\boldsymbol{\omega}\|\leqslant\varepsilon \tag{4}$$

其中 $\|\cdot\|_0$ 为 l^0 范数[1]。

l^0 范数最小化是一个 NP 难问题,常用的算法有贪婪追踪[8]和松弛优化[9]。贪婪追踪基于局部的贪婪算法求解。正交匹配追踪和分段正交匹配追踪等对其进行了改进。这类算法复杂度较低,但无法保证求得最优解。松弛优化将原先非凸的 l^0 范数替换为 l^1[1]范数或其他稀疏性度量函数,从而将原问题转换为凸规划或非线性规划问题。常用的有基追踪[9]、FOCUSS[10]和迭代收缩[11]。其重建精度高,较贪婪追踪类算法复杂。本文引用了复杂度较低而重建精度较高的基于松弛优化的原始对偶内点算法[1],将 l^0 范数最小化转换为 l^1 范数最小化问题:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_1=\arg\min\|\boldsymbol{\theta}\|_1,\ \text{s.t.}\ \|x-\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\theta}\|\leqslant\varepsilon \tag{5}$$

或

$$\hat{\boldsymbol{\omega}}_1=\arg\min\|\boldsymbol{\omega}\|_1,\ \text{s.t.}\ \|x_e-\boldsymbol{B}\boldsymbol{\omega}\|\leqslant\varepsilon \tag{6}$$

则重构残差为

$$r_i(x)=\|x-\boldsymbol{\Phi}\delta_i(\hat{\boldsymbol{\theta}}_1)\|_2 \tag{7}$$

或

$$r_i(x_e)=\|x_e-\hat{e}_1-\boldsymbol{\Phi}\delta_i(\hat{\boldsymbol{\omega}}_1)\|_2 \tag{8}$$

其中:$\delta_i(x)\in \mathrm{R}^n$ 是保留第 i 类样本的稀疏向量系数而将其余样本系数赋为零得到的特征函数,$\hat{e}_1$ 是重建的遮挡。通过最小重构残差对测试样本分类,即

$$\text{identify}(x)=\arg\min r_i(x) \tag{9}$$

或

$$\text{identify}(x_e)=\arg\min r_i(x_e) \tag{10}$$

2　基于稀疏表征多分类器融合的遮挡人脸识别

2.1　WMSRC 遮挡人脸识别算法总体流程

训练阶段,对训练样本进行多分辨率分块,求取各训练子块的特征变换矩阵并降维。

测试阶段,根据上述特征变换矩阵,对测试样本分块并降维。求取各 SRC 分类器并根据其鉴别力确定权重,根据其重构残差计算后验概率估值,最终利用加权融合准则进行多分类器融合识别。算法流程如图 1 所示。

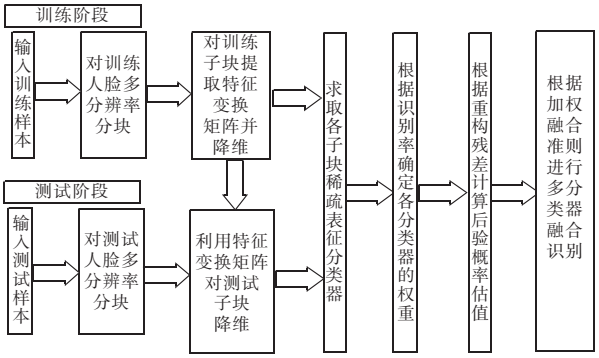


图 1　WMSRC 算法流程

2.2　人脸图像多分辨率分块及降维

金字塔分解属于图像多分辨率分解的一种,可以得到一系列以金字塔排列的分辨率逐步降低的图像集合,可分析图像从局部到整体、从精细到粗略的信息。

本文将人脸库中所有图像归一化为 100×100 后进行多分辨率分块。先将图像均匀分为 16 块,得到原始图像第一层子块。然后对原始图像进行一次下采样,再均匀分为 4 块,得到第二层子块。继续下采样得到第三层 1 个子块。最终得到不同分辨率和不同空间位置的不重叠的 21 个 25×25 像素的图像子块。之后引用 PCA[1]、LDA[1]、Downsample[1]和 Random[1],对训练子块提取特征变换矩阵,对训练和测试子块降维。

2.3　各子块 SRC 分类器

将分块后的训练样本集记为 $\boldsymbol{\Phi}^{(1)},\cdots,\boldsymbol{\Phi}^{(l)},\cdots,\boldsymbol{\Phi}^{(L)}\in \mathrm{R}^{p\times n}$,其中 p 为子块行列数的乘积。将测试样本分块为 $x^{(1)},\cdots,x^{(L)}\in \mathrm{R}^p$。则第 l 块测试样本可以用第 l 块训练样本集的稀疏表征 $\boldsymbol{\Phi}^{(l)}x^{(l)}$ 和遮挡 $e^{(l)}\in \mathrm{R}^P$ 表示为 $x^{(l)}=\boldsymbol{\Phi}^{(l)}\boldsymbol{\theta}^{(l)}+e^{(l)}$。结合式(1)~(10),求取各子块 SRC 分类器,分类器个数即分块块数。

2.4　根据加权融合准则进行多分类器融合

分类器对识别的贡献即鉴别力是不同的,融合时应根据其鉴别力赋予权重。平均识别率的大小反映了其鉴别力的高低,故根据各分类器的平均识别率计算权重。给定一个包含 k 类 $g_i(i=1,2,\cdots,k)$ 的训练样本集,分块后依次形成第 $1,\cdots,l,\cdots,L(L=21)$ 个 SRC 分类器。令 $\overline{n_l}$ 表示第 l 个分类器的平均

识别率,定义第 l 个分类器的权重系数为

$$w_l = \overline{n_l} / \sum_{j=1}^{L} \overline{n_j} \tag{11}$$

可以根据 w_l 来衡量分类器的鉴别力,w_l 越大表明其鉴别力越强。

令 x_e^l 表示第 l 块遮挡测试样本,$\hat{e}_1^l$ 表示重建的第 l 块遮挡,Φ_l 为第 l 块训练样本集,$\hat{\omega}_1^l$ 为第 l 个分类器按式(6)求得的稀疏向量,$r_i^l(x_e^l)$ 是利用第 i 类第 l 个分类器的稀疏向量对第 l 块遮挡测试样本重构得到的重构残差,即 $r_i^l(x_e^l) = \| x_e^l - \hat{e}_1^l - \Phi_l \delta_i(\hat{\omega}_1^l) \|_2$。定义第 l 个分类器的后验概率估值为

$$\hat{P}_l(g_i | x_e^l) = \frac{\frac{1}{r_i^l(x_e^l)}}{\sum_{n=1}^{k} \left(\frac{1}{r_n^l(x_e^l)}\right)} \tag{12}$$

由此定义加权融合准则对测试样本分类:

$$\text{identify}(x_e) = \arg\max_{1 \leqslant i \leqslant k} \sum_{l=1}^{L} w_l \hat{P}_l(g_i | x_e^l) \tag{13}$$

3 仿真实验及分析

目前,国内外有很多标准人脸库。本实验选用了 AR[1] 和 YaleA[1] 库来验证 WMSRC 的识别性能,并将所用的人脸图像归一化为 100×100 大小。实验所用的计算机是 Intel Core i3 CPU,2.10 GHz,2 GB 内存,软件环境为 Windows 7.0 操作系统,MATLAB R2011a 仿真平台。

3.1 YaleA 库实验

在 YaleA 库上利用不同方式和维数对人脸降维,进行多种算法对比实验。

实验 1 测试不同降维方式对识别的影响。选取 YaleA 库每人前 6 张组成训练集,后 5 张组成测试集。特征维数设为 90 维。选取 PCA、LDA、Random 和 Downsample 将图像降至 90 维。采用 SRC、BSRC(分块大小为 25×25)、最近邻(nearest neighbor,NN)、WMSRC 和多分辨率分块后利用投票规则分类的 MSRC 算法进行无遮挡人脸识别实验。实验结果如表 1 所示。

表 1 不同降维方式下各种算法的识别率 /%

识别算法	降维方式			
	PCA	LDA	Random	Downsample
NN	83.3	85.1	77.6	69.1
SRC	91.5	91.7	91.8	88.3
BSRC	91.9	92.1	93.2	91.8
MSRC	92.7	92.5	93.6	92.1
WMSRC	93.8	93.7	95.4	93.1

实验结果表明,当采用同一降维方法时,WMSRC 识别率最高,MSRC 次之,NN 最低。原因是基于稀疏表征的多分类器加权融合可以获得更好的识别性能。SRC、BSRC、MSRC 和 WMSRC 使用 Random 降维比其他三种降维方法的识别率高。这可能是因为与其他降维方式相比,Random 矩阵与训练样本组成的字典相干度最低,故本文后续实验均采用 Random 降维。

实验 2 测试选取不同特征维数对识别的影响。选用与第一组相同的训练集和测试集,采用 Random 将图像降至 60、90、120、250 维,再使用 SRC、BSRC(分块大小为 25×25)、WMSRC、MSRC 和 NN 进行特征维数变化时的无遮挡人脸识别实验。实验结果如表 2 所示。

表 2 不同降维维数下各种算法的识别率 /%

识别算法	降维维数			
	60	90	120	250
NN	76.8	77.6	78.9	79.0
SRC	86.3	91.8	94.6	95.2
BSRC	86.9	93.2	95.2	96.1
MSRC	87.3	93.6	95.9	96.3
WMSRC	87.8	95.6	96.9	97.3

实验结果表明,随着特征维数增大,算法识别率都不断提高,到达一定程度后增加缓慢。WMSRC 在 YaleA 库中达到了 97.8% 的最高识别率,这是由于 WMSRC 基于 SRC 局部和整体混合建模,并加权融合了多分类器进行识别。同时,特征维数取 90 维时,SRC、BSRC、MSRC 和 WMSRC 的识别率均达到了 91.8% 以上。从识别率和运行效率两方面综合考虑,后续实验选用 90 维特征维数。

实验 3 测试不同大小的随机遮挡对人脸识别的影响。选用人脸库每人前 6 张组成训练集,后 5 张添加不同大小的遮挡组成测试集。采用 Random 将图像降至 90 维,再使用 SRC、BSRC(分块大小为 25×25、25×50 和 50×50)、WMSRC、MSRC 和 NN 进行遮挡人脸识别实验。实验结果如表 3 所示。

表 3 不同遮挡程度下各种算法的识别率 /%

识别算法	遮挡程度			
	15	25	35	50
NN	76.8	77.6	78.9	79.0
SRC	83.4	77.8	65.9	41.2
BSRC(25×25)	93.9	89.8	78.2	62.6
BSRC(25×50)	92.0	88.5	73.4	57.7
BSRC(50×50)	85.5	81.3	68.4	45.0
MSRC	95.1	91.7	83.6	67.4
WMSRC	97.8	95.6	87.9	75.3

实验结果表明,随着遮挡不断变大,四种算法识别率都在下降,其中 WMSRC 识别率下降最慢。相同遮挡下 WMSRC 识别率最高。这是因为 WMSRC 是基于稀疏表征的多分类器融合识别,对遮挡鲁棒性最高。另外,BSRC、MSRC 和 WMSRC 都是对人脸分块后进行识别。实验结果表明,在同样大小的遮挡下,随着分块数目不断增加,BSRC 识别率随之上升。而分块数目最多的 WMSRC 识别率最高,MSRC 次之,远远超过了不分块的 SRC 和 NN 识别率。这是因为 BSRC、MSRC 和 WMSRC 基于局部分块建立 SRC 模型。分块越多则细节越多,就能够获取图像更多的局部信息,提高了遮挡识别鲁棒性。

3.2 AR 库实验

在 AR 库上的实验验证不同融合规则对遮挡人脸多分类器融合识别的影响。选取 AR 库中 50 男和 50 女在两阶段分别拍摄的 14 张图像。选用第一阶段拍摄的表情和光照变化的 7 张组成训练集,选取第二阶段表情和光照变化的 7 张图像并添加 25% 大小的随机遮挡组成测试集。采用 Random 将图像降至 90 维。分别使用本文式(10)的和规则融合、最大值规则融合、中值规则融合和投票规则融合进行分类器融合对比。实验结果如表 4 所示。

表 4 不同融合规则下分类器的识别率 /%

	融合规则			
	最大值	中值	投票	和
识别率	83.3	91.4	90.6	93.2

实验结果表明,基于和规则融合的识别性能最好,这是因为加权融合是根据分类器的不同鉴别能力进行的融合,符合人眼的主观感知。

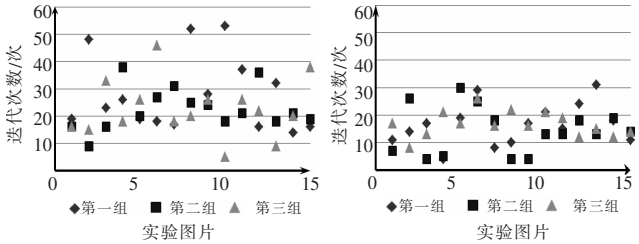
(下转第 1920 页)

间对比实验,分别对 45 幅测量图片进行迭代次数和计算时间测试,统计结果如表 2 所示。

表 2 迭代次数和消耗时间对比

算法	最小迭代次数	最大迭代次数	平均次数	消耗时间/s
本文算法	4	31	14.288	0.00946
最小二乘法	5	53	22.444	0.02453

除了测量精度在理想的范围内,从表 4 中的统计数据可以看到,本文算法平均迭代 14 次左右后收敛,相对于最小二乘迭代算法要耗时更少。由图 8(a)中的实验数据可知最小二乘迭代次数最多为 53 次,平均一般要进行 30 次左右迭代才结束。图 8(b)中本文算法的平均迭代次数明显少于常规最小二乘法,最大迭代次数已经下降到 31 次。这表明利用靶标特征点平行性约束线性求取出迭代过程的初值更接近最终真实值,能有效降低迭代计算次数。本文方法简化了计算模型,减少了计算时间,提高了计算效率。



(a) 最小二乘法计算迭代次数 (b) 本文算法计算迭代次数

图 8 两种算法迭代次数对比

3 结束语

本文以四个共面特征点为基础,结合特征点之间的平行性和距离相似不变量等特征建立位姿测量模型,获取初值后再利用共面约束建立无约束最优目标函数求解最优解,从而保证非线性算法的解的精确性和收敛性。这种方法简化了计算模型,减少了计算过程中的迭代次数,提高了运算速度。通过实际测量实验对本文中的位姿测量方法进行了精度验证,并通过对本文算法和最小二乘法运算时间的比较可以看出,本文算法由于使用了线性解析快速求得初值的方法,使物体位姿测量算法在保证精度的基础上一定程度上提高了算法的速度,对于实时测量技术在工业领域的应用有一定意义。

参考文献:

[1] 付海洋. 基于计算机视觉的车轮定位技术的研究[D]. 沈阳:沈阳工业大学,2010.

[2] ZHANG Shi-jie, CAO Xi-bin, ZHANG Fan, *et al*. Monocular vision-based iterative pose estimation algorithm from corresponding feature points[J]. Science China Information Sciences, 2010, 53(8): 1682-1696.

[3] 吴福朝,胡占义. PnP 问题的线性求解算法[J]. 软件学报,2003, 14(3):682-688.

[4] 段福庆,吴福朝,胡占义. 基于平行性约束的摄像机标定与 3D 重构[J]. 软件学报,2007,18(6):1350-1360.

[5] 王鹏,孙长库,张子森. 单目视觉位姿测量的线性求解[J]. 仪器仪表学报,2011,32(5):1126-1131.

[6] DANIEL F D, LARRY S D. Model-based object pose in 25 lines of code[J]. International Journal of Computer Vision, 1995, 15(1-2):123-141.

[7] 张子森,王鹏,孙长库. 单目视觉位姿测量方法及数字仿真[J]. 天津大学学报,2011,44(5): 440-444.

[8] QIN Li-juan, ZHU Feng. A new method for pose estimation from line correspondences[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(2):130-134.

[9] 张广军,周富强. 基于双圆特征的无人机着陆位置姿态视觉测量方法[J]. 航空学报,2005,26(3):344-348.

[10] 刘昶,朱枫,夏仁波. 基于共面两点一线特征的单目视觉定位系统[J]. 计算机应用研究,2012,29(8):3145-3147.

[11] TSAI R. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses [J]. IEEE Journal of Robotics and Automation, 1987, 3(4):323-344.

[12] WANG Peng, XIAO Xu, ZHANG Zi-miao, *et al*. Study on the position and orientation measurement method with monocular vision system [J]. Chinese Optics Letters, 2010, 8(1):55-58.

(上接第 1916 页)

4 结束语

本文提出的 WMSRC 先对人脸分块,构造各子块字典和 SRC 分类器,再根据各分类器的鉴别力进行多分类器加权融合识别。在 AR 和 YaleA 人脸库的实验结果表明,基于多分类器加权融合的 WMSRC 较现有的 SRC 和 BSRC 算法的遮挡识别率更高。在字典选取方面,WMSRC 使用原始训练样本集作为字典,未来拟利用图像小波特征通过学习构建字典进行多分类器融合识别。

参考文献:

[1] WRIGHT J, YANG A, GANESH A, *et al*. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2):210-227.

[2] DONOHO D. Compressed sensing[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2006, 52(3):1289-1306.

[3] 翟懿奎,甘俊英,李景文. 基于彩色信息融合和同伦算法的遮挡鲁棒人脸识别方法研究[J]. 信号处理,2011,27(11): 1762-1768.

[4] YANG Meng, ZHANG Lei. Gabor feature based sparse representation for face recognition with Gabor occlusion dictionary[C]//Proc of the 11th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer-Verlag, 2010:448-461.

[5] CUI Zhen, SHAN Shi-guang, CHEN Xi-lin, *et al*. Sparsely encoded local descriptor for face recognition[C]//Proc of Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops. 2011:149-154.

[6] 李永,殷建平,祝恩,等. 基于 FAR 和 FRR 融合的多模态生物特征识别[J]. 自动化学报,2011,34(4):408-416.

[7] LIU Cheng-lin. Classifier combination based on confidence transformation[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(1):11-28.

[8] MALLAT S G, ZHANG Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397-3415.

[9] CHEN S, DONOHO D, SAUNDERS M. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Review, 2001, 43(1):129-159.

[10] GORODNITSKI I F, RAO B D. Sparse signal reconstruction from limited data using focuss: a re-weighted norm minimization algorithm[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1997, 45(3):600-616.

[11] BECK A, TEBOULLE M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(1):183-202.