

# 基于多子空间直和特征融合的人脸识别算法

叶继华 万叶晶 刘长红 李汉曦 王仕民

(江西师范大学计算机信息工程学院, 南昌, 330022)

**摘要:** 多个子空间直和能保证多个子空间数据融合时多个子空间得到的特征向量相互两两正交, 融合数据采用该特征表示时冗余最小, 更有利于分类识别。本文基于多子空间直和进行特征融合, 提出了一种新的人脸识别算法。通过 2DPCA 算法, 首先分别计算所有训练样本归一化后正脸、左侧脸及右侧脸图像的协方差矩阵的各  $P$  个最大特征值对应的  $P$  个相互正交的特征向量, 然后通过选取 3 个子空间的部分满足直和条件的特征向量组成各自的特征空间(投影空间), 再将样本正脸、左侧脸及右侧脸图像分别向各自特征空间投影得到 3 个特征矩阵, 最后将此 3 个特征矩阵融合为该样本的特征矩阵用于最近邻分类器进行分类识别。最终通过本文 3 组实验数据的对比说明了该算法能减少计算量并且提高了识别率。

**关键词:** 人脸识别; 子空间直和; 多子空间; 特征融合

**中图分类号:** TP311      **文献标志码:** A

## Face Recognition Algorithm of Feature Fusion Based on Multi-Subspaces Direct Sum

Ye Jihua, Wan Yejing, Liu Changhong, Li Hanxi, Wang Shimin

(College of Computer and Information Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang, 330022, China)

**Abstract:** Redundancy of the multi-subspaces' fusion data represent by features can be minimized with the direct summation over multi-subspaces. In this paper, a new face recognition method based on feature fusion was proposed via using the direct summation of multi-subspaces. First we calculate the covariance matrices of all training samples' front face, left face and right face images, which are all normalized, and then calculate their first  $P$  largest eigenvalues and corresponding mutually orthogonal eigenvectors, using the 2DPCA algorithm. Then we constitute three feature space (projection space) via three multi-subspaces' orthogonal eigenvectors which meet the direct sum condition. The samples' front face, left face and right face images are projected into the three spaces respectively. The projected features are fused as the classification feature. The comparison on the three groups of experimental results shows that our algorithm not only reduce the computation but also increase the recognition rate.

**Key words:** face recognition; direct sum of subspaces; multi-subspace; feature fusion

## 引 言

人们每天要对周围人群的身份做出判别, 身份识别与验证在日常生活中几乎无所不在。但大多数

情况下仍然依赖于传统的身份验证手段,如身份证、工作证和密钥等。但这些方法存在密码易遗忘或被蓄意窃取、身份证携带不便或被伪造等弊端,从而使得传统的身份认证手段不适应信息社会高速发展的需求。在所有生物特征识别技术中,人脸识别是一种应用非常广泛的生物特征识别技术<sup>[1]</sup>,是安防的一个核心问题。它具有非侵扰性、操作简单、结果直观和隐蔽性好等优点。所以,近年来被广泛应用于身份鉴定、视频监控、人机交互、企业安全与管理以及出入口控制等领域。因此,对人脸识别技术的研究具有理论与学术研究价值和广泛的实用意义,是当前一个研究热点。

Belhumer等提出的 Fisherface 人脸识别方法是人脸识别的一个重要方法,该方法在主成分分析(Principal component analysis, PCA)的基础上采用线性判别分析法(Linear discriminant analysis, LDA)以获得尽可能小的类内离散度和尽可能大的类间离散度;在此基础上产生了很多不同的变化,如零空间法、子空间判别模型、增强判别模型、直接 LDA 判别法以及一些基于核学习的改进策略。这些人脸识别算法主要是基于端正的单正脸,普遍存在这样的问题,当人脸有一定的侧角度时,识别率会急剧下降,而且对多姿态的人脸识别情况,支持非常不好。虽然国内外许多学者提出光照锥模型和 3D 变形模型在一定程度上能较好解决该类问题,但是由于这些模型构建复杂,且计算数据量巨大,所以在许多实际的应用场合中,很难满足一定的实时性需求。通过多传感器信息融合以处理复杂多源信息是当前信号处理需要研究几个关键问题之一<sup>[2]</sup>,子空间法<sup>[3-4]</sup>的基本思路是将高维的人脸图像特征通过空间变换压缩到一个低维的子空间中识别。典型的子空间方法包括主成分分析、独立成分分析等。杨军<sup>[5]</sup>提出双子空间的方法,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,识别率有些提高,在 ORL 人脸库和 Feret 人脸库上的识别率分别仅为 80.76% 和 85.5%。深度学习模型的推广性能依赖于大规模训练数据的支持,在训练数据较少的情况下,直接应用深度学习模型难以取得预期的性能<sup>[6]</sup>。针对上述人脸识别算法的不足,本文提出了一种基于多子空间直和的特征级融合的人脸识别算法。基于二维主成分分析(2-Dimensional principal component analysis, 2DPCA)<sup>[7]</sup>算法的思想,首先分别计算出所有训练样本正脸、左侧脸及右侧脸图像各自协方差矩阵中相互正交的特征向量,然后通过选取 3 个子空间中满足直和条件的部分特征向量组成各自的特征空间(投影空间),再将每个样本的正脸、左侧脸及右侧脸图像分别向各自的特征空间投影得到 3 个特征矩阵,最后将此 3 个特征矩阵融合<sup>[8]</sup>为该样本的特征矩阵,采用最近邻分类器(Nearest neighbor classifier, NNC),根据测试样本特征矩阵与所有训练样本特征矩阵之间的最小距离来判断测试样本所属的类别。

## 1 子空间直和及图像识别中的应用

多个子空间直和的定义<sup>[9]</sup>:  $V_1, V_2, \dots, V_s$  都是线性空间  $V$  的子空间,若和  $\sum_{i=1}^s V_i = V_1 + V_2 + \dots + V_s$

中每个向量  $\alpha$  的分解式  $\alpha = \alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_s, \alpha_i \in V_i, i=1, 2, \dots, s$  是唯一的,则  $\sum_{i=1}^s V_i$  就称为直和。基于秩的形式下充要条件为  $\dim(V_1 + V_2 + \dots + V_s) = \dim(V_1) + \dim(V_2) + \dots + \dim(V_s)$ ,而基于子空间基的形式下的充要条件为  $V_1, V_2, \dots, V_s$  各子空间的基都线性无关。

设  $V_F, V_L, V_R$  分别表示整个人脸空间中正脸、左侧脸及右侧脸的子空间。因一个人正脸、左侧脸及右侧脸数据的相关性,所以  $V_F + V_L + V_R$  肯定不是直和的。设  $V_F$  的一组基为  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m, V_L$  的一组基为  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s, V_R$  的一组基为  $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n$ 。

又设  $V_{FF} \in V_F, V_{LL} \in V_L, V_{RR} \in V_R$ , 即  $V_{FF}, V_{LL}, V_{RR}$  分别是正脸子空间、左侧脸子空间及右侧脸子空间的子空间。假如已找到  $V_{FF}$  的一组基为  $\alpha_{m1}, \alpha_{m2}, \dots, \alpha_{mn'}$ , 其中  $\alpha_{mi} \in \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m\}, V_{LL}$  的一组基为  $\beta_{s1}, \beta_{s2}, \dots, \beta_{sn'}$ , 其中  $\beta_{sj} \in \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s\}, V_{RR}$  的一组基为  $\gamma_{n1}, \gamma_{n2}, \dots, \gamma_{nn'}$ , 其中  $\gamma_{nk} \in$

$\{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n\}$  且  $\alpha_{m1}, \alpha_{m2}, \dots, \alpha_{mm'}; \beta_{s1}, \beta_{s2}, \dots, \beta_{ss'}; \gamma_{n1}, \gamma_{n2}, \dots, \gamma_{nn'}$  线性无关, 则  $V_{FF} + V_{LL} + V_{RR}$  是直和的。本文中选取  $V_{FF}$  为所有训练样本正脸协方差矩阵的前  $P$  个最大特征值所对应的相互正交的特征向量所组成的特征空间(投影空间), 则此时的  $P$  个相互正交的特征向量即为  $V_{FF}$  的一组基, 然后分别选择  $t$  个训练样本左侧脸协方差矩阵和右侧脸协方差矩阵相互正交的特征向量组成的子空间作为  $V_{LL}$  和  $V_{RR}$ , 且  $V_{LL}$  中的  $t$  个特征向量必须与  $V_{FF}$  中的  $P$  个特征向量和  $V_{RR}$  中的  $t$  个特征向量相互正交, 同样  $V_{RR}$  中的  $t$  个特征向量也必须与  $V_{FF}$  中的  $P$  个特征向量和  $V_{LL}$  中的  $t$  个特征向量相互正交。

整个算法的步骤如下:

(1) 设训练样本集合为  $\{T_j^i \in \mathbf{R}^{m \times n}, J=1, 2, \dots, K; i=1, 2, \dots, N\}$ , 其中  $J$  表示第  $J$  个人,  $i$  表示第  $J$  个人的第  $i$  个样本,  $K$  表示训练人数,  $N$  表示每个人的样本数, 其中每个样本包含正脸、左侧脸及右侧脸 3 张图像。分别计算训练样本集合的正脸、左侧脸及右侧脸的协方差矩阵的特征值, 并对特征值按大到小排序, 设得到正脸特征值所对应的相互正交的特征向量所组成的子空间为  $V_F$ , 左侧脸的为  $V_L$ , 右侧脸的为  $V_R$ 。

(2) 取  $V_F$  的前  $p$  个正交特征向量作为子空间  $V_{FF}$  的一组基, 分别从  $V_L, V_R$  中各选取  $t$  个正交特征向量分别作为子空间  $V_{LL}$  的一组基和  $V_{RR}$  的一组基, 选取过程中保证  $V_{FF}$  中的  $P$  个基、 $V_{LL}$  中的  $t$  个基和  $V_{RR}$  中的  $t$  个基线性无关, 即  $V_{FF} + V_{LL} + V_{RR}$  是直和的。

(3) 将训练样本  $T_j^i$  的正脸、左侧脸和右侧脸图像对应应在  $V_{FF}, V_{LL}$  及  $V_{RR}$  投影, 分别得到该样本的正脸特征矩阵  $F_j^i = [F_j^i(1), F_j^i(2), \dots, F_j^i(p)]$ 、左侧脸特征矩阵  $L_j^i = [L_j^i(1), L_j^i(2), \dots, L_j^i(t)]$  及右侧脸特征矩阵  $R_j^i = [R_j^i(1), R_j^i(2), \dots, R_j^i(t)]$ , 将此 3 个特征矩阵融合为 1 个新的矩阵  $Y_j^i = [F_j^i(1), F_j^i(2), \dots, F_j^i(p), L_j^i(1), L_j^i(2), \dots, L_j^i(t), R_j^i(1), R_j^i(2), \dots, R_j^i(t)]$  作为该样本的特征矩阵。

(4) 将测试样本  $W$  采用类似步骤(3)中的方法得到其特征矩阵  $Y = [F(1), F(2), \dots, F(p), L(1), L(2), \dots, L(t), R(1), R(2), \dots, R(t)]$ 。

(5) 计算测试样本与所有训练样本的特征矩阵的欧式距离  $\Omega(Y_j^i, Y) = \sum_{k=1}^N \|Y_j^i(k) - Y(k)\|^2$ , 其中  $N = p + t + t$ ,  $\|Y_j^i(k) - Y(k)\|^2$  表示两个主成分向量之间的距离, 然后采用最近邻准则进行分类识别。

## 2 算法测试与分析

本文实验采用 CAS-PEAL<sup>[10]</sup> 人脸数据库, 该数据库由中国科学院计算机研究所建立, 共有 99 450 幅人脸图片, 所有图片分为表情变化、饰物变化、背景变化、时间跨度变化、距离变化、光照变化以及姿态变化 7 种变化模式子库。本实验选用其中的姿态变化模式子库, 该子库中图像按平视、仰视和俯视分成 3 类, 每类中又包含人脸侧  $-67^\circ, -45^\circ, -30^\circ, 0^\circ, 30^\circ, 45^\circ$  和  $67^\circ$  图像各 1 张。实验中将  $-30^\circ$  侧脸图像当作左侧脸,  $0^\circ$  当作正脸,  $30^\circ$  当作右侧脸, 并选择 150 个人的平视和仰视的图像用于训练, 俯视的图像用于测试。本文做了 3 组实验分别对应 3 种方法, 为多子空间加权融合、多子空间特征融合和基于直和的多子空间特征融合, 通过这 3 组实验得到识别率来比较各方法的性能。

### 2.1 基于传统的无融合的 2DPCA 算法

传统的基于单正脸的 2DPCA 算法中, 关键在于寻找到最佳的主成分的个数, 本文实验中即为找到最佳的  $P$  值。实验中为了找到最佳的  $P$  值, 即主成分的个数, 本文仅选用正脸图像用于训练和测试, 当识别率达到最大值时所对应的  $P$  值即为最佳的  $P$  值, 以后实验中的  $P$  值都用该值。实验结果见图 1。由图 1 可知, 对于单正脸识别时, 当主成分个数为 12 时, 识别率最高, 之后主成分个数增加, 识别率保持不变, 但当其大于 22 时, 识别率开始下降。这可能是由于部分人脸信息的重叠导致不利于分类识别<sup>[11]</sup>。由此, 可以认为对于正脸、左侧脸及右侧脸的每个单个的子空间的最佳主成分个数  $P$  为 12。

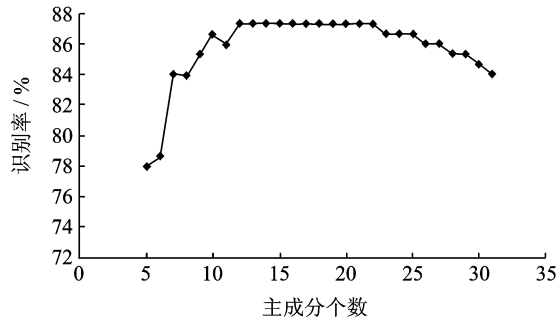


图1 主成分个数与识别率关系

Fig. 1 Relationship for principal component number and recognition rate

## 2.2 多子空间加权融合的认可结果

该方法主要思想是对正脸、左侧脸及右侧脸分别采用 2DPCA 算法,各得到  $P$  个主成分形成的特征向量,识别时分别得到测试样本正脸、左侧脸和右侧脸与训练样本正脸、左侧脸及右侧脸间的欧式距离  $\Omega_F(F_j^i, F)$ ,  $\Omega_L(L_j^i, L)$  和  $\Omega_R(R_j^i, R)$ , 然后对 3 个欧式距离采用加权求和的规则进行融合, 即:  $S(T_j^i, W) = \omega_1 \Omega_F(F_j^i, F) + \omega_2 \Omega_L(L_j^i, L) + \omega_3 \Omega_R(R_j^i, R)$ , 式中  $\omega_1, \omega_2, \omega_3$  为权重, 通过训练获取, 且  $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ 。由于一般来说左右侧脸对一个样本的影响差不多, 所以在实验中, 令  $\omega_2 = \omega_3$ , 通过不断调整  $\omega_1, \omega_2$  的值, 观察识别率的变化。实验结果如表 1。由表 1 可知, 当  $\omega_1$  逐渐减小,  $\omega_2$  逐渐增大时, 识别率先增大再减小, 但  $\omega_1 = 0.70, \omega_2 = \omega_3 = 0.15$  时, 识别率达到最大值 88.67%, 而由图 1 可知, 使用单正脸时, 最大识别率为 87.33%, 由此说明该方法对提高识别率有一定的作用。

表 1 不同权值对应的识别率

Tab. 1 Recognition accuracies of different weights

$\omega_1$	$\omega_2 = \omega_3$	识别率/%
0.90	0.05	86.67
0.80	0.10	88.00
0.70	0.15	88.67
0.60	0.20	86.00
0.50	0.25	84.00
0.40	0.30	78.00
0.30	0.35	63.33

## 2.3 多子空间的特征融合的认可结果

该方法是通过 2DPCA 降维后得到分别得到样本正脸、左侧脸及右侧脸主成分, 然后随机的从正脸所有主成分中选择  $s$  个, 从左、右侧脸中随机的各选择  $v$  个一起作为该样本的特征矩阵, 即训练样本  $T_j^i$  的特征矩阵为  $Y_j^i = [F_j^i(1), F_j^i(2), \dots, F_j^i(s), L_j^i(1), L_j^i(2), \dots, L_j^i(v), R_j^i(1), R_j^i(2), \dots, R_j^i(v)]$ , 识别时, 同样得到测试样本的特征矩阵, 然后计算测试样本特征矩阵与每个训练样本之间的欧式距离, 用于分类识别。实验中选择的左右侧脸主成分的个数一样, 然后不断调整正脸主成分个数  $s$  和左、右侧脸主成分个数  $v$  来观察识别率的变化, 对于单正脸当主成分个数  $P = 12$  时, 识别率能达到最大, 所以实验中选择  $s$  在  $P$  值附近左右变化时, 观察识别率的变化。实验结果见表 2。

表 2 不同  $s$  和  $v$  对应的识别率  
 Tab. 2 Recognition accuracies of different  $s$  and  $v$  %

$v$	$s$						
	9	10	11	12	13	14	15
1	84.00	84.67	85.33	86	85.33	85.33	85.33
2	84.00	85.33	86.67	87.33	85.33	85.33	86.67
3	88.00	88.00	87.33	88.67	87.33	86.67	87.33
4	88.00	88.67	88.67	89.33	88.67	88.00	88.67
5	88.00	89.33	89.33	89.33	88.67	89.33	89.33
6	88.00	89.33	90.00	90.00	90.00	90.00	90.00
7	88.67	90.00	90.67	90.00	89.33	90.00	90.00
8	88.67	90.00	90.67	90.00	89.33	89.33	90.00
9	88.00	89.33	90.00	89.33	90.00	89.33	89.33
10	88.00	89.33	89.33	89.33	89.33	89.33	89.33

由表 2 实验数据可知当  $s=11, v=7$  时, 识别率达到最大值 90.67%, 此时比单正脸时, 识别率有明显提高。观察上表数据, 可发现当  $s(v)$  固定时, 随着  $v(s)$  的增大, 识别率先增长然后下降, 这是因为当  $s$  或  $v$  增大一定程度时, 正脸和左、右侧脸重复信息逐渐变多, 严重影响最后的分类识别。

#### 2.4 基于直和的多子空间的特征融合识别结果

本实验由于增加了直和的限制条件, 保证了左、右侧脸选择的特征空间中基与正脸中的相互正交, 即保证了正脸中的某一特征向量被选中为最终特征空间的基, 则左、右侧脸中与该特征向量线性相关的向量不会被选入最终的特征空间中。在实验中, 本文使正脸的  $P$  个特征向量全部选入最终的特征空间中, 然后再从左、右侧脸子空间中各选  $t$  个满足直和条件的基加入最终的特征空间中。图 2 为实验中  $t$  值的变化对应的识别情况。由图中曲线可知, 随着  $t$  的增加, 识别率逐渐变大, 当  $t=4$  时, 识别率达到最大值 92%, 然后  $t$  再增加时, 识别率保持不变, 当  $t$  过大时, 识别率又开始下降。跟单正脸识别率相比, 该方法对识别率有较大的提高。

通过以上几组实验数据的对比分析, 由 2.1 节的实验及图 1 可知, 基于单正脸传统的无融合 2DPCA 方法的最大识别率为 87.33%, 表 1 中基于简单的加权融合方法最大识别率为 88.67%, 表 2 中基于非直和的特征融合方法最大识别率为 90.67%, 而图 2 中基于直和的特征融合方法最大识别率为 92%, 而且基于加权融合的方法最大识别率时主成分个数为  $12 \times 3 = 36$  个, 非直和方法最大识别率时主成分个数为  $11 + 2 \times 7 = 25$  个, 而基于直和的方法最大识别率时主成分的个数为  $12 + 2 \times 4 = 20$  个。这说明基于直和的多子空间的特征融合的方法相对于其他两种方法不仅能提高识别率, 而且还能减少计算量。

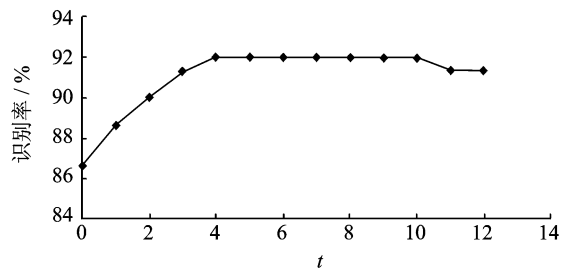


图 2 不同  $t$  值对应的识别率  
 Fig. 2 Recognition accuracies of different  $t$

### 3 结束语

传统的基于二维的人脸识别方法只能正对于端正的正脸, 当人脸侧角度大于  $30^\circ$  时, 识别率将急剧

下降,本文在多子空间直和与数据融合理论的支持的基础上,结合 2DPCA 特征提取算法,提出了一种基于多子空间直和的特征融合的人脸识别算法。通过 2DPCA 算法分别提取正脸、左侧脸及右侧脸的特征,然后在满足多子空间直和的条件下,分别选取部分正脸、左侧脸及右侧脸特征构成 3 个子空间,将所选的特征融合为样本的特征矩阵,最终用于 NCC 分类器的训练和识别,通过本文 3 组实验数据的对比说明了该算法能在减少计算量的同时提高识别率。

### 参考文献:

- [1] Zhao W, Chellappa R, Phillips P J, et al. Face recognition: A literature survey[J]. ACM Comput Surv, 2003, 35(4): 399-458.
- [2] 贾德,张弓,谭晓阳,等. 信号、数据和信息的历史及展望[J]. 数据采集与处理, 2015, 30(2): 239-243.  
Ben De, Zhang Gong, Tan Xiaoyang, et al. History and outlook of signals, data and information[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015, 30(2): 239-243.
- [3] 章毓晋. 基于子空间的人脸识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009.  
Zhang Yujin. Subspace-based face recognition[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2009.
- [4] Ge Wei, Cheng Yuqi, Liu Chunxiang, et al. Research of face recognition methods based on subspace analysis[J]. Chinese Journal of Optics and Applied Optics, 2009, 2(5): 377-387.
- [5] 杨军,袁红照,刘妍丽. 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[J]. 数据采集与处理, 2015, 30(1): 148-155.  
Yang Jun, Yuan Hongzhao, Liu Yanli. Algorithm for single sample face recognition based on sample augments and double subspace decision fusion[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015, 30(1): 148-155.
- [6] 山世光,阚美娜,李绍欣,等. 深度学习在人脸分析与识别中的应用[J]. 中国计算机学会通讯, 2015, 11(4): 15-21.  
Shan Shiguang, Kan Meina, Li Shaoxin, et al. Recent applications of deep learning in face analysis and recognition[J]. Communications of the CCF, 2015, 11(4): 15-21.
- [7] 苏煜,山世光,陈熙霖,等. 基于全局和局部特征集成的人脸识别[J]. 软件学报, 2010, 21(8): 1849-1862.  
Su Yu, Shan Shiguang, Chen Xilin, et al. Integration of global and local feature for face recognition[J]. Journal of Software, 2010, 21(8): 1849-1862.
- [8] Yang Jian, Zhang David. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131-137.
- [9] 苏育才,姜翠波,张跃辉. 矩阵理论[M]. 北京: 科学出版社, 2003.  
Su Yucai, Jiang Cuibo, Zhang Yuehui. Matrix theory[M]. Beijing: Science Press, 2003.
- [10] Gao W, Cao B, Shan S G, et al. The CAS-PEAL large-scale Chinese face database and evaluation protocols[R]. Technical Report No. JDL\_TR\_04\_FR\_001, Joint Research & Development Laboratory, CAS, 2004.
- [11] 常俊彦,达飞鹏,蔡亮. 基于特征融合的三维人脸识别[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2011, 41(1): 50-51.  
Chang Junyan, Da Feipeng, Cai Liang. 3D face recognition based on feature fusion[J]. Journal of Southeast University: Natural Science Edition, 2011, 41(1): 50-51.

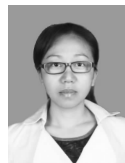
### 作者简介:



**叶继华** (1966-), 男, 教授, 研究方向: 数据融合、模式识别和物联网技术, E-mail: yjhwcl@163.com.



**万叶晶** (1993-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 模式识别和物联网技术。



**刘长红** (1991-), 女, 博士, 研究方向: 模式识别, 计算机视觉, 高光谱图像处理。



**李汉曦** (1982-), 男, 博士, 研究方向: 计算机视觉、机器学习和深度学习。



**王仕民** (1986-), 男, 实验师, 研究方向: 模式识别和物联网技术。

