

文章编号:1004-4213(2010)04-0750-5

# 基于波段调制的 HOSVD 多光谱人脸识别\*

杨红芳,赵永强,张绍武<sup>†</sup>,邸韡

(西北工业大学 自动化学院,西安 710072)

**摘要:**通过分析影响多光谱人脸识别的两个重要因子:皮肤的物理特性和传感器的系统响应特性,提出了基于波段调制的高阶奇异值分解多光谱人脸识别算法.该算法考虑到各波段上数据信息的差异性,用加权融合方法对多光谱图像光谱维进行单独处理,保留了光谱维更多的信息量.仿真结果表明,基于波段调制的高阶奇异值分解方法可应用于多光谱人脸识别,与未考虑波段特性的单波段积融合高阶奇异值分解、单波段和融合高阶奇异值分解相比有较高的识别结果.

**关键词:**多光谱;人脸识别;波段调制;加权融合

**中图分类号:**TP391

**文献标识码:**A

**doi:**103788/gzxb.20103904.0750

## 0 引言

人脸识别作为一种典型的生物特征识别技术,以其自然性、高可接受性等优点被广泛应用于各行业中.常规的人脸光学图像如单幅灰度图像、彩色图像主要利用的是面部几何特征<sup>[1-4]</sup>,当观测对象面部偏转较大或表情变化较大时识别率就会骤降.多光谱图像除了获得观测对象的面部几何特征外,还可获取人脸皮肤的光谱信息.皮肤光谱特性是人脸的重要信息,具有唯一性,且不受面部表情角度影响,具有较强的稳定性.对于观测对象面部偏转较大或表情变化较大的情况识别率较高,对于犯罪现场嫌疑人的排查有着广阔的应用前景<sup>[5-6]</sup>.

多光谱人脸数据维数高,数据形式更为复杂,数据中包含多种观测因子.利用线性子空间方法无法很好的通过观测数据获取对应不同因子(姿态表情等)的模式.多线性代数是基于张量空间的,它将不同向量空间上的线性变换综合起来构成了基于张量空间的多线性变换,可以利用不同的向量空间来描述决定观测数据的不同类型的基本模式.

Lathauwer<sup>[7]</sup>最早将奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)推广到多线性空间,提出了高阶奇异值分解(High Order Singular Value Decomposition, HOSVD)方法,Vasilescu 等人<sup>[8-11]</sup>用高阶张量表示多模式灰度人脸数据集,并通过多

线性投影推断未分类测试图像在模式空间中的模式标签.在多光谱人脸识别方面,目前主要通过比较光谱曲线间的距离进行分类识别.本文将 HOSVD 应用于多光谱人脸识别,提出了基于波段调制的 HOSVD 算法.用三阶张量表示多光谱人脸数据,1、2、3 模分别对应着类别、波段、图像因子.为了保留多光谱数据光谱维更多的信息量,先分波段构造投影矩阵对数据进行降维,将波段因子分开,计算单波段的类别判定概率.通过分析不同光谱波段上传感器的系统响应特性和皮肤物理特性求取波段先验概率.识别时通过波段调制,融合各单波段判别结果,测试图像被归类为概率值最大的类.跟本文提出的未考虑波段特性的单波段积融合 HOSVD、单波段和融合 HOSVD 方法相比,有较高的识别结果.

## 1 HOSVD 算法

模式识别的一个核心问题就是建立随机模型,最常见的一种随机模型是线性叠加模型,将观测信号描述为一组固定基的线性加权.如实向量空间  $V$  中一个观测信号  $s$  可以看作是由一组函数  $s_a$  张成: $s = \sum_a c_a s_a$ .其中  $c_a$  表示加权系数,函数  $s_a$  表示  $V$  空间的一组基.

将上述模型扩展到张量空间.假设观测信号  $s$  来自张量空间  $s: X_1 \times X_2 \times \dots \times X_N \subset W$ ,  $W$  也为一张量空间,如  $V_1 \times V_2 \times \dots \times V_N$ .当  $(s, W)$  满足泛分解性质时,  $W = X_1 \times X_2 \times \dots \times X_N$ ,且  $s(x_1, x_2, \dots, x_N)$  是一个可分解张量,并记为  $x_1 \otimes x_2 \otimes \dots \otimes x_N$ ,称为向量  $x_1, x_2, \dots, x_N$  的张量.将此时对应的多线性变换记为  $\{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_N\}$ .记  $\Phi_i$  对应的投影矩阵为  $T_i$ ,  $\{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_N\}$  就对应由一组投影矩阵组成

\*国家自然科学基金重点项目(60634030)、国家自然科学基金(60775012,60602050)、遥感科学国家重点实验室开放基金(SK050013)、航空科学基金(07EC53037)和西北工业大学英才计划资助

<sup>†</sup> Tel:029-88494352

Email:zhangsw@nwpu.edu.cn

收稿日期:2008-07-02

修回日期:2008-09-03

的多线性投影  $L\{T_1, T_2, \dots, T_N\}$ .

对  $N$  模,各模维数为  $(I_1, I_2, \dots, I_N)$  的张量观测数据  $\chi^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$  进行张量分解,有

$$\chi = \mathbf{S} \times_1 \mathbf{T}^{(1)} \times_2 \mathbf{T}^{(2)} \dots \times_N \mathbf{T}^{(N)} \quad (1)$$

式中,  $\mathbf{T}^{(n)}$  为  $I_n \times K_n$  ( $n=1, \dots, N, K_n \leq I_n$ ) 的矩阵,可以用来表示张量  $\chi^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$  在第  $n$  模上的数据特性,如主成分、因子等.通常为计算方便,取为正交阵.核张量  $\mathbf{S}$  反映了各模上成分向量之间的关系,也可以看做观测数据在经过多线性投影  $L\{\mathbf{T}^{(1)}, \mathbf{T}^{(2)}, \dots, \mathbf{T}^{(N)}\}$  后在各张量基上的投影结果.估计多线性投影矩阵组就是寻找满足全局张量空间一定的约束前提下,观测数据在各模上可较好表达内在模式或因子的正交轴方向.

定义张量  $\chi^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$  在第  $n$  模上的展开矩阵为  $\mathbf{A}_{(n)}$ ,计算  $\mathbf{A}_{(n)}$  ( $n=1, 2, \dots, N$ ) 的 SVD 分解  $\mathbf{A}_{(n)} = \mathbf{U}^{(n)} \mathbf{S}^{(n)} \mathbf{V}^{(n)T}$ ,取  $\mathbf{U}^{(n)}$  的前  $K_n$  列即为第  $n$  模上的投影矩阵  $\mathbf{T}^{(n)}$ .核张量  $\mathbf{S}$  可由  $\mathbf{S} = \chi \times_1 \mathbf{T}^{(1)T} \dots \times_N \mathbf{T}^{(N)T}$  计算得到.

## 2 基于 BA-HOSVD 的多光谱人脸识别

### 2.1 算法流程

多光谱人脸数据量大,且不同波段提供的信息量会有所差异.为了保留多光谱数据光谱维更多的信息量,先分波段构造投影矩阵对数据进行降维,将波段因子分开,计算单波段的类别概率.不同波段的信息同时反映了传感器的系统响应特性和皮肤物理特性,通过设置皮肤特性的波段置信值  $\omega$  和各波段数据熵的经验值  $E$ ,得到对波段先验概率  $P(b)$  的粗略估计.通过对单波段的识别结果做加权融合得到多波段识别概率.算法流程如图 1.

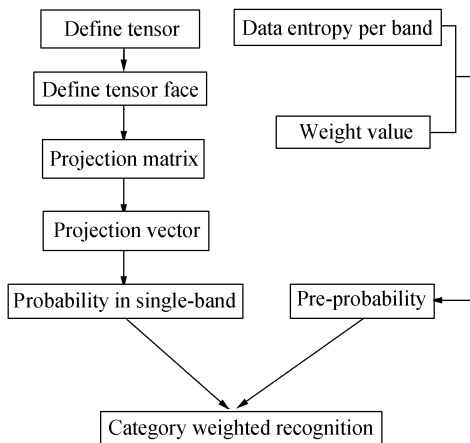


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the algorithm

### 2.2 单波段判定概率

在采集得到的多光谱人脸图像数据库上,选择

$I_p$  组不同人的正面人脸图像,  $I_b$  个可利用波段,  $I_{\text{pix}}$  为图像中像素总数,构建图像数据张量  $\mathbf{D}^{I_p \times I_b \times I_{\text{pix}}}$ ,对  $\mathbf{D}$  进行 HOSVD 分解得

$$\mathbf{D}^{I_p \times I_b \times I_{\text{pix}}} = \mathbf{Z} \times_1 \mathbf{U}_p \times_2 \mathbf{U}_b \times_3 \mathbf{U}_{\text{pix}} \quad (2)$$

式中,  $\mathbf{U}_p$  是  $I_p \times I_p$  的矩阵,张成类别空间;  $\mathbf{U}_b$  为  $I_b \times I_b$  的矩阵,张成波段空间;  $\mathbf{U}_{\text{pix}}$  为  $I_{\text{pix}} \times (I_p I_b)$  的矩阵,张成图像空间,其列向量对应 PCA 算法中的特征脸.图 2 为由  $\mathbf{U}_{\text{pix}}$  得到的前 18 个特征脸.顺序由左到右,由上到下排列.

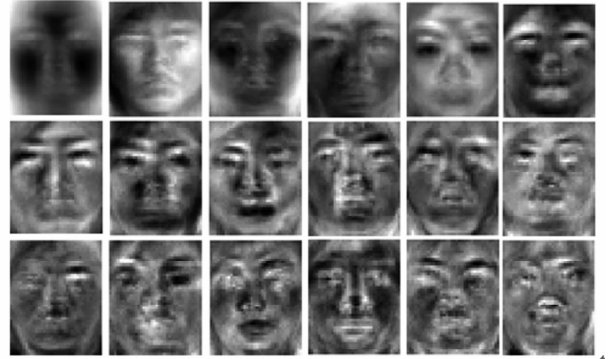


图 2 由  $\mathbf{U}_{\text{pix}}$  得到的前 18 个特征脸

Fig. 2 Former 18 eigenfaces received from  $\mathbf{U}_{\text{pix}}$

通过核张量  $\mathbf{Z}$  由包含特征脸的矩阵  $\mathbf{U}_{\text{pix}}$  可以生成张量脸.张量脸就代表了由不同因子(如人,姿态、光线或波段)变化导致的空间的主轴方向.也可以表现出当多个因子共同发生变化时,是如何生成观测图像的.定义张量脸  $\mathbf{B}$

$$\mathbf{B} = \mathbf{Z} \times_2 \mathbf{U}_b \times_3 \mathbf{U}_{\text{pix}} \quad (3)$$

图 3 为两因子张量脸示意图.其中横轴为类别变化方向,纵轴为波段变化方向.



图 3 两个因子的张量脸

Fig. 3 Tensorface diagram of the two factors

由  $\mathbf{B}$  构造对应于波段  $b$  的投影矩阵  $\mathbf{B}_b^{-T}$  ( $1 \leq b \leq I_b$ ),式中  $\mathbf{B}_b = (\mathbf{B}(:, b, :))_{(1)}$ ,即取出  $\mathbf{B}$  在第 2 模上的各子张量,并在第 1 模上展成矩阵形式.  $\mathbf{B}_b$  的每一行对应着数据与表征人类别的空间主轴的关系.第  $j$  个人的  $b$  波段的一训练图像  $X_{j,b}$  可以写成:  $X_{j,b} = \mathbf{B}_b^T c_j$ ,其中,  $c_j$  是  $\mathbf{U}_p$  的第  $j$  个列向量.图 4 给出了训练数据全部波段  $\mathbf{B}_b$  相关系数阵灰度图.可以

看出,对应任一波段,投影矩阵所反映出的类别间的相关性很小,类别可分性更大。

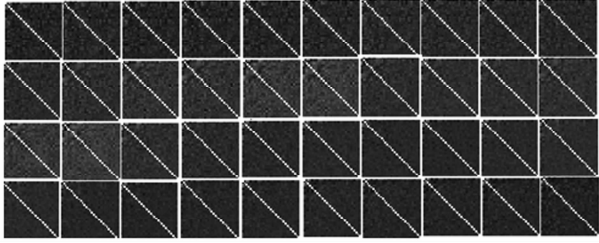


图4 全部波段  $\mathbf{B}_b$  的相关系数阵灰度图

Fig. 4 Correlation coefficient array gray image of all-band  $\mathbf{B}_b$

对  $\mathbf{B}_b$  矩阵求转置的逆,构造投影矩阵  $\mathbf{B}_b^{-T}$ ,作用是将对应于类别的模式投影到特定波段上.将测试多光谱立方体第  $b$  波段拉直为  $X_b$ ,对其投影有

$$c_b = \mathbf{B}_b^{-T} X_b, b=1, 2, \dots, I_b \quad (4)$$

对单波段的判别通过计算  $c_b$  与  $\mathbf{U}_p$  中列向量的距离  $d(c_b, u_j) = c_b \cdot u_j$  ( $u_j$  为  $\mathbf{U}_p$  的第  $j$  个列向量),定义测试样本  $b$  波段数据被判为第  $j$  类的概率为

$$p(d_j^b | b, \omega_j) = \frac{1}{\sum_{j=1}^J \left( \frac{1}{d(c_b, u_j)} \right)} \quad (5)$$

### 2.3 波段先验概率

相比传统的灰度或彩色图像,多光谱图像一个很重要的特征就是增加了多个光谱波段上较精细的光谱信息.但如何合适而有效的利用不同波段的信息,却是个需要考虑的问题。

将  $\mathbf{B}$  中的对应于第  $j$  个类别的子张量展成矩阵可以得到  $D_j = (\mathbf{B}(j, :, :))_{(1)}$ ,它是将对应于波段的模式投影到特定类别上.  $D_j$  的每一行对应着数据与表征波段的空间主轴的关系.图5为  $D_j$  所有相关系数阵的平均图.可以看出,对于任意类别,投影矩阵所反映出的波段和波段之间相关性是有变化的,且相邻波段的相关性一般比较大。

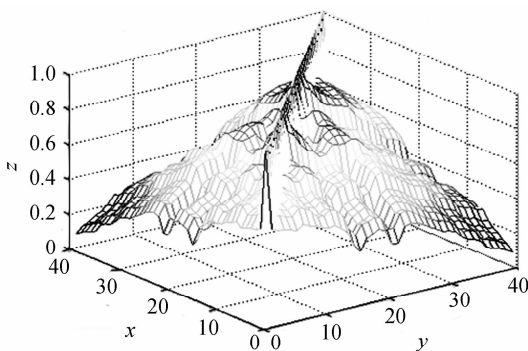


图5  $D_j$  相关系数阵灰度平均图

Fig. 5 Gray average image of  $D_j$  correlation coefficient array

不同波段的信息除了反映皮肤在不同光谱频段的辐射信息,还受系统的响应特性影响.我们通过设置皮肤特性的波段置信值  $\omega$  和各波段数据熵的经

验值  $E$ ,得到对波段先验概率  $P(b)$  的粗略估计.  $P(b)$  代表了波段和系统响应对识别问题的置信程度,实际上是对单波段的识别结果做加权,对应着原始基本类别模式经过波段采样和系统变换投影到观测空间这一过程的变换的逆。

设  $P(b)$  为波段  $b$  对识别的先验概率.  $\omega$  为皮肤特性的波段置信,  $E$  为各波段数据熵的大小,大致反映了传感器系统的响应特性.  $P(b)$  的粗略估计为

$$P(b) = \frac{\omega_b E_b}{\sum_{i=1}^{I_b} \omega_i E_i} \quad (6)$$

式中  $\omega_b$  为  $\omega$  的第  $b$  个元素,根据皮肤的散射特性可知,波长较长的波段所获取的信息对最终识别具有更高的置信度,所以序列  $\{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{I_b}\}$  设置为递增的归一化正实数序列,即  $0 < \omega_1 \leq \omega_2 \leq \dots \leq \omega_{I_b}$ ,且  $\sum_{b=1}^{I_b} \omega_b = 1$ .  $E_b$  为波段  $b$  的熵。

### 2.4 类别加权识别

$X^b$  为多光谱立方体  $\chi$  第  $b$  波段的图像样本,各波段图像非独立.依据贝叶斯准则,  $\chi$  属于第  $j$  类的概率为

$$P(\omega_j | \chi) = P(\omega_j | X^1, X^2, \dots, X^b, \dots, X^{I_b}) = \frac{p(X^1, X^2, \dots, X^b, \dots, X^{I_b} | \omega_j) P(\omega_j)}{p(X^1, X^2, \dots, X^b, \dots, X^{I_b})} = \frac{P(\omega_j) \prod_{b=1}^{I_b} p(d_j^b | b, \omega_j) P(b)}{\sum_{j=1}^J \prod_{b=1}^{I_b} p(d_j^b | b, \omega_j) P(b)} \quad (7)$$

式中  $P(\omega_j)$  为类别先验概率,一般在没有先验信息的前提下设为等概率,即  $P(\omega_j) = (J = I_p) / J$ .

类别判定准则为

$$\hat{j} = \operatorname{argmax}_j P(\omega_j | \chi) = \operatorname{argmax}_j \left( \frac{P(\omega_j) \prod_{b=1}^{I_b} p(d_j^b | b, \omega_j) P(b)}{\prod_{b=1}^{I_b} p(d_j^b | b, \omega_j) P(b)} \right) \quad (8)$$

## 3 实验仿真与分析

### 3.1 数据获取

多光谱成像生物信息采集系统主要由电可调滤光片(LCTF)、高增益相机(Retga 1394)、便携式光谱仪(GER2600)组成.其中滤光片、高增益相机用于采集多光谱图像,光谱仪用于采集实验对象的光谱曲线.计算机控制电可调滤光片实现对 400~720 nm 的波段、谱间距选择,并同时控制高增益相机的参量、显示和图像采集。

实验采用 2007 年 5 月至 2008 年 4 月拍摄的室内固定场景多光谱人脸数据,时间跨度一年。采用 31 个人的多光谱数据做训练数据,对前 15 个人二次拍摄的多光谱数据进行识别。仿真选取的波段范围为 475~670 nm,谱间距 5 nm,共 40 个波段。从

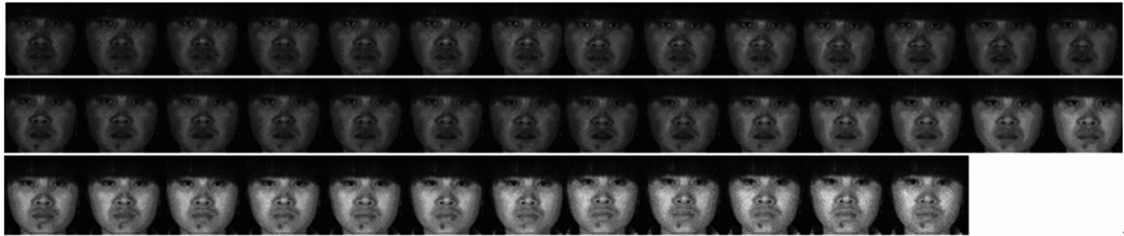


图 6 仿真中用到的一组多光谱人脸数据

Fig. 6 One group of multispectral face images used in the simulation

表 1 给出测试样本在各种方法下判为自己类别的概率。其中符号×表示样本被错判,符号√表示样本被正确识别。这三种方法都是在单波段 HOSVD 的基础上,对各波段判定概率进行融合后的结果。BA-HOSVD 表示基于波段调制的 HOSVD;Prod-HOSVD 表示单波段积融合 HOSVD,即在单波段判定概率的基础上各波段做相乘融合;Sum-HOSVD 表示单波段和融合 HOSVD,即在单波段判定概率的基础上,各波段做相加融合。其中 Prod-HOSVD 和 Sum-HOSVD 只是对单波段判定概率进行简单的积与和操作,而 BA-HOSVD 则考虑到了波段特性。

表 1 测试样本判断为自己类别的概率

Table 1 The probability judged to own category

Sample	Prod-HOSVD	Sum-HOSVD	BA-HOSVD
1	0.166 6(×)	0.034 5(√)	0.035 5(√)
2	0.157 6(√)	0.033 7(√)	0.033 9(√)
3	0.0817(×)	0.0329(√)	0.0332(√)
4	0.1374(×)	0.0337(×)	0.0333(√)
5	0.0089(×)	0.0316(×)	0.0314(×)
6	0.0083(×)	0.0315(×)	0.0318(×)
7	0.0120(×)	0.0317(×)	0.0319(×)
8	0.0454(√)	0.0322(√)	0.0322(√)
9	0.0306(×)	0.0326(√)	0.0329(√)
10	0.1390(√)	0.0346(√)	0.0359(√)
11	0.0351(×)	0.0324(×)	0.0324(√)
12	0.0597(×)	0.0330(√)	0.0334(√)
13	0.0633(×)	0.0330(√)	0.0333(√)
14	0.0971(√)	0.0333(√)	0.0339(√)
15	0.0298(×)	0.0325(×)	0.0332(√)

由表 1 的数据可以看到,基于皮肤特性和系统特性而提出的波段调制加权融合获得的识别效果要比文中提出的另外两种融合方法(Prod-HOSVD 和 Sum-HOSVD)好。尤其在对第 4、11、15 类测试样本,Prod-HOSVD 和 Sum-HOSVD 方法无法正确

全景中取出  $150 \times 120$  的人脸子区域后,对数据进行了空间配准、标定,并对图像做了能量归一化处理。图 6 为仿真用到的一组多光谱人脸数据(40 个波段按升序从左到右,从上到下排列)。

识别这类样本,而 BA-HOSVD 则可以正确识别。虽然只是一种粗略的通过经验值指派权值因子的方法,但因为同时考虑了皮肤和传感器的物理特性,很明显识别效果要好一点。因此在以后的工作中可以尝试建立更加精确而定量化的波段先验概率指派方法。

## 4 结论

本文主要从多光谱图像人脸识别入手对多光谱图像应用于生物信息识别领域做了探索性尝试。由于多光谱图像引入了新的光谱维特征,使得传统的低维图像处理方法在对这类数据做处理时遇到了较大的困难。为此,本文提出了 BA-HOSVD 方法应用于实验室采集到的多光谱人脸数据。通过分析影响多光谱人脸识别的两个重要因子:皮肤的物理特性和传感器的系统特性,粗略的估计了波段调制加权因子。由 Prod-HOSVD、Sum-HOSVD 和 BA-HOSVD 三种识别结果的分析,可以看出基于皮肤特性和系统特性的波段调制加权融合方法可以提高识别性能,且优于等权调制方法。因此对获取的多光谱数据有必要考虑其在各波段上数据信息的差异性,并应寻找更精确的方法定量衡量这种差异性。

### 参考文献

- [1] YANG M H, KRIEGMAN D J, AHUJA N. Detecting Faces in images: a survey[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(1): 34-58.
- [2] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition[J]. *Cognitive Neuroscience*, 1991, **3**(1): 71-86.
- [3] YU Yang, ZHANG Xu-ping. General theory research on morphological correlation for gray-scale face recognition[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2006, **35**(2): 299-303.  
余杨,张旭苹.灰度人脸识别形态学相关的一般理论研究[J]. *光子学报*, 2006, **35**(2): 299-303.
- [4] ZHAO Jing, XIA Liang-zheng. Face recognition using neural network based on continuous wavelet transform[J]. *Acta*

- Photonica Sinica*, 2005, **34**(9): 1425-1430.
- 赵静, 夏良正. 基于连续小波变换的神经网络人脸识别研究[J]. 光子学报, 2005, **34**(9): 1425-1430.
- [5] ANGELOPOULOU E, MOLANA R, DANILIDS K. Multispectral skin color modeling[C]. *Proceedings of IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001, **2**: 635-642.
- [6] WANG Zhi-ping, YANG Jian-feng, XUE Bin, et al. Using hyperspectral data for land cover identification and classification[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **7**(3): 561-565.  
王志平, 杨建峰, 薛彬, 等. 利用高光谱数据进行地物识别分类研究[J]. 光子学报, 2008, **37**(3): 561-565.
- [7] LATHAUWER L De. Signal processing based on multilinear algebra[D]. Belgium: Katholieke Universiteit Leuven, 1997.
- [8] VASILESCU M, TERZOPOULOS D. Multilinear subspace analysis for image ensembles [C]. *Proceedings Computer Vision and Pattern Recognition Conference*, 2003, **2**: 93-99.
- [9] VASILESCU M, TERZOPOULOS D. Multilinear image analysis for facial recognition [C]. *Proceedings of International Conference on Pattern Recognition*, 2002, **2**: 511-514.
- [10] VASILESCU M, TERZOPOULOS D. Multilinear analysis of image ensembles: tensorfaces[C]. *Proceedings 7th European Conference on Computer Vision*, 2002: 447-460.
- [11] VASILESCU M, Demetri terzopoulos. multilinear independent components analysis [C]. *IEEE*, 2005, **1**: 547-553.

## Multispectral Face Recognition Based on Band-adjusting HOSVD

YANG Hong-fang, ZHAO Yong-qiang, ZHANG Shao-wu, DI Wei

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** By analyzing two significant factors, skin physical characteristics and system characteristics, which affect the multispectral face recognition, a novel Band-Adjusting HOSVD (BA-HOSVD) multispectral face recognition algorithm is proposed. The spectral factor is treated separately with the weighted fusion method, which retains more information of the spectrum. Simulation results show that BA-HOSVD can be applied in multispectral face recognition, and it has a better recognition result than the other methods which do not consider the band characteristics.

**Key words:** Multispectrum; Face recognition; Band-adjusting; Weighted fusion



**YANG Hong-fang** was born in 1983. She is currently a graduate student in pattern recognition and intelligence system at Northwestern Polytechnical University.