

# 基于编码孔径的折反射散焦模糊图像复原

彭 杨, 刘 煜, 李永乐, 张茂军

(国防科学技术大学 信息系统与管理学院 系统工程系, 长沙 410073)

**摘要:** 360度折反射成像系统由于其曲面反射的成像特点, 获得的全向图像会不可避免地产生散焦模糊问题, 使得全向图像的应用受到限制。针对全向图像成像过程中的散焦模糊问题, 首先通过分析折反射系统中入射光线和图像模糊的关系, 建立全向图像散焦数学模型; 然后利用编码孔径技术估计出图像中各个位置的模糊程度; 最后通过反卷积算法复原图像。通过该方法, 可以很好地消除全向图像的散焦模糊, 获得全聚焦的清晰全向图像。获得的全聚焦全向图像在全向智能视频监控、战场环境全向智能感知以及机器人全向视觉等领域具有较大应用价值。

**关键词:** 编码孔径; 折反射全向成像; 散焦模糊; 反卷积; 图像复原

**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2012)12-4736-04

**doi:** 10.3969/j.issn.1001-3695.2012.12.087

## Coded aperture techniques for catadioptric omni-directional image defocus deblurring

PENG Yang, LIU Yu, LI Yong-le, ZHANG Mao-jun

(Dept. of System Engineering, College of Information System & Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** The defocus blur in catadioptric omni-directional imaging is caused by large apertures and mirror curvatures. This paper proposed a simple method to overcome the drawback. It analyzed the relationship between the blur and the light, constructed the mathematic model, estimated the degree of blur by the coded aperture, used specific deconvolution method to get the sharp image. The results of the omni-directional image show good quality and eliminate the defocus blur. The sharp image can be applied for various catadioptric applications, including omni-directional monitoring systems, intelligent omni-directional systems and robotics.

**Key words:** coded aperture; catadioptric omni-directional imaging; defocus blur; deconvolution; image reconstruction

## 0 引言

折反射成像自动化、小型化和集成化的特点, 逐步为人们所认可, 成为全景成像的主流方向。但是随着高分辨率图像传感器件和大光圈在折反射成像系统中的采用, 折反射成像系统中的散焦模糊问题显得越发突出。虽然折反射全向成像的散焦模糊问题已提出了较长时间<sup>[1]</sup>, 但与全向图分辨率改善等其他方面做出的成绩形成对比的是<sup>[2,3]</sup>, 全向图像的去散焦模糊问题一直没有非常有效的系统性解决思路。

Kuthirummal<sup>[4]</sup>利用反射镜面面型参数、相机的内外参数等信息, 通过数值计算得到空间变化 (point spread function, PSF), 结合空间变化的反卷积算法来去除散焦模糊。Li 等人<sup>[5]</sup>通过分析折反射全向成像系统中虚像的空间分布特点, 提出了一种基于模型的方法, 首先确定一个局部聚焦图像集, 然后通过最优化方法搜索最接近数据观测的模型参数。陶小平等人<sup>[6]</sup>介绍了一种基于分块处理的空间变化 PSF 图像复原

算法, 这个算法可以很好地消除分块图像边界的振铃波纹。这些算法的核心都是要获得准确的 PSF 才能得到好的去散焦模糊效果。

近年来, 普通图像基于计算摄影中的编码孔径技术去除散焦模糊取得了较大的成就。编码孔径最先应用于天文和医学领域<sup>[7-9]</sup>, 近来在图像处理领域也得到了广泛的应用。Levin<sup>[10]</sup>利用编码孔径, 基于自然图像的稀疏先验, 只需拍摄单幅图像, 就可以通过反卷积得到全聚焦图像。Zhou 等人<sup>[11]</sup>则利用编码孔径对, 通过拍摄两张图像, 经过处理, 可以同时获得全聚焦图像和深度图像。Liang 等人<sup>[12]</sup>提出采用一组通过 Hadamard 编码的孔径来解决散焦模糊与深度估计问题。

编码孔径技术利用特殊设计的孔径来改进成像装置 (图 1), 对还没有到达图像传感器的光束进行了针对性的编码加工, 为图像采集后的去模糊处理过程提取更多有效的信息。

本文的基本思路为: 分析散焦模糊的根源, 建立起折反射散焦的数学模型, 通过特定的编码孔径获取图像, 采用反卷积算法来去除折反射图像的散焦模糊。

收稿日期: 2012-04-17; 修回日期: 2012-05-30

**作者简介:** 彭杨 (1988-), 男, 湖南湘乡人, 硕士, 主要研究方向为多媒体信息系统与虚拟现实、全向视觉、图像处理 (pengyang07@gmail.com); 刘煜 (1981-), 男, 湖南岳阳人, 讲师, 博士, 主要研究方向为媒体信息系统与虚拟现实、全景成像; 李永乐 (1984-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为多媒体信息系统与虚拟现实、全向视觉、图像处理; 张茂军 (1971-), 男, 湖北黄梅人, 教授, 博士, 主要研究方向为多媒体信息系统与虚拟现实、全向视觉、图像处理。



图1 普通孔径(左)简单改造成编码孔径(右)的过程

## 1 折反射散焦模糊模型的建立

折反射全向图像散焦模糊的产生与折反射成像系统的特殊设计有关系。为了分析产生的深层次原因,先分析散焦模糊的数学统计模型,然后结合对折反射成像系统的光学光路分析,来建立起折反射散焦模糊的数学模型。

### 1.1 图像统计模型

散焦模糊图像的数学模型一般都用卷积表示为

$$Y = F^S * X \quad (1)$$

其中: $Y$ 为模糊图像; $X$ 为清晰图像; $F^S$ 为深度为 $S$ 的模糊扩散函数。

假设自然清晰图像 $X$ 的梯度值符合高斯分布,则清晰图像的概率模型可以表示为<sup>[13]</sup>

$$P(X) \propto N(0, \sigma) \quad (2)$$

即

$$P(X) \propto e^{-\frac{1}{2}X^T \sigma^{-1} X} \quad (3)$$

其中:

$$\sigma^{-1} = \lambda \text{diag}(|G_x(v, w)|^2 + |G_y(v, w)|^2) \quad (4)$$

$G_x(v, w)$ 、 $G_y(v, w)$ 表示在频域中 $X$ 、 $Y$ 方向上的梯度, $v$ 、 $w$ 是频域坐标。由式(1)可知,模糊图像是由清晰图像通过卷积获得的,简单推导可知,模糊图像 $Y$ 也符合高斯分布:

$$P_S(Y) \propto N(0, \Sigma_S) \quad (5)$$

通过式(1)的散焦数学模型可推得

$$\Sigma_S = C_{FS} \sigma C_{FS}^T + \eta^2 I \quad (6)$$

其中: $C_{FS}$ 是在编码孔径 $F$ 形式下 $S$ 尺度的卷积核; $\sigma$ 为式(4)的倒数; $\eta$ 为噪声; $I$ 为单位矩阵。那么,在尺度 $S$ 下得到模糊图像的概率可以表示为

$$P_S(Y) \propto \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{v,w} |Y(v, w)|^2 / \text{diag} \Sigma(v, w)\right) \quad (7)$$

其中:

$$\text{diag} \Sigma(v, w) = |F^S(v, w)|^2 \sigma^{-1} + \eta^2 \quad (8)$$

将卷积核尺度标准的每一个候选的 $F^S$ 代入到式(7)中,就可以求得何种尺度下,使得采集到的全向模糊图像概率最大,从而估算出最可能的模糊程度 $S$ 。

### 1.2 折反射散焦模糊模型

折反射散焦模型的建立,其基础问题就是建立起折反射曲面、入射光线和图像模糊的函数关系。折反射成像系统的散焦分析如图2所示(示意图都以双曲面反射镜为例)。其中, $w$ 表示物空间的一点,像平面为 $z=2c+v$ , $w_{i1}$ 到 $w_{i2}$ 为经过折反射成像系统后形成的散焦模糊区域。

反射光线 $m_0 p_0$ 称为主光线,在像平面 $z=2c+v$ 上成的像为 $w_{i0}$ ( $v$ 为像距)。假定由物空间中的一点 $w$ 发出的另一条光线,经曲面镜上的另一个点 $m_1$ 反射,穿过镜头孔径上的点 $p_1$ ,最终在像平面上成的像为 $w_{i1}$ ;同样地,还有一条光线在像平面上成的像为 $w_{i2}$ 。通常情况下,经这两条光线在像平面上成的像与主光线在像平面上成的像不会是同一个点,这就引发全向图中的散焦模糊。由此可见,由于反射镜面曲率和孔径大小的

影响,物空间中的一点 $w$ 经镜面反射,在像平面上成的像不再是精确聚焦的一个点,而是一小块模糊区域,这就造成了折反射全向成像系统的散焦问题。

接下来讨论折反射成像散焦模型中入射光线、像平面、焦平面之间的关系,并计算出折反射系统中的虚像到相机的距离。

建立如图3所示 $ROZ$ 坐标系,其中, $w$ 表示物空间的一点, $w_c(t)$ 为 $w$ 在双曲面上所形成的虚像, $w_{i1}$ 为 $w$ 在像平面上所成的像。两点的距离即为所求的像距。已知物空间一点 $w$ 和反射镜面上一点 $m_r(\alpha, \beta)$ , $\alpha, \beta$ 为反射镜面参数。入射光线 $w m_r$ 的单位方向向量为 $e_i(\alpha, \beta)$ ,经 $m_r(\alpha, \beta)$ 的反射光线的单位方向向量为 $e_r(\alpha, \beta)$ ,点 $m_r(\alpha, \beta)$ 的单位法向量为 $n_r(\alpha, \beta)$ 。由于反射镜面参数已知,可求得 $n_r(\alpha, \beta)$ ,也可求得 $w$ 经反射镜面上一点 $m_r(\alpha, \beta)$ 成的虚像 $w_c(\alpha, \beta)$ 的位置。使用Jacobian方法,可以求得虚像 $w_c(\alpha, \beta)$ 到点 $m_r(\alpha, \beta)$ 的距离 $r_c$ ,进而通过 $r_c$ 可以得到图中反射镜面上的点 $m_0$ 的位置,从而求得图中的 $d_c$ 。

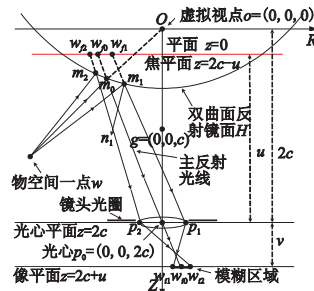


图2 折反射全向成像系统散焦示意图

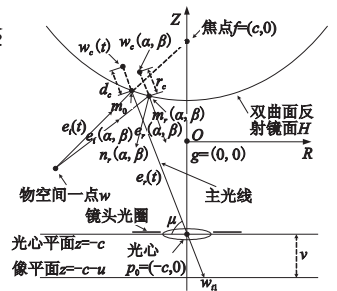


图3 像距的计算示意图

这里需要指出的是,实际对于透视相机的物点的深度还要加上反射镜面上的点 $m_r(\alpha, \beta)$ 到光心的距离。这里通过 $d_c$ 可以求得虚像所在的物点深度 $S_d$ ,如式(9)所示:

$$S_d = (d_c + m_0 p_0) \sin \mu \quad (9)$$

其中: $\mu$ 表示反射光线同像平面的夹角。

有了物点深度,这里可以得到折反射全向成像散焦模型:

$$Y = X * F^S + \eta \quad (10)$$

其中: $Y$ 是得到的模糊图像; $X$ 是全聚焦的清晰图像; $F^S$ 是由卷积核形状 $F$ 和卷积尺度 $S$ 构成的卷积矩阵;卷积尺度 $S$ 和物点深度 $S_d$ 是一一对应的; $\eta$ 为图像的噪声。有了这个散焦模型之后,就可以根据后面编码孔径的设计形式 $F$ ,建立一套在这种设计形式下各个卷积尺度 $S$ 的模糊标准,本文称为卷积核尺度标准。有了这个标准就可以分析模糊图像的模糊程度,找到相匹配的卷积尺度进行反卷积以复原图像。

## 2 编码孔径

每一种编码孔径都有一套自己的卷积核尺度标准,好的编码孔径会使上文中 $P_S(Y)$ 值对于不同的 $S$ 差别很大,这样就很容易区分出不同的模糊程度。所以编码孔径设计的好坏,决定了是否可以精准地找到图像的模糊程度,也在很大程度上决定了图像复原效果的好坏。

对于编码孔径的设计,本文采用Kullback-Leibler(KL)收敛法来遴选编码孔径设计。

$$D_{KL}(P_{FS_1}(Y), P_{FS_2}(Y)) = \int_Y P_{FS_1}(Y) (\log P_{FS_2}(Y) - \log P_{FS_1}(Y)) dY \quad (11)$$

其中: $P_{FS}(Y)$ 表示通过模糊程度 $F^S$ 计算出来的概率分布。

KL收敛法计算出的 $D_{KL}$ 表明两个不同尺度分布的差别,值越大,表示两个分布的差别越大。通过计算这个值,根据这个值的大小来选择编码孔径。对于每一个编码设计形式,假定

场景中的模糊尺度(卷积尺度)是10个,结合KL收敛的标准(11)来对这10个模糊尺度两两求解得到 $D_{KL}$ 。平均值最大的,从数学意义上说,就是区分这10个模糊尺度分布效果最好的编码形式,成为编码孔径设计方案。

迄今为止,国内外科学家已经设计出了近20种不同的编码孔径设计方案,其中一些如图4(从左自右分别为随机方案、MURA<sup>[9]</sup>、Zhou<sup>[11]</sup>、Levin<sup>[10]</sup>、Veeraraghavan<sup>[7]</sup>)所示。

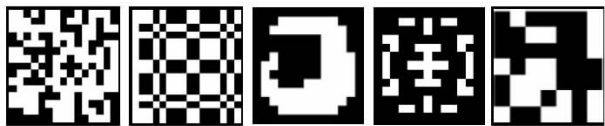


图4 现有的各种不同的孔径编码设计方案

对这些设计方案,采用KL收敛法计算出每个孔径的 $D_{KL}$ 值,其中Levin所设计的编码孔径所计算出的 $D_{KL}$ 值最大。因此Levin所设计的编码孔径形式在单个编码孔径中效果最优,所以本文实验采用Levin的设计方案。

### 3 系统PSF校准(calibration)

卷积核尺度标准如同衡量图像模糊的一把尺,通过这把尺可以分析出图像的模糊程度,然后再通过卷积核尺度标准提供的相应尺度卷积矩阵作反卷积就可以得到清晰图像。要制定卷积尺度标准就要分析全向图像模糊程度主要由什么原因引起的。这里首先分析在孔径形式一定的情况下图像模糊和空间物体位置(入射角度、距离)的关系。

如图5所示,物空间的一点 $w$ ,定义其深度 $l$ 为点 $w$ 到虚拟视点 $o$ 的距离,俯仰角 $\theta$ 为由 $w$ 发出的主入射光线与 $Z$ 轴(光轴)的夹角,对应于主反射光线的虚像 $w_0'$ 的深度 $u'$ 定义为虚像 $w_0'$ 到光心平面的距离。下面考察 $u'$ 和模糊圆大小分别与 $l$ 和 $\theta$ 的关系。

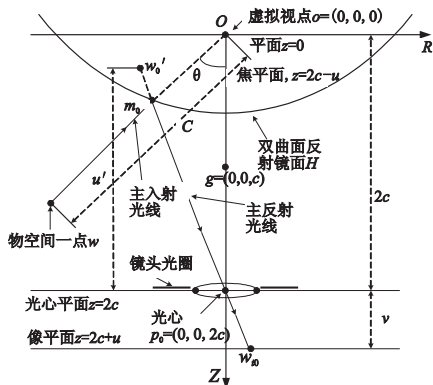


图5 折反射成像系统深度信息分析示意图

通过图6可以得到以下结论:折反射全向图像的模糊程度随 $\theta$ 变化大,随 $l$ 变化小;夹角小时的模糊程度小,夹角大时的模糊程度大。针对全向图像的散焦模型(式(2)),其中 $S$ 是一个随着 $\theta$ 变化而变化的量,在 $\theta$ 一定的情况下, $l$ 对图像的模糊几乎不起什么作用。也就是说,全向图像的散焦模糊程度主要由入射角度 $\theta$ 决定。

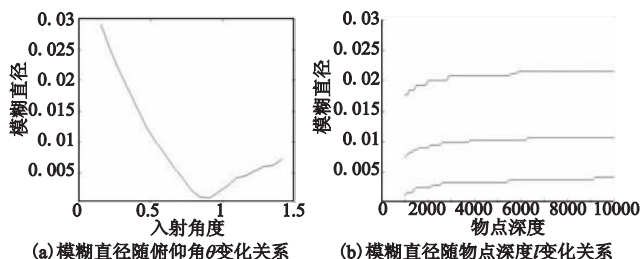
那么根据点光源在不同 $\theta$ 角度下的变化,也可以得到一套基于编码孔径的折反射系统卷积核尺度标准。这里以Levin的设计<sup>[7]</sup>作为实验方案,实验如图7所示。

## 4 图像去模糊

### 4.1 图像分环

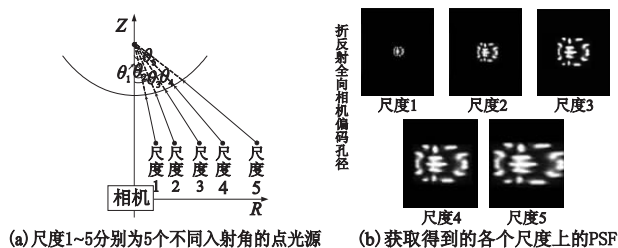
由于折反射全向图的模糊程度与入射光线角度相关,即相

同入射角度的光线模糊程度相同。而相同入射角度的光线所成的全向图像为一个圆环,因此本文在图像去模糊过程中,对全向图像进行分环处理,将整个全向图像分成多个环状图像,对每个环状图像采用图像复原算法,单独作图像散焦去模糊处理,得到清晰的环状图像,如图8所示。



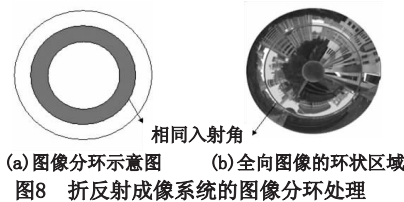
(a) 模糊直径随俯仰角 $\theta$ 变化关系 (b) 模糊直径随物点深度 $l$ 变化关系

图6 模糊圆大小与物体空间位置的关系  
(三条曲线分别对应三个俯仰角)



(a) 尺度1~5分别为5个不同入射角的点光源 (b) 获取得到的各个尺度上的PSF

图7 折反射编码孔径卷积核尺度标准示意图



(a) 图像分环示意图 (b) 全向图像中环状区域

### 4.2 模糊尺度确定

对于每一个环状图像,要对其进行去模糊处理,首先要确定其模糊程度,即要确定 $P_s(Y)$ 中的 $S$ 值。根据建立的散焦数学模型(式(7)和(8)),通过从第4章所标定的尺度 $S$ 中选择合适的值,计算出使得概率模型 $P_s(Y)$ 值最大的 $S$ 值。这个 $S$ 值即为这个环状图像的模糊程度。

### 4.3 反卷积得到全聚焦图像

在获取模糊程度 $S$ 之后,就要对环状图像进行处理,获得清晰图像。这个过程,本文采用基于最大后验概率的反卷积算法来实现。

根据1.1节所建立的概率模型,可以推导出最大后验概率的表达式:

$$P_s(x|y) \propto \exp \left( - \left( \frac{1}{\eta^2} |C_{FS}x - y|^2 + \alpha |C_{g_x}x|^2 + \alpha |C_{g_y}x|^2 \right) \right) \quad (12)$$

要将环状图像复原得到全清晰图像,表达式表示为

$$x^* = \operatorname{argmax}_k P_k(x|y) \quad (13)$$

假设图像服从高斯先验,式(13)演化为一个求二次方程最小值的问题:

$$x^* = \operatorname{argmin} \left( \frac{1}{\eta^2} |C_{FS}x - y|^2 + \alpha |C_{g_x}x|^2 + \alpha |C_{g_y}x|^2 \right) \quad (14)$$

这个方程可以通过解以下矩阵来得到结果 $x$ 。

$$Ax = b \quad (15)$$

式(15)的求解可以在频域下完成,能得到理想结果,而且效率很快。

在求得清晰的环状图像后,本文再利用简单的差值算法,将环状图像进行融合,最后得到一幅清晰的全向图像。

## 5 实验结果及分析

为了验证编码孔径技术对全向图散焦复原的有效性,本文利用已有的设备采用 Levin 的编码孔径设计方案,从全向图中分割出环状图像做散焦模糊图像复原实验。相机采用 Canon5D Mark II, 50 mm F/1.8 的镜头,采集散焦模糊的全向图像如图9所示。

实验将采集的折反射全向图像分割为内环、中间环和外环三个环状图像进行处理。图10~12分别为三个环状图像的原始图像和复原图像。图13为复原的整体全向图像以及散焦图像与复原图像的细节对比。实验结果显示,复原图像的效果良好,较好地解决了折反射成像系统中的散焦问题。



图9 通过带有编码孔径镜头的相机拍摄的散焦模糊全向图像

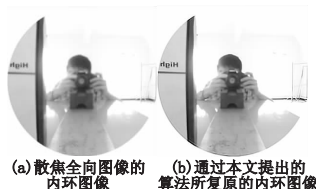


图10 内环原始及复原图像



图11 中环原始及复原图像

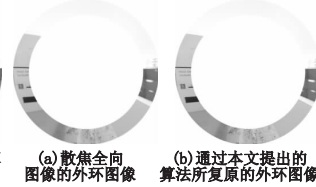


图12 外环原始及复原图像



(a) 本文算法所获得的全聚焦清晰图像



(b) 散焦图像和复原图像各个细节对比

图13 复原的整体全向图像以及散焦图像与复原图像的细节对比

## 6 结束语

本文研究了折反射成像系统中的散焦模糊问题,指出了折

反射成像中散焦模糊的原因,提出了通过利用编码孔径技术和反卷积算法来解决这个问题。本文方法对实验装置要求较低,实验效果较好。由于本文主要研究折反射散焦图像的复原方法,对图像分环处理中的分环策略和复原环状图像的融合算法没有作深入研究,这将是下一步研究的重点。

### 参考文献:

- [1] BAKER S, NAYAR S K. A theory of single-viewpoint catadioptric image formation[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1999, 35(2): 1-22.
- [2] 王伟,熊志辉,徐玮. 面向立体柱面全景的动态规划对应点匹配方法[J]. *系统仿真学报*, 2009(22): 7185-7189.
- [3] 陈立栋,王伟,张茂军,等. 双反射面互补结构的折反射全向成像系统设计[J]. *光学学报*, 2010, 30(12): 3487-3494.
- [4] KUTHIRUMMAL S. Flexible imaging for capturing depth and controlling field of view and depth of field[D]. [S. l.]: Columbia University, 2009.
- [5] LI Wei-ming, LI You-fu, WU Y. A model based method for overall well focused catadioptric image acquisition with multi-focal images [C]//Proc of ICCAIP. 2009: 460-467.
- [6] 陶小平,冯华君,雷华. 一种空间变化 PSF 图像分块复原的拼接方法[J]. *光学学报*, 2009, 29(3): 648-653.
- [7] VEERARAGHAVAN A, RASKAR R, AGRAWAL A, et al. Dappled photography: mask enhanced cameras for heterodyned light fields and coded aperture refocusing[J]. *ACM Trans on Graphics*, 2007, 26(3): 69.
- [8] CAROLI E, STEPHEN J, COCCO G, et al. Spizzichino a coded aperture imaging in X-and Gamma-ray astronomy[J]. *Space Science Reviews*, 1987, 45: 349-403.
- [9] GOTTESMAN S, FENIMORE E. New family of binary arrays for coded aperture imaging[J]. *Applied Optics*, 1989(20): 4344-4352.
- [10] LEVIN A. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture[C]//Proc of SIGGRAPH. New York: ACM, 2007.
- [11] ZHOU C, NAYAR S. Coded aperture pairs for depth from defocus [C]//Proc of International Conference on Computer Vision. 2009: 325-332.
- [12] LIANG C, LIN T, WONG B, et al. Programmable aperture photography: multiplexed light field acquisition [C]//Proc of ACM SIGGRAPH. 2008.
- [13] WEISS Y, FREEMAN W. What makes a good model of natural images? [C]//Proc of CVPR. 2007: 1-8.

(上接第4735页)

- [2] AHONEN T, HADID A, PIETIKAINEN M. Face recognition with local binary patterns [C]//Proc of the 8th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer-Verlag, 2004: 469-481.
- [3] PIETIKAINEN M. Image analysis with local binary patterns [C]//Proc of the 14th Scandinavian Conference on Image Analysis. Berlin: Springer-Verlag, 2005: 115-118.
- [4] WANG Da-ran, LIU Hui-ling, WANG An-zhi, et al. Performance analysis of PCA, 2DPCA and block-based PCA in face recognition[J]. *Science and Technology of West China*, 2009, 8(27): 14-16.
- [5] 熊承义,李丹婷,笄邦友. 基于 LBP 和 PCA 特征提取的人脸识别[J]. *中央民族大学学报*, 2011, 30(2): 75-79.
- [6] LU Hai-ping, PLATANOTIS K N, VENESANOPOULOS A N. MP-CA: multilinear principal component analysis of tensor objects[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2008, 19(1): 18-39.
- [7] 贵观辉,安实,王健,等. 基于线性插值的张量步态识别算法[J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(1): 355-358.
- [8] WANG Jin, CHEN Yu, ADJOUADI M. A comparative study of multilinear principal component analysis for face recognition [C]//Proc of IEEE Applied Imagery Pattern Recognition Workshop. Washington DC: IEEE Computer Society, 2008: 1-6.
- [9] SHERMINA J. Face recognition system using multilinear principal component analysis and locality preserving projection [C]//Proc of IEEE GCC Conference and Exhibition. 2011: 283-286.
- [10] ZHANG Lun, CHU Ru-feng, XIANG Shi-ming, et al. Face detection based on multi-block LBP representation [C]//Lecture Notes in Computer Science, vol 4642. Berlin: Springer-Verlag, 2007: 11-18.
- [11] LU Hai-ping, PLATANOTIS K N, VENESANOPOULOS A N. Multilinear principal component analysis of tensor objects for recognition [C]//Proc of the 18th IEEE International Conference on Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2006: 776-779.