

# 基于快速核独立分量分析的图像反光分离研究

刘景波<sup>1</sup> 万小磊<sup>2</sup> 金炜东<sup>1</sup>

(<sup>1</sup>西南交通大学电气工程学院, 四川 成都 610031; <sup>2</sup>南阳理工学院科研处, 河南 南阳 473000)

**摘要** 透过玻璃对场景成像, 图像由场景实像和反光虚像线性叠加而成, 直接影响到图像分析处理和计算机视觉应用等, 可采用盲源分离方法进行反光分离。图像成像过程中的非线性因素, 会使线性独立分量分析(ICA)用于反光分离结果不够精确。采用基于 Hilbert-Schmidt 独立性判断准则的快速核独立分量分析(FastKICA)进行图像反光分离。实验表明, 快速核独立分量分析用于图像反光分离, 在分离精度和速度上优于线性独立分量分析和常规核独立分量分析(KICA)。

**关键词** 图像处理; 反光分离; 快速核独立分量分析; 非线性

中图分类号 TP751 OCIS 100.2980 100.2960 文献标识码 A

## Separating Reflections from Image Using Fast Kernel Independent Component Analysis

Liu Jingbo<sup>1</sup> Wan Xiaolei<sup>2</sup> Jin Weidong<sup>1</sup>

(<sup>1</sup>School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu, Sichuan 610031, China)  
(<sup>2</sup>Science & Research Offices, Nanyang Institute of Technology, Nanyang, Henan 473000, China)

**Abstract** When imaging a scene through a glass, the image is a linear superposition of a real image observed through a glass and a virtual image reflected on it. This brings adverse effect on image processing, computer vision, etc. Reflective separation can be done by the original method of blind separation, nonlinearity in the course of imaging will degrade precision of separating reflections using linear independent component analysis (ICA). Kernel independent component analysis (KICA) can effectively deal with the nonlinearity. The reflections is removed by using FastKICA based on the Hilbert-Schmidt independence criterion. Experiments show that FastKICA is more effective than linear independent component analysis and conventional KICA.

**Key words** image processing; separating reflections; fast kernel independent component analysis; nonlinearity

## 1 引言

当透过平面透明玻璃对场景成像时, 由于光线的偏振原因, 观测到的图像经常是由两幅图像线性叠加而成, 其分别是由玻璃透射所成的场景实像以及由玻璃表面反射所成的虚像。混合图像中的反射分量不仅影响到对真实场景的观测, 更会导致在对图像进行分割等处理时出现错误结果, 从而对后续的图像分析和机器视觉应用等产生不良影响。对于玻璃这样的介质, 其镜面反射分量的强度可通过偏振镜控制。利用这一特点, H. Farid 等<sup>[1]</sup>得到不同偏振角度下同一场景的多个图像, 将图像不同分量的分离视为盲源分离<sup>[2,3]</sup>

收稿日期: 2009-08-17; 收到修改稿日期: 2009-10-15

基金项目: 国家自然科学基金(60572143, 60971103)资助课题。

作者简介: 刘景波(1979—), 男, 博士研究生, 主要从事图像处理、智能信息处理等方面的研究。E-mail: ljb79@126.com

导师简介: 金炜东(1959—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事智能信息处理、系统仿真与优化等方面的研究。

E-mail: wdjin@home.swjtu.edu.cn

问题, 采用独立分量分析(ICA)方法<sup>[4]</sup>加以解决。R. Szeliksi 等<sup>[5]</sup>利用观测图像的透射分量和反射分量具有不同运动状态的特点, 通过分析图像序列来分离两个分量。A. Levin 等<sup>[6]</sup>采用人工辅助的方法标定图像的不同分量, 再结合图像的先验统计特征, 实现反光分离。M. Yamazaki 等<sup>[7]</sup>在文献[1]方法的基础上, 针对相机成像时存在非线性因素的实际情况, 用核独立分量分析<sup>[8]</sup>(KICA)代替线性 ICA 进行反光分离, 提高了分离精度。

上述方法中, 文献[1]未考虑成像中的非线性因素, 影响了分离的精度; 文献[2]方法计算复杂且对静态场景图像无法正确分离; 文献[3]方法的分离精度取决于图像人工标定质量的好坏; 文献[4]方法的分离效果好于文献[1]方法, 但 KICA 方法的性能受其初始估计值影响较大, 且易陷入局部最优。H. Shen 等<sup>[9,10]</sup>提出的快速核独立分量分析(FastKICA)算法相对常规 KICA 方法, 有更好的执行效率和适用性。因此, 本文在文献[1]和[4]方法的基础上, 采用 FastKICA 算法, 进行反光分离研究。

## 2 反光分离原理

透过平面玻璃对场景成像时, 在镜头前置一线性偏光镜, 改变偏光镜的角度, 能够得到同一场景的图像序列, 可表示为:  $\mathbf{Z} = (z_1, z_2, \dots, z_m)^T$ ,  $m$  为图像序列的长度。令  $\mathbf{R} = (r_1, r_2, \dots, r_m)^T$  和  $\mathbf{I} = (i_1, i_2, \dots, i_m)^T$  分别表示场景实像和反射虚像,  $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_m)^T$  和  $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_m)^T$  分别表示观测图像中场景实像和反射虚像的混合系数, 则

$$\mathbf{Z} = \begin{pmatrix} a_1 & b_1 \\ \vdots & \vdots \\ a_m & b_m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{R} \\ \mathbf{I} \end{pmatrix} = \mathbf{A}\mathbf{S}. \quad (1)$$

混合系数矩阵  $\mathbf{A}$  通常是未知的, 仅根据观测图像  $\mathbf{Z}$  来恢复出源图像  $\mathbf{R}$  和  $\mathbf{I}$  是一个盲源分离问题。假定矩阵  $\mathbf{A}$  阵满秩,  $\mathbf{R}$  和  $\mathbf{I}$  相互统计独立, 在不考虑噪声的情况下, 用 ICA 方法寻找一个分离矩阵  $\mathbf{X}$ , 使得

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\mathbf{Z} = \mathbf{X}\mathbf{A}\mathbf{S} = \mathbf{P}\mathbf{D}\mathbf{S}, \quad (2)$$

式中  $\mathbf{P}$  为交换矩阵, 即  $\mathbf{P}$  的每行每列有且只有一个元素为 1;  $\mathbf{D}$  为对角矩阵, 其行列式不等于 0;  $\mathbf{Y}$  是对源图像  $\mathbf{S}$  的估计。若计算出的分离矩阵  $\mathbf{X}$  满足  $\mathbf{X}\mathbf{A}=\mathbf{P}\mathbf{D}$ , 则源图像  $\mathbf{R}$  和  $\mathbf{I}$  得以恢复。

但在常温和低温条件下, 成像时需要校正因光电响应不均匀性导致的 CCD 像素响应不均匀性<sup>[11]</sup>, 显示时也需要对图像进行伽玛值校正以正确表现被观测物体的亮度特性。以上校正方法都属于非线性变换, 则(1) 式可改写为非线性无噪混合 ICA 模型

$$\mathbf{Z} = f \left[ \begin{pmatrix} a_1 & b_1 \\ \vdots & \vdots \\ a_m & b_m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{R} \\ \mathbf{I} \end{pmatrix} \right] = f(\mathbf{A}\mathbf{S}), \quad (3)$$

式中  $f(\cdot)$  为未知的可逆实值非线性混合函数。KICA 算法能够有效解决非线性盲源分离问题, 其基本思想是通过非线性映射, 把输入空间的数据映射到高维的特征空间, 用核函数来代替两向量间的内积, 使得在此空间下, 问题变得线性可分或者是近似线性可分。KICA 算法的特点使其适合于考虑非线性因素下的反光分离, 具体做法是在假定条件下找到一个映射  $g(\cdot)$ , 使得  $\mathbf{Z}$  通过  $g(\cdot)$  可以恢复源图像  $\mathbf{S}$ , 即

$$\mathbf{Y} = g(\mathbf{Z}) = g(\mathbf{A}\mathbf{S}). \quad (4)$$

## 3 快速核独立分量分析

ICA 方法的目标就是使分离出的独立分量最大程度地逼近各个源信号, 其求解过程主要包括两个方面: 观测数据的白化预处理和分离矩阵的求解。白化预处理能够避免尺度的不确定性和去除信号间的相关性,

降低数据计算复杂度。求解分离矩阵则是建立目标函数和寻优逼近的过程。目标函数是衡量分离结果独立程度的准则，可以选择最大熵、最小互信息、四阶累积量、最大负熵等形式。优化算法则需要有快的收敛速度以及好的稳定性，常用的有最大似然估计、随机梯度、自然梯度等方法。

和常规 ICA 相比较，KICA 是利用再生核希尔伯特空间(RKHS)内的非线性函数作为目标函数，将信号从低维空间映射到高维空间，并用核方法在高维空间内搜索目标函数的最小值，以得到分离矩阵。在 KICA 的基础上，FastKICA 利用 Hilbert-Schmidt 独立性判决准则(HSIC)<sup>[12]</sup>作为衡量变量统计独立性的目标函数，用牛顿类法<sup>[13]</sup>对目标函数进行优化，极小化该目标函数，获取分离矩阵。并采用不完全 Cholesky 分解方法<sup>[14]</sup>来提高计算性能。

令  $O(m)$  和  $O_s(m)$  分别表示实数域  $\mathbb{R}$  上一个  $m \times m$  维的正交群和特殊正交群：  
 $O(m) := \{X \in \mathbb{R}^{m \times m} \mid X^T X = I\}$ ,  $O_s(m) := \{\Omega \in \mathbb{R}^{m \times m} \mid \Omega = -\Omega^T\}$ , FastKICA 算法的基本计算流程如下：

- 1) 确定观测数据向量  $z_1, z_2, \dots, z_n$  和核函数  $K(x, y)$ ，在本文中选用高斯径向基核函数，其定义为

$$K(x, y) = \phi(x - y) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x - y\|^2\right), \quad \sigma > 0 \quad (5)$$

式中核函数宽度  $\sigma$  在实验中取值为 1.0;

- 2) 对观测数据向量进行白化预处理，令白化后的观测向量为

$$\Omega = (\omega_{ij})_{i,j=1}^m \in O_s(m). \quad (6)$$

- 3) 基于 HSIC 准则的关于被估计信号  $Y \in \mathbb{R}^{m \times m}$  的目标函数定义为

$$\begin{aligned} H : O(m) &\rightarrow \mathbb{R}, \\ \mathbf{H}(X) &:= \sum_{1 \leq i < j \leq m} E_{k,l}[\phi(x_i^T \varpi_{kl}) \phi(x_j^T \varpi_{kl})] + \\ &E_{k,l}[\phi(x_i^T \varpi_{kl})] E_{k,l}[\phi(x_j^T \varpi_{kl})] - 2E_k \left\{ E_l[\phi(x_i^T \varpi_{kl})] E_l[\phi(x_j^T \varpi_{kl})] \right\}, \end{aligned} \quad (7)$$

式中  $\mathbf{X} := [x_1, x_2, \dots, x_m] \in O(m)$ ,  $\varpi_{kl} = \omega_k - \omega_l \in \mathbb{R}^m$  表示白化观测信号中第  $k$  个和第  $l$  个样本的差值,  $E_{k,l}[\cdot]$  表示所有  $k$  和  $l$  的经验期望。

- 4) 对目标函数  $\mathbf{H}(X)$  的 Hessian 矩阵进行不完全 Cholesky 估计;

- 5) 用牛顿类法优化求解分离矩阵  $\mathbf{X}$ :

(a) 给定初始估计值  $\mathbf{X}_0 \in O(m)$ , 令  $k = 0$ ;

(b) 计算  $\mathbf{H} \circ \mu_{X_k} : \mathbb{R}^{m(m-1)/2} \cong O_s(m) \rightarrow \mathbb{R}$ , 其中  $\mu_x$  表示一映射关系  $\mu_x : \mathbb{R}^{m(m-1)/2} \rightarrow O(m)$ ;

(c) 计算欧氏牛顿步长  $\bar{\Omega} = (\omega_{ij})_{1 \leq i < j \leq m} \in \mathbb{R}^{m(m-1)/2}$ ,  $\bar{\Omega} \mapsto \mathbf{X} \exp(\Omega)$ ;

(d) 令  $\mathbf{X}_{k+1} = \nu_{X_k}(\bar{\Omega})$ ;

(e) 如果  $\|\mathbf{X}_{k+1} - \mathbf{X}_k\|_F$  足够小, 算法结束, 否则, 令  $k = k + 1$ , 返回步骤(b),  $\|\cdot\|_F$  表示矩阵的 Frobenius 范数。

## 4 实验结果分析

将不相关的两幅同样大小的图像(200×200)通过人为定义的混合矩阵进行混合,模拟透过玻璃成像时所得的混合图像。分别将标准线性 ICA, KICA 和 FastKICA 应用于模拟混合图像的分离,得到的实验结果如图 1 和表 1 所示。可见 KICA 和 FastKICA 算法都可以很好地将源图像分离出来,后者分离效果更佳,且

计算性能最好。

表1 算法性能比较  
Table1 Performance of different methods

Method	Processing time /s	Iteration number
ICA	13.65	15
KICA	12.50	11
FastKICA	9.36	7

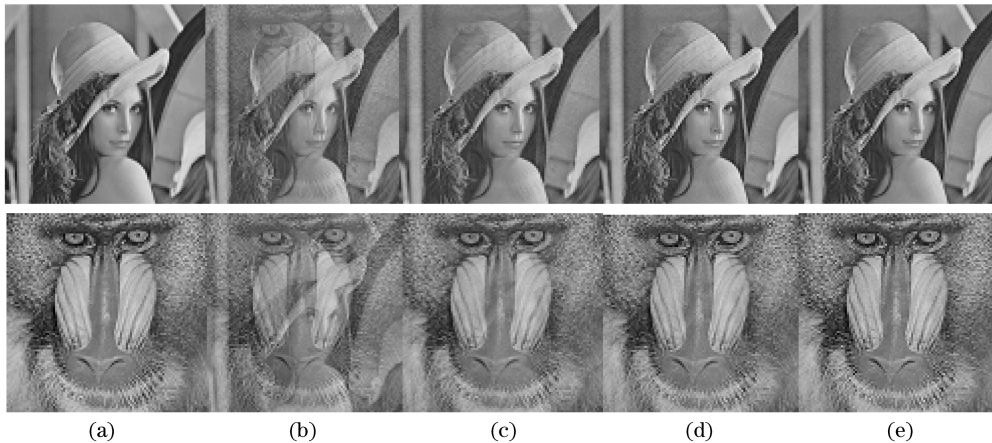


图1 实验结果。(a) 源图像；(b)混合图像；(c) ICA 分离结果；(d) KICA 分离结果；(e) FastKICA 分离结果  
Fig.1 Experimental results. (a) original images; (b) mixed images; (c) result of ICA; (d) result of KICA;(e) result of FastKICA

## 5 结 论

透过玻璃对场景成像时的图像混叠现象给图像分析和机器视觉应用带来干扰。叠加源图像统计独立的特点，以及成像过程中的非线性变换因素，导致反光分离实际上是一个非线性盲源分离问题。FastKICA 方法能够有效解决非线性盲源分离问题，且具有分离精度高和计算性能好的特点。采用 FastKICA 方法进行分离实验，结果表明，FastKICA 方法用于图像反光分离，在分离精度和速度上优于线性独立分量分析和常规核独立分量分析。

## 参 考 文 献

- 1 H. Farid, H. Edward. Separating reflections from images using independent components analysis[J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1999, **16**(9): 2136~2145
- 2 Jian Ji, Zheng Tian. Blind noisy image separation based on a new robust independent component analysis network[J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2006, **4**(10): 573~575
- 3 Zhao Lin, Jin Weiqi, Chen Yinan *et al.*. Blind restoration for defocus blurred image based on autocorrelation of derivative image[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(9): 1703~1709  
赵琳, 金伟其, 陈翼男等. 基于微分图像自相关的离焦模糊图像盲复原[J]. *光学学报*, 2008, **28**(9):1703~1709
- 4 P. Comon. Independent component analysis, a new concept[J]. *Signal Process.*, 1994, **36**(1): 287~314
- 5 R. Szeliksi, S. Avidan, P. Anandan. Layer extraction from multiple images containing reflections and transparency[C]. Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, 2000. 246~253
- 6 A. Levin, Y. Weiss. User assisted separation of reflections from a single image using a sparsity prior[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, **29**(9): 1647~1654
- 7 M. Yamazaki, Chen Yenwei, Xu Gang. Separation of reflection components by kernel independent component analysis[J]. *Int. J. Comput. Sci. Network Security*, 2006, **6**(6): 7~12

- 8 F. Bach, M. I. Jordan. Kernel independent component analysis[J]. *J. Machine Learning Res.*, 2002, **3**(7): 1~48
- 9 H. Shen, S. Jegelka, A. Gretton. Fast Kernel ICA using an Approximate Newton Method[C]. Proc. of the 11th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, San Juan, 2007. 476~483
- 10 H. Shen, S. Jegelka, A. Gretton. Fast kernel-based independent component analysis[J]. *IEEE Tran. Signal Process.*, 2009, **57**(9): 202~857
- 11 Wu Yubin, Cao Danhua. Testing of nonuniformity of charge coupled image devices[J]. *J. Huazhong University of Sci. Technol.*, 1998, **26**(8): 58~60  
吴裕斌, 曹丹华. CCD成像器件的不均匀性测试[J]. 华中理工大学学报, 1998, **26**(8): 58~60
- 12 A. Gretton, O. Bousquet, A. J. Smola *et al.*. Measuring statistical dependence with Hilbert-Schmidt norms[C]. Proc. IEEE on Algorithmic Learning Theory, Singapore, 2005. 63~78
- 13 K. Huper, J. Trumpf. Newton-like methods for numerical optimisation on manifolds[C]. In Proc. Thirty-eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, 2004. 136 ~139
- 14 S. Fine, K. Scheinberg. Efficient SVM training using low-rank kernel representations[J]. *J. Machine Learning Res.*, 2001, **2**(22): 243 ~264