

# 基于高通滤波鬼成像的边缘检测方法

陶勇, 王肖霞\*, 杨风暴

中北大学信息与通信工程学院, 山西 太原 030051

**摘要** 针对传统鬼成像方法恢复图像差导致的边缘检测困难, 提出了一种建立在高通滤波基础上的鬼成像改进方法。随机生成的灰度图在被输入空间光调制器前经高通滤波处理, 通过关联运算恢复出未知物体不同方向上的高频分量, 然后根据所使用的滤波方法以相应的重构方法恢复出边缘图像, 实现在无需预知物体信息的前提下对未知物体的边缘检测。实验以 Kirsch 滤波和非下采样轮廓波变换(NSCT)为例, 表明了相比于传统的鬼成像边缘检测方法, 该算法得到的边缘图像在主观上平滑性更好, 清晰度更高, 在客观上其边缘信噪比和均方误差指标均有所优化。

**关键词** 成像系统; 鬼成像; 边缘检测; 高通滤波; 关联运算

中图分类号 O438

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.021101

## Edge Detection Based on High-Pass Filter Ghost Imaging

Tao Yong, Wang Xiaoxia\*, Yang Fengbao

School of Information and Communication Engineering, North University of China,  
Taiyuan, Shanxi 030051, China

**Abstract** With traditional ghost imaging methods, the detection of the edge resulting from a poorly recovered image is difficult; therefore, this paper proposes an improved high-pass-filter-based ghost imaging method. Randomly generated grayscale images are subjected to a high-pass filter before being input into a spatial light modulator. The high-frequency components in different directions of the unknown object are recovered by the correlation operation. Subsequently, the edge image is restored by the corresponding reconstruction method according to the filtering method used and edge detection of the unknown object without pre-known object information is realized. The Kirsch filter and nonsubsampling contourlet transform (NSCT) are considered as examples to show the performance of the algorithm. Compared with traditional edge-detection ghost imaging methods, the edge image obtained using the proposed algorithm has subjectively better smoothness and higher definition. The edge signal-to-noise ratio and mean square error are optimized.

**Key words** imaging systems; ghost imaging; edge detection; high-pass filter; correlation operation

**OCIS codes** 110.1758; 270.2500; 270.5568; 100.3020

## 1 引言

鬼成像(GI)又称关联成像,是一种典型的双光路成像系统<sup>[1-2]</sup>。与传统的成像方式不同,在鬼成像中,光源发出的光经由分束器(BS)分别进入两个不同的光路中,一路直接被一个具有空间分辨率的 CCD 探测器接收,称为参考光路;另一路则经过照射物体后被一个桶探测器所接收,称为物体光路。通过对两个

光路探测到的信息进行关联运算便可重构出被照物体的像。而 Shapiro<sup>[3]</sup>于 2008 年提出的计算鬼成像(CGI)借助空间光调制器(SLM)生成光强已知的光场,省略了参考光路,简化了实验装置,使通过设计特殊散斑图样来提高恢复图像的质量或进行未知物体的边缘检测成为可能<sup>[4-5]</sup>。

对图像进行边缘检测能大幅度减少数据量,保留了图像重要的结构属性,而鬼成像边缘检测的效

收稿日期: 2019-05-21; 修回日期: 2019-06-08; 录用日期: 2019-06-24

基金项目: 中北大学研究生科技基金(20191631)

\* E-mail: wangxiaoxia@nuc.edu.cn

果更是在很大程度上影响着目标的定位和识别,这在空间遥感<sup>[6]</sup>、大气扰动成像<sup>[7]</sup>等领域显得尤为重要。现有的边缘检测的方法大多都是建立在待处理的图像足够清晰、所含有的噪声尽可能少的前提上的。而在现有鬼成像方法中,高质量的成像效果需要的计算量往往过大,时间耗费过多,如压缩计算鬼成像<sup>[8-9]</sup>、正弦鬼成像<sup>[10]</sup>等;传统鬼成像运算较快,但所重构出的鬼图像信噪比较低<sup>[11]</sup>,如计算鬼成像及改进后的差分鬼成像<sup>[12]</sup>等,直接在鬼图像上进行边缘检测存在着较大的困难。2015年,Liu等<sup>[13]</sup>提出了梯度鬼成像(GGI),但这种算法的局限性在于需要一定的未知物体的先验知识以确定适当的梯度角;2016年,Mao等<sup>[14]</sup>借助GGI的思想提出了散斑位移鬼成像(SSGI)算法用于检测未知物体的边缘信息,但对于复杂物体的边缘成像效果仍然不够理想。

本文把Kirsch滤波及非下采样轮廓波变换(NSCT)引入鬼成像的散斑产生过程中,针对鬼图像难以进行边缘检测的问题,在CGI的理论基础上,提出了一种基于高通滤波鬼成像的边缘检测方法。随机生成的灰度图在被输入空间光调制器前,先经一次高通滤波,空间光调制器调制后的光束经过物体光路被桶探测器采集,再与原随机灰度图作关联运算,恢复出未知物体不同方向上的高频分量,最后根据所使用的滤波方法选择相应的重构方法恢复出未知物体的边缘图像。通过仿真验证了所提方法在无需预知物体信息的前提下对未知物体边缘检测的有效性。

## 2 基本原理

### 2.1 计算鬼成像

计算鬼成像实验装置示意图如图1所示。激光照射在空间光调制器上,空间光调制器将照射的光调制成光强分布已知的光场,记为 $I(x,y)$ ,

$x$ 和 $y$ 为笛卡尔坐标。然后用已知的散斑图样照射物体,透过物体的光被透镜会聚,最终被收集到一个桶探测器中。

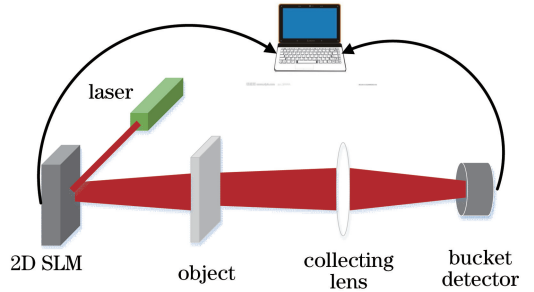


图1 计算鬼成像实验装置图

Fig. 1 Experimental setup of CGI

实验中需要重复以上过程,并将最终得到的实验数据进行汇总、处理,以重构出物体的图像。设 $N$ 次采样中,空间光调制器生成的第 $k$ 个随机散斑图样为 $I(x,y;k)$ ,与之相对应的桶探测器测得的总光强值为 $B(k)$ ,成像物体的传输系数为 $T(x,y)$ ,将散斑图样与总光强值进行关联运算即可重构出物体的像。计算鬼成像的重构公式为

$$B(k) = \int I(x,y;k) \times T(x,y) dx dy, \quad (1)$$

$$T'(x,y) = \langle I(x,y;k) \times B(k) \rangle - \langle I(x,y;k) \rangle \times \langle B(k) \rangle, \quad (2)$$

式中: $T'(x,y)$ 为重构出的像; $\langle \cdot \rangle$ 表示取平均值运算; $k=1,2,\dots,N,N$ 为总采样次数。

### 2.2 基于高通滤波的鬼成像

本文在计算鬼成像的框架下提出了一种基于高通滤波鬼成像的边缘检测方法,方法示意图如图2所示。在计算鬼成像的最初阶段,对随机灰度图进行高通滤波处理得到高频子图 $sp1, sp2, \dots, spn$ ,将其分别输入空间光调制器中并利用桶探测器收集透过物体的光,然后对桶探测器值与原随机灰度图作关联运算得到各方向的边缘恢复图,以相应的重构方法恢复出最终的边缘图像。

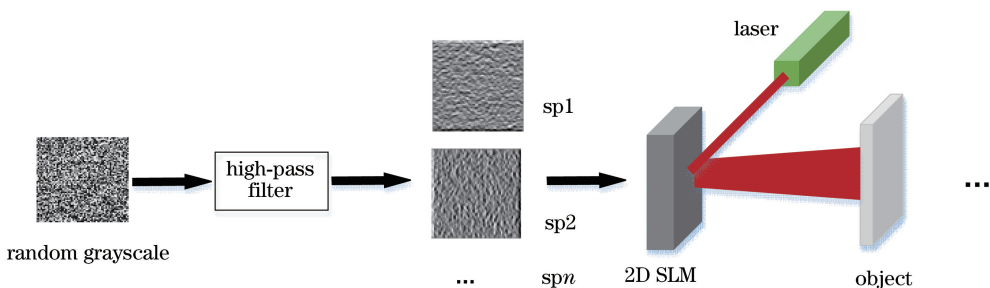


图2 本文方法示意图

Fig. 2 Diagram of proposed algorithm

### 2.2.1 基于 Kirsch 滤波的鬼成像

文献[14]在 GGI 基础上所提出的 SSGI 是一种较为经典的鬼成像边缘检测算法,其实质是通过散斑图案的移位及后续加权计算实现 Sobel 算子的卷积运算,并恢复出水平与垂直方向上的边缘图,再进一步重建出未知物体的整体边缘图像。不同于 SSGI,基于 Kirsch 滤波的鬼成像边缘检测方法通过空间光调制器直接生成 Kirsch 滤波后的散斑图样,再用于关联重构,并且将 Kirsch 算子在细节保持和抗噪声方面的优势引入鬼成像的边缘检测中。

根据卷积的数乘结合律,推导(1)式可得

$$\begin{aligned} B_0(k) &= \int [I(x, y; k) \otimes G_0] \times T(x, y) dx dy = \\ &= \int I(x, y; k) \times [T(x, y) \otimes G_0] dx dy = \\ &= \int I(x, y; k) \times T_0(x, y) dx dy, \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $G_0$  为  $0^\circ$  方向上 Kirsch 掩模; $B_0(k)$  为第  $k$  次采样,掩模方向为  $0^\circ$  时的桶探测器值; $I(x, y; k)$  为第  $k$  次采样时的随机灰度图; $T_0(x, y)$  为未知物体在  $0^\circ$  方向上的边缘信息; $\otimes$  表示卷积运算。对(1)式与(3)式进行类比,可知通过对原随机灰度图和桶探测器进行关联,可恢复出成像物体在  $0^\circ$  方向上的边缘图:

$$\begin{aligned} T_0(x, y) &= \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [I(x, y; k) \times B_0(k)] - \\ &= \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N I(x, y; k) \times \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N B_0(k). \end{aligned} \quad (4)$$

同理可得  $T_{45}$ 、 $T_{90}$ 、 $T_{135}$ 、 $T_{180}$ 、 $T_{225}$ 、 $T_{270}$ 、 $T_{315}$  的表达式。

本文对 Kirsch 滤波恢复出的 8 个子图进行了两种方法的重构处理:

1) 采用传统的 Kirsch 边缘检测方法,取绝对值的最大值作为边缘图像输出,称为 Kirsch\_max,输出边缘图像可表示为

$$T_{\max} = \max(|T_0|, |T_{45}|, |T_{90}|, |T_{135}|, |T_{180}|, |T_{225}|, |T_{270}|, |T_{315}|), \quad (5)$$

式中: $\max(\cdot)$  表示对对应像素点灰度值取最大值操作。

2) 对于所得的 8 个方向子图,采用多图加权平均的方式获得最终的边缘图像 Kirsch\_ave,可表示为

$$T_{\text{ave}} = \text{average}(|T_0|, |T_{45}|, |T_{90}|, |T_{135}|, |T_{180}|, |T_{225}|, |T_{270}|, |T_{315}|), \quad (6)$$

式中: $\text{average}(\cdot)$  表示对对应像素点灰度值求均值操作。

### 2.2.2 基于 NSCT 的鬼成像

NSCT 是一种基于非下采样金字塔(NSP)和非下采样方向滤波器(NSDFB)的变换。首先由 NSP 对输入图像进行塔形分解,将其分解为高通和低通两个部分,然后由 NSDFB 将高频子带分解为多个方向子带,低频部分继续进行如上分解。

与基于 Kirsch 滤波的鬼成像类似,基于 NSCT 的鬼成像以 NSCT 分解替代 Kirsch 算子。方向滤波器(DFB)通过树状结构的分解将其频带分割成为楔形,每个尺度的方向子带数目呈两倍递增,并且每个尺度下的方向子图的大小都和原图大小一样,这使得 NSCT 分解能直接用于计算鬼成像的框架中,而不用作其他处理。当尺度为 1,3 时,方向子带数目分别为 2,8 个,这分别与 Sobel 算子和 Kirsch 算子的类似。因此,本文在基于 Kirsch 滤波的鬼成像的基础上,将不同方向的算子改变为不同尺度、不同方向上的 NSCT 进行分解操作。后续利用关联算法重构未知物体各方向上的高频子图,并通过逆 NSCT(INST)重构恢复出多幅高频子图的边缘检测图像。

NSCT 分解有利于更好地保持图像的边缘信息和轮廓结构,但由于尺度越大,相应的运算时间呈指数增长,所以在边缘检测效果较好的前提下,平衡了成像效果和计算复杂度后,本文只对尺度为 1 的情况进行讨论。

## 3 仿真

为了验证所提算法的性能,本文以 MATLAB 为仿真平台分别对基于 Kirsch 滤波和 NSCT 的鬼成像进行了仿真,并将本文的算法结果同文献[14]的 SSGI 算法的边缘检测效果进行了对比。

### 3.1 评价指标

由于恢复出的鬼图像并不是纯粹的二值图,且其中仍含有部分噪声,所以传统的边缘评价指标(如边缘强度等)并不适用于对鬼成像中的边缘检测进行评价。根据所采用的不同的高频重构算法,本文分别采用了边缘信噪比(SNR)和边缘均方差(MSE)指标定量比较本文算法和 SSGI 算法<sup>[14]</sup>的边缘检测结果,对应表达式分别为

$$R_{\text{SN}} = \frac{\text{mean}(I_{\text{edge}}) - \text{mean}(I_{\text{b}})}{\sqrt{\text{var}(I_{\text{b}})}}, \quad (7)$$

$$E_{\text{MS}} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |I(i, j) - K(i, j)|^2, \quad (8)$$

式中: $\text{mean}(\cdot)$ 、 $\text{var}(\cdot)$  分别表示求均值和求方

差;  $I_{edge}$ 、 $I_b$  分别表示所重构出边缘检测图中的边缘区域和背景区域的强度值;  $I$ 、 $K$  分别为鬼成像边缘检测图和原图的边缘图像;  $m$ 、 $n$  为图像大小,  $i$ 、 $j$  为像素点位置。

### 3.2 实验一

第一组实验以“rice”图像模拟成像物体, 图像规格为  $80 \text{ pixel} \times 80 \text{ pixel}$ , 散斑尺寸及大小与之相

同, 不同方法的边缘检测效果如图 3 所示。

由图 3(c)可以明显看到, 在鬼图像基础上直接使用已有的边缘检测算法并不能得到理想的结果, 而 SSGI 和本文算法能够很大程度改善边缘检测的结果, 并且从主观上看, 本文算法要优于 SSGI 算法, 其在不同采样次数下的信噪比指标如图 4 所示。

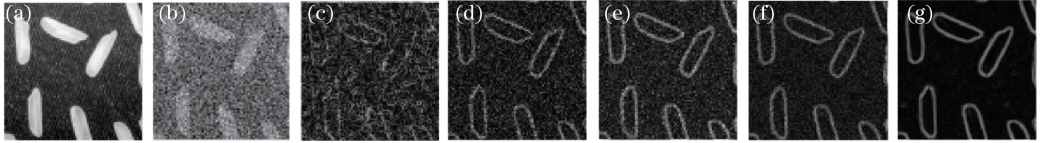


图 3 “rice”的数值模拟边缘检测结果。(a) “rice”原图;(b) 40000 次采样下 CGI 图像;(c) 40000 次采样下 CGI 图像的边缘检测图;(d) 12000 次采样下 SSGI 算法结果;(e) 12000 次采样下 Kirsch\_max 算法结果;(f) 12000 次采样下 Kirsch\_ave 算法结果;(g) 原图边缘检测图

Fig. 3 Results of edge detection of “rice” using numerical simulation. (a) Original image of “rice”; (b) CGI image under 40000 samples; (c) edge detection image of CGI image under 40000 samples; (d) result of SSGI algorithm under 12000 samples; (e) result of Kirsch\_max algorithm under 12000 samples; (f) result of Kirsch\_ave algorithm under 12000 samples; (g) edge detection image of original image

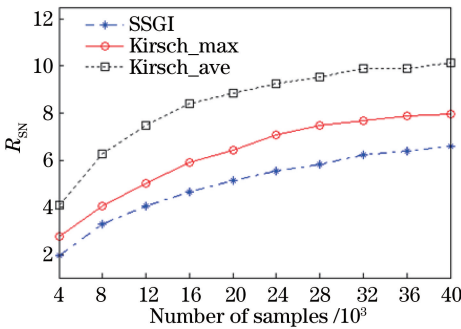


图 4 不同算法下的信噪比

Fig. 4 SNRs of different algorithms

从信噪比来看, 本文算法的鬼成像结果优于 SSGI 算法, 且 Kirsch\_ave 算法的信噪比指标更高, 这是因为加权平均能极大限制由成像方式所带来的

随机噪声, 进而得到较好的边缘图像。但在实际应用中往往还要考虑噪声对算法性能的影响。于是仿真模拟环境噪声: 向桶探测器中分别加入不同强度的高斯噪声, 不同算法在有噪环境下的鬼成像结果如图 5(a)所示, 不同噪声强度下算法信噪比指标如图 5(b)所示。

图 5(a)为 SSGI、Kirsch\_max、Kirsch\_ave 算法的结果。实验中所添加的高斯噪声强度为 0 dB 到 40 dB, 从图 5(b)可直观地看到, 即使在有噪环境下本文算法的信噪比仍然要高于 SSGI 算法, 且 SSGI 信噪比在 20 dB 处已经有了明显的下降趋势, 而本文算法在 0 dB~30 dB 都有着较高的信噪比, 噪声超过 30 dB 后才会出现下落。由此可见, 本文算法有一定的鲁棒性, 且要优于 SSGI 算法。

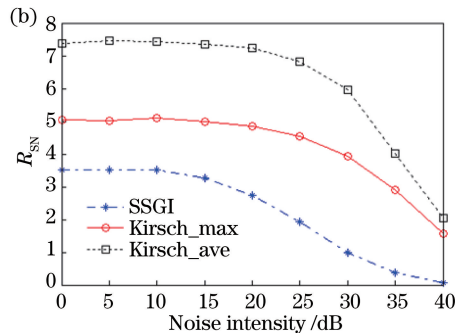
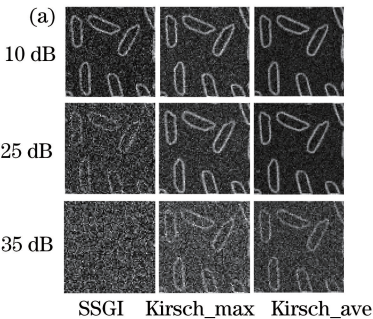


图 5 不同算法抗噪性分析。(a)不同算法结果图;(b)不同算法抗噪性能分析

Fig. 5 Analysis on anti-noise performances of different algorithms. (a) Results of different algorithms; (b) analysis on anti-noise performances of different algorithms

3.3 实验二

第二组实验以“lena”图模拟成像物体,图像规格仍为  $80 \text{ pixel} \times 80 \text{ pixel}$ ,散斑尺寸及大小与之相同,采样次数为 12000 次。不同算法下鬼成像边缘检测效果如图 6 所示。

需要注意的是,该方法的高频重构方法为 INSCT,重构方法的不同会造成成像效果的差异,本文将该方法的恢复图的灰度规划到  $(-0.5, 0.5)$  之间。从图 6 可以看到,鬼图像在频域中的噪声表现为高频,与图像的细节信息混杂在一起,但与普通

图像不同的是,鬼图像中的噪声分布广但并不明显。从梯度上来看,鬼图像所包含噪声的梯度略小于其图像中的边缘等细节信息。根据鬼图像特性,本文通过在高频子图中设置阈值(TH),将绝对值小于阈值的系数归 0,并通过消除孤立高频点的方法来抑制重构过程中引入的噪声,阈值大小直接影响重构的去噪能力。

SSGI 算法和阈值分别为 0,0.17 时的本文算法在不同采样次数下的鬼成像边缘检测结果如图 7 所示。

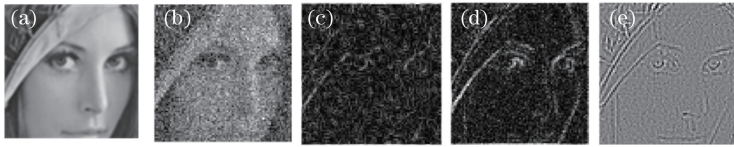


图 6 “lena”的数值模拟边缘检测结果。(a) “lena”原图;(b) 50000 次采样下 CGI 图像;

(c) 50000 次采样下 CGI 图像的边缘检测图;(d) 12000 次采样下 SSGI 算法结果;(e) 12000 次采样下 NSCT 算法结果  
Fig. 6 Results of edge detection of “lena” using numerical simulation. (a) Original image of “lena”; (b) CGI image under 50000 samples; (c) edge detection map of CGI image under 50000 samples; (d) result of SSGI algorithm under 12000 samples; (e) result of NSCT algorithm under 12000 samples

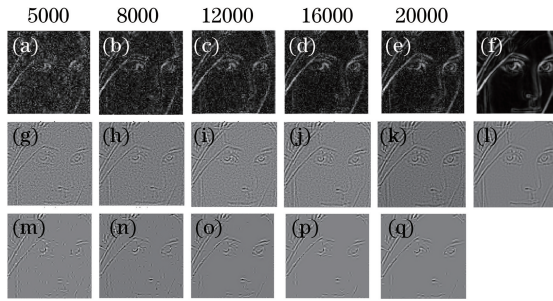


图 7 SSGI 和本文算法边缘检测结果。(a)~(e)SSGI 算法恢复图;(f)Sobel 算子对原图的边缘检测图;(g)~(k)阈值 TH 为 0 时,基于 NSCT 的鬼成像方法的恢复图;(l)NSCT 对原图的边缘检测图;(m)~(q)阈值 TH 为 0.17 时,基于 NSCT 的鬼成像方法的恢复图

Fig. 7 Results of edge detection of SSGI and proposed algorithms. (a)-(e)Recovery images of SSGI algorithm; (f) edge detection image of original image obtained by Sobel operator; (g)-(k) recovery images of NSCT based ghost imaging method when threshold TH is 0; (l) edge detection image of original image obtained by NSCT; (m)-(q) recovery images of NSCT based ghost imaging method when threshold TH is 0.17

图 7(a)~(e)分别为 SSGI 算法在采样次数为 5000、8000、12000、16000、20000 时的恢复图;图 7 (f)为 Sobel 算子对原图进行边缘检测的图像;图 7 (g)~(k)分别为基于 NSCT 的鬼成像方法在采样次数为 5000、8000、12000、16000、20000 时的恢复图(阈值 TH 为 0);图 7 (l)为 NSCT 对原图进行边缘检测的图像;图 7 (m)~(q)分别为基于 NSCT 的鬼成像方法在采样次数为 5000、8000、12000、16000、20000 时的恢复图(阈值 TH 为 0.17)。对 SSGI 及不同阈值算法在不同采样次数下的鬼成像结果的 MSE 进行综合比较,如图 8 所示。

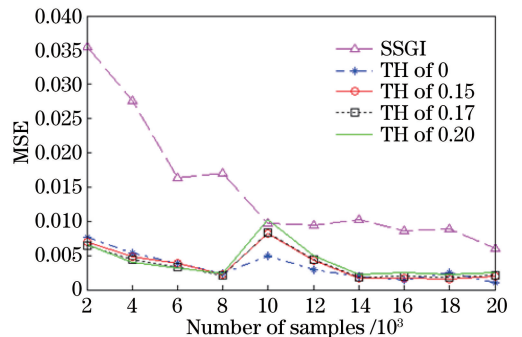


图 8 SSGI 及不同阈值算法对应的均方差

Fig. 8 MSE of SSGI and different threshold algorithms

本文方法在采样次数较小时,如 2000、4000、6000 次,由于恢复图质量较差,设置阈值滤除的噪声超过了丢失的细节信息量,所以设置阈值时的恢复效果较好,且当采样次数一定,TH 从 0 变化到 2 时,相应的 MSE 指标呈降低趋势;采样次数较大时,由于恢复图质量逐步变好,设置阈值滤除噪声的同时丢失的细节信息量超过了噪声本身,当采样次数一定时,MSE 指标与阈值呈正比关系,无阈值时的 MSE 最小。总体看来,该方法 MSE 小于 SSGI 算法。相比于 SSGI 算法,该方法对于图像的细节信息恢复得更好(如“lena”图中帽子上的毛绒)。在较低的采样次数下,本文方法检测出的边缘仍然清晰可辨,并且随着采样次数的增大,本文方法的恢复图像质量趋于稳定,且比 SSGI 算法更早收敛。但由于 NSCT 的分解及 INSCT 的重构太过复杂,桶探测器的误差会引起重构结果的较大失真,所以基于 NSCT 的鬼成像算法的抗噪声性能可能是制约其实用性的一个因素。

## 4 结 论

本文在计算鬼成像的框架下,结合 Kirsch 滤波和 NSCT 提出了一种基于高通滤波的鬼成像边缘检测方法。以“rice”图和“lena”图模拟成像物体,通过仿真,分析了所提方法的边缘检测效果,并与 SSGI 算法进行了对比。结果表明:所提方法能够明显提高鬼成像中的边缘检测效果,边缘信噪比和边缘均方差均有明显优化,有助于目标的定位与识别,进而推动鬼成像在空间遥感等领域的实用化。但是,当将 NSCT 等较为复杂的方法用于鬼成像时,鬼成像的抗噪性能不尽理想,这是本文仍未解决的问题,也是下一步的工作方向。

## 参 考 文 献

- [1] Strelkalov D V, Sergienko A V, Klyshko D N, et al. Observation of two-photon “ghost” interference and diffraction[J]. *Physical Review Letters*, 1995, 74(18): 3600-3603.
- [2] Valencia A, Scarcelli G, D’Angelo M, et al. Two-photon imaging with thermal light [J]. *Physical Review Letters*, 2005, 94(6): 063601.
- [3] Shapiro J H. Computational ghost imaging [J]. *Physical Review A*, 2008, 78(6): 061802.
- [4] Cao F, Zhao S M. Optical encryption scheme with double secret keys based on computational ghost

imaging [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(1): 0111001.

曹非, 赵生妹. 基于计算鬼成像的双密钥光学加密方案[J]. *光学学报*, 2017, 37(1): 0111001.

- [5] Wang K, Li Q, Lin H Z, et al. Ghost imaging with spatial light modulator based on genetic algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(2): 0227002.  
王凯, 黎全, 林惠祖, 等. 基于遗传算法的空间光调制器鬼成像研究[J]. *光学学报*, 2016, 36(2): 0227002.
- [6] Li X F, Zhang S Q, Pan X, et al. Straight road edge detection from high-resolution remote sensing images based on the ridgelet transform with the revised parallel-beam Radon transform [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(19): 5041-5059.
- [7] Liu X F, Yao X R, Li M F, et al. The role of intensity fluctuations in thermal ghost imaging [J]. *Acta Physica Sinica*, 2013, 62(18): 184205.  
刘雪峰, 姚旭日, 李明飞, 等. 强度涨落在热光鬼成像中的作用[J]. *物理学报*, 2013, 62(18): 184205.
- [8] Katz O, Bromberg Y, Silberberg Y. Compressive ghost imaging[J]. *Applied Physics Letters*, 2009, 95(13): 131110.
- [9] Chen Y, Fan X, Cheng Y B, et al. Compressive sensing ghost imaging based on neighbor similarity [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(7): 0711001.  
陈熠, 樊祥, 程玉宝, 等. 基于邻域相似度的压缩感知鬼成像[J]. *光学学报*, 2018, 38(7): 0711001.
- [10] Mahdi Khamoushi S M, Nosrati Y, Tavassoli S H. Sinusoidal ghost imaging [J]. *Optics Letters*, 2015, 40(15): 3452-3455.
- [11] Erkmén B I, Shapiro J H. Signal-to-noise ratio of Gaussian-state ghost imaging [C] // *Conference on Lasers and Electro-Optics/International Quantum Electronics Conference*, May 31-June 5, 2009, Baltimore, Maryland, United States. Washington, D.C.: OSA, 2009: IThK5.
- [12] Ferri F, Magatti D, Lugiato L A, et al. Differential ghost imaging [J]. *Physical Review Letters*, 2010, 104(25): 253603.
- [13] Liu X F, Yao X R, Lan R M, et al. Edge detection based on gradient ghost imaging [J]. *Optics Express*, 2015, 23(26): 33802-33811.
- [14] Mao T Y, Chen Q, He W J, et al. Speckle-shifting ghost imaging [J]. *IEEE Photonics Journal*, 2016, 8(4): 6900810.