

# 基于信号子空间谱域约束的激光主动成像 散斑噪声去除

王灿进<sup>1,2,3</sup> 孙涛<sup>1,2</sup> 王锐<sup>1,2</sup> 王挺峰<sup>1,2</sup> 陈娟<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所光电部, 吉林 长春 130033

<sup>2</sup> 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所激光与物质相互作用国家重点实验室, 吉林 长春 130033

<sup>3</sup> 中国科学院大学, 北京 100049

**摘要** 为有效抑制激光主动成像中的散斑噪声以及减少运算耗时,提出一种基于信号子空间谱域约束的散斑去噪方法。使用同态变换将乘性噪声变为加性噪声,对含噪图像进行奇异值分解并估计信号子空间的维数,根据该维数对含噪图像的协方差矩阵进行特征值分解,利用噪声子空间的特征值估计噪声的方差。根据信号子空间的特征向量计算出滤波估计矩阵,并与含噪图像卷积,做同态逆变换,得到降噪后的图像。为了去除后向散射和背景辐射对实验结果的影响,搭建一套基于距离选通 ICCD 的激光主动照明系统,采集不同散斑强度的主动照明图像进行实验。结果表明该方法拥有比经典的 Lee、Frost 和 Kuan 算法更好的散斑噪声抑制效果,同时运算时间在毫秒量级,满足激光主动成像算法实时性的需求。

**关键词** 图像处理;信号子空间;谱域约束;散斑噪声;距离选通

中图分类号 TN249; TP391 文献标识码 A doi: 10.3788/CJL201340.1109001

## Speckle Noise Suppression for Laser Active Imaging Based on Spectrum-Domain Constraint in Signal Subspace

Wang Canjin<sup>1,2,3</sup> Sun Tao<sup>1,2</sup> Wang Rui<sup>1,2</sup> Wang Tingfeng<sup>1,2</sup> Chen Juan<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Opto-Electronic Department in Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China

<sup>2</sup> State Key Laboratory of Laser Interaction with Matter, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China

<sup>3</sup> University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract** To suppress speckle noise efficiently and achieve less time consuming in laser active imaging, a denoising method based on spectrum-domain constraint in signal subspace is proposed. Homomorphic transform is performed to convert the multiplicative noise to additive noise. The noisy image is decomposed using singular value decomposing to estimate the dimension of signal subspace. Based on the dimension, the covariance matrix of the noisy image is decomposed using eigenvalue decomposing to estimate the covariance of speckle noise with the eigenvector in noise subspace. After that the denoising estimating matrix is computed with the eigenvector in signal subspace and is convolved with the noisy image. Inverse homomorphic transform is carried out and the denoised image is obtained. In order to eliminate the effect of backscatter and background radiation, a laser active imaging system based on range gating ICCD is constructed. The experiment is performed using images with speckle noise in different levels and the results show that compared with classical Lee, Frost and Kuan filters, the proposed method has advanced denoising performance and the computing time is in

收稿日期: 2013-06-04; 收到修改稿日期: 2013-06-24

基金项目: 吉林省重大科技攻关专项(20120615)

作者简介: 王灿进(1987—),男,博士研究生,主要从事激光主动照明下的模式识别方面的研究。

E-mail: wcj@mail.ustc.edu.cn

导师简介: 陈娟(1961—),女,研究员,博士生导师,主要从事光电跟踪与伺服控制技术等方面的研究。

E-mail: chenjuan@mail.ccut.edu.cn(通信联系人)

millisecond level, which meets the requirement of real-time operation for laser active imaging.

**Key words** image processing; signal subspace; spectrum-domain constraint; speckle noise; range gating

**OCIS codes** 100.2000; 100.2980; 100.2960

## 1 引 言

激光主动成像系统克服了被动成像系统易受环境光干扰的缺点,适用于微光、夜视以及远距离暗目标的探测成像<sup>[1]</sup>,在现代战场环境日益复杂的情况下备受重视。但主动成像过程中,相干光经过粗糙目标表面反射或者通过无规则涨落的折射媒介传播,会形成与信号相关的散斑噪声,造成图像质量严重下降。因此研究有效抑制散斑噪声的方法对于提升主动成像系统的性能具有积极意义。

现有激光主动成像散斑噪声滤除的经典方法,包括均值滤波<sup>[2]</sup>、Lee 滤波<sup>[3]</sup>、Frost 滤波<sup>[4]</sup>、Kuan 滤波<sup>[5]</sup>及其改进算法<sup>[6]</sup>,其中 Lee 滤波由于在滤除噪声和保留信号完整性之间能够达到较好的平衡而备受青睐。这类窗口算法虽然在同类区域去除散斑噪声效果较好,却容易导致图像边缘扩展和细节信息丢失。小波域降噪算法中常用的是基于修正小波系数的小波阈值法<sup>[7]</sup>和小波域贝叶斯估计法<sup>[8]</sup>,阈值法缺陷在于阈值的选取较为困难,小波域贝叶斯估计法缺陷在于计算耗时较大。近年来出现了不少针对散斑噪声的新算法,如 Jarabo-Amores 等<sup>[9]</sup>提出的基于“Mean-Shift”算法的去噪方法,Hyenkyun 等<sup>[10]</sup>提出的基于交互技术的降噪方法,李晓峰等<sup>[11]</sup>提出的基于 Stein 无偏风险估计(SURE)获得近似最优小波系数权值的方法等,这些方法或是在散斑噪声的滤除能力或是在算法的实时处理能力上有所提升。

信号子空间方法由 Ephraim 等<sup>[12]</sup>提出,基本思想是将原始信号通过 K-L 变换分解到信号子空间和噪声子空间,通过滤除噪声子空间并保留信号子空间的信号部分,来恢复出较为纯净的信号。信号子空间约束包括时域约束(TDC)估计和谱域约束(SDC)估计。其中谱域约束估计计算量较小,而且能够对单个频谱进行整形,因此值得借鉴。本文在文献<sup>[13]</sup>的基础上,提出一种基于谱域约束的激光主动成像散斑降噪方法。

激光主动成像中由于大气分子和大气悬浮物产生的后向散射以及背景光辐射会缩短成像距离、降低成像质量,给散斑图像的采集和实验结果的对比带来困难。距离选通技术<sup>[14]</sup>是近几年来出现的克服后向散射和背景光辐射的有效方法,因此本文结合增强型 CCD 搭建一套基于距离选通技术的激光

主动照明成像系统,并在此基础上进行滤波算法的研究。实验证明与经典的 Lee、Frost 和 Kuan 滤波比较,该算法具有出色的噪声抑制效果,能够较好的保留图像的边缘信息,同时运算时间控制在毫秒量级,实时性较好。

## 2 散斑噪声分析

被激光照射的目标表面是凹凸不平的,同一个表面相当于多个散射体,在不同位置的回波反射回成像装置的像元面上发生干涉,形成散斑图样。在图像的统一区域或者弱纹理区域,完全发育的散斑噪声数学模型表示为

$$I = I_0 \cdot I_{sn}, \quad (1)$$

$$p(I_{sn}) = \frac{L^L I_{sn}^{L-1}}{\Gamma(L)} \exp(-LI_{sn}), \quad (2)$$

式中  $I$  表示成像系统接收到的信号强度,  $I_0$  表示无噪声信号强度,  $p(\cdot)$  表示概率分布函数,  $\Gamma(\cdot)$  表示 Gamma 分布,散斑噪声  $I_{sn}$  服从均值为 1, 方差为  $1/L$  的伽马分布,其中  $L$  是常数。

由(1)式可知散斑噪声是乘性噪声。为了将信号和噪声分离,使用同态变换将其变为加性噪声

$$\lg I = \lg I_0 + \lg I_{sn}. \quad (3)$$

记(3)式为

$$Y_1 = X_1 + N_1. \quad (4)$$

通过以上步骤将信号与噪声去相关,便可以选用不同的滤波器将噪声滤除。

## 3 信号子空间滤波

### 3.1 信号子空间频域约束理论

信号子空间技术是一种类似于傅里叶变换、小波变换的子空间变换技术。其原理是:带噪信号的空间由信号子空间与噪声子空间构成,噪声能量均匀分布于整个空间中,而信号能量只分布于信号子空间中。将带噪信号分解至信号子空间和噪声子空间,通过消除噪声子空间的分量,就可以恢复出近似纯净的信号。信号子空间技术已广泛用于语音增强领域。

信号子空间约束中,SDC 约束方法因为较小的计算量和很好的频谱整形能力而得到广泛使用。接下来将 SDC 方法推广到二维图像空间。

设无噪图像的估计为

$$\hat{X}_{m \times n} = H_{m \times m} Y_{m \times n}, \quad (5)$$

式中  $\mathbf{H}$  为滤波矩阵,  $\mathbf{Y}$  为含噪图像。若无噪图像为  $\mathbf{X}$ , 则误差信号表示为

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \hat{\mathbf{X}} - \mathbf{X} = (\mathbf{H} - \mathbf{I})\mathbf{X} + \mathbf{H}\mathbf{N} = \boldsymbol{\varepsilon}_x + \boldsymbol{\varepsilon}_n, \quad (6)$$

式中  $\mathbf{I}$  表示单位矩阵,  $\mathbf{N}$  表示噪声矩阵。定义失真信号能量和残余噪声能量分别为

$$\bar{\varepsilon}_x^2 = E(\boldsymbol{\varepsilon}_x \boldsymbol{\varepsilon}_x^T) = \text{tr}[E(\boldsymbol{\varepsilon}_x \boldsymbol{\varepsilon}_x^T)], \quad (7)$$

$$\bar{\varepsilon}_n^2 = E(\boldsymbol{\varepsilon}_n \boldsymbol{\varepsilon}_n^T) = \text{tr}[E(\boldsymbol{\varepsilon}_n \boldsymbol{\varepsilon}_n^T)], \quad (8)$$

式中  $\text{tr}(\cdot)$  表示取对角线上元素。假设残留噪声的第  $k$  个频谱分量为  $\mathbf{u}_k^T \boldsymbol{\varepsilon}_n$ , 其中  $k = 1, 2, \dots, m$ 。设置约束条件为

$$\begin{cases} E(|\mathbf{u}_k^T \boldsymbol{\varepsilon}_n|^2) \leq \alpha_k v_n^2, & k = 1, \dots, r, \\ E(|\mathbf{u}_k^T \boldsymbol{\varepsilon}_n|^2) = 0, & k = r+1, \dots, m, \end{cases} \quad (9)$$

式中  $\mathbf{u}_k^T$  表示噪声的频谱投影矩阵,  $v_n^2$  是噪声的方差,  $r$  是信号子空间的维数。(9)式表示信号子空间的噪声允许保留一定的能量, 而将噪声子空间的噪声完全滤除。对上述约束最小值问题, 可以采用 Kuhn-Tucker 条件得到拉格朗日多项式

$$\begin{aligned} L(\mathbf{H}, \lambda_k) = & \bar{\varepsilon}_x^2 + \sum_{k=1}^r \lambda_k [E(|\mathbf{u}_k^T \boldsymbol{\varepsilon}_n|^2) - \alpha_k v_n^2] = \\ & \text{tr}[(\mathbf{H} - \mathbf{I})\mathbf{R}_X(\mathbf{H} - \mathbf{I})^T] + \\ & v_n^2 \text{tr}(\boldsymbol{\Gamma}_\lambda \mathbf{U}^T \mathbf{H} \mathbf{H}^T \mathbf{U}) - v_n^2 \boldsymbol{\Gamma}_\lambda \boldsymbol{\alpha}, \end{aligned} \quad (10)$$

$$\boldsymbol{\Gamma}_\lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r), \quad (11)$$

$$\boldsymbol{\alpha} = \text{diag}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r), \quad (12)$$

式中  $\boldsymbol{\Gamma}_\lambda$  称为拉格朗日乘因子,  $\boldsymbol{\alpha}$  是待定的系数, 下面将会确定,  $\mathbf{R}_X$  是无噪信号的协方差矩阵,  $\mathbf{U}$  表示将  $\mathbf{R}_X$  进行特征值分解得到的特征向量。根据条件

$$\begin{cases} \nabla_{\mathbf{H}} L(\mathbf{H}, \lambda_k) = 0 \\ \mathbf{R}_X = \mathbf{U} \boldsymbol{\Lambda}_X \mathbf{U}^T \end{cases}, \quad (13)$$

可以计算出滤波矩阵  $\mathbf{H}$  的估计值

$$\mathbf{H}_{\text{SDC}} = \mathbf{U}^{-T} \mathbf{Q} \mathbf{U}^T, \quad (14)$$

$$\mathbf{Q} = \text{diag}(\alpha_1^{1/2}, \alpha_2^{1/2}, \dots, \alpha_r^{1/2}). \quad (15)$$

将  $\mathbf{R}_X$  的特征值分解成信号子空间和噪声子空间两部分

$$\mathbf{R}_X = \mathbf{U} \boldsymbol{\Lambda}_X \mathbf{U}^T = (\mathbf{U}_1 \quad \mathbf{U}_2) \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Lambda}_{X_1} & 0 \\ 0 & \boldsymbol{\Lambda}_{X_2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{U}_1^T \\ \mathbf{U}_2^T \end{pmatrix}, \quad (16)$$

式中  $\mathbf{U}_1$ 、 $\mathbf{U}_2$  分别是  $m \times r$  和  $m \times (n-r)$  的特征值矩阵,  $n-r$  是噪声子空间的维数,  $\boldsymbol{\Lambda}_{X_1}$ 、 $\boldsymbol{\Lambda}_{X_2}$  是特征值对角矩阵,  $\mathbf{U}_1$ 、 $\boldsymbol{\Lambda}_{X_1}$ 、 $\mathbf{U}_1^T$  代表的是矩阵  $\mathbf{R}_X$  在信号子空间的分量,  $\mathbf{U}_2$ 、 $\boldsymbol{\Lambda}_{X_2}$ 、 $\mathbf{U}_2^T$  代表的是  $\mathbf{R}_X$  在噪声子空间的分量。取  $\mathbf{R}_X$  的信号子空间的分量代入(14)式, 可得滤波估计矩阵

$$\mathbf{H}_{\text{SDC}} = \mathbf{U}_1^{-T} \mathbf{Q} \mathbf{U}_1^T. \quad (17)$$

由(17)式可知, 为了得到  $\mathbf{H}_{\text{SDC}}$ , 需要确定以下三个参数: 信号子空间的维数  $r$ 、无噪图像的信号子空间特征值  $\mathbf{U}_1$  以及对角阵  $\mathbf{Q}$ 。

### 3.2 确定信号子空间维数 $r$

估计信号子空间的维数, 可以用奇异值分解实现。信号某维度的奇异值大小代表该维度的重要程度, 奇异值越大, 对应该维度越重要。 $\mathbf{Y}$  的奇异值分解表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{U}_{m \times m} \mathbf{S}_{m \times m} \mathbf{V}_{m \times n}, \quad (18)$$

$$\mathbf{S}_{m \times m} = \text{diag}(s_1, s_2, \dots, s_m), \quad s_1 \geq s_2 \geq \dots \geq s_m, \quad (19)$$

式中  $\mathbf{S}$  是  $\mathbf{Y}$  的奇异值矩阵, 对角线的值采用降序排列。取  $\mathbf{S}$  的前  $r$  个分量, 则  $\mathbf{Y}$  可以近似表示为

$$\mathbf{Y} \approx \mathbf{U}_{m \times r} \mathbf{S}_{r \times r} \mathbf{V}_{r \times n}. \quad (20)$$

这里选取  $r$  的条件为

$$\frac{\sum_{i=1}^r s_i^2}{\sum_{i=1}^m s_i^2} \geq T_{\text{SVD}}, \quad (21)$$

式中  $T_{\text{SVD}}$  为预先定义的阈值, 由于像素值为 0 的像素点经过对数变换会出现无穷小, 使  $\mathbf{Y}$  无法进行奇异值分解, 因此同态变换前先将每个像素亮度增加 10, 待取指数恢复之后再减去 10。

### 3.3 确定无噪图像的信号子空间特征值 $\mathbf{U}_1$

经过同态变换之后乘性噪声变为加性高斯白噪声, 如(4)式所示。根据文献[15], 含噪信号协方差矩阵  $\mathbf{R}_Y$  可以表示为

$$\mathbf{R}_Y = \mathbf{R}_X + \mathbf{R}_N \approx (\mathbf{U}_1 \quad \mathbf{U}_2) \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Lambda}_{X_1} + v_n^2 \mathbf{I}_r & 0 \\ 0 & v_n^2 \mathbf{I}_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{U}_1^T \\ \mathbf{U}_2^T \end{pmatrix}, \quad (22)$$

式中  $\mathbf{R}_N$  为噪声协方差矩阵,  $\mathbf{R}_Y = E(\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T)$  可以直接由含噪图像求得,  $\mathbf{I}_r$  表示  $r \times r$  单位矩阵。于是通过将  $\mathbf{R}_Y$  进行特征值分解就可以估计出无噪图像的信号子空间特征值  $\mathbf{U}_1$  以及噪声的方差  $v_n^2$ 。

### 3.4 估计对角矩阵 $\mathbf{Q}$

信号子空间的谱域估计可视为多个时域估计的叠加, 对角矩阵  $\mathbf{Q}$  上的每一个值对应一个时域估计器。通过调整  $\alpha_k$  的值, 可以对对应谱域的噪声信号进行整形。根据文献[16],  $\alpha_k$  的一种取值方法为

$$\alpha_k = \exp\left(-\frac{\kappa v_n^2}{\Lambda_X^k}\right) = \exp\left(-\frac{\kappa v_n^2}{\Lambda_Y^k - v_n^2}\right), \quad (23)$$

式中  $\kappa$  为平滑系数,  $\Lambda_X$ 、 $\Lambda_Y$  分别为  $X$ 、 $Y$  的特征值对角矩阵。

## 4 基于信号子空间的 SDC 滤波方法

基于信号子空间的散斑去噪方法伪代码为

1)  $I = \text{imread}(\text{"origin\_image.jpg"});$   
 $Y = \lg(I + 10);$  //对增加亮度后的图像进行同态变换,将乘性噪声变为加性噪声

2)  $[u, s, v] = \text{svd}(Y);$

For  $i = 1:m$

If  $\left[ \frac{\sum_{i=1}^r s_i^2}{\sum_{i=1}^m s_i^2} \geq T_{\text{SVD}} \right] r = i; \text{break};$  //对含噪图像  $Y$  进行奇异值分解,估计信号子空间的维数  $r$

3)  $(U, \Lambda_Y) = \text{eig}(R_Y);$

$U_1 = U(:, 1:r);$

$v_n^2 = U(r+1:m, r+1:m);$  //根据(22)式对  $R_Y$

进行特征值分解,得到无噪图像的信号子空间特征值  $U_1$  以及噪声的方差  $v_n^2$

4)  $\alpha_i = \exp\left(-\frac{\kappa v_n^2}{\Lambda_Y^i - v_n^2}\right);$  //根据(23)式计算

对角阵  $Q$

5)  $H_{\text{SDC}} = U_1^{-T} Q U_1^T;$

$\hat{X} = H_{\text{SDC}} Y;$  //根据(17)式计算滤波估计矩阵  $H_{\text{SDC}}$ ,得到无噪图像的估计值  $\hat{X}$

6)  $X = \exp(\hat{X}) - 10;$  //同态逆变换,减去初始增加的亮度值,得到最终的去噪图像。

## 5 实 验

激光主动成像中由于后向散射、背景辐射等原因,成像质量会受到严重影响。因为重点研究散斑噪声的去除,需要尽量避免其他因素的干扰,为此搭建一套基于距离选通技术的激光主动照明系统:光源采用波长 532 nm,发散角 5 mrad 的半导体抽运固体脉冲激光器,脉冲宽度选为 8 ns。成像装置为 Lambert ICCD,与工控机通过 USB 接口通信,带外部 CCD 触发和门触发功能,镜头直径  $D = 110$  mm,

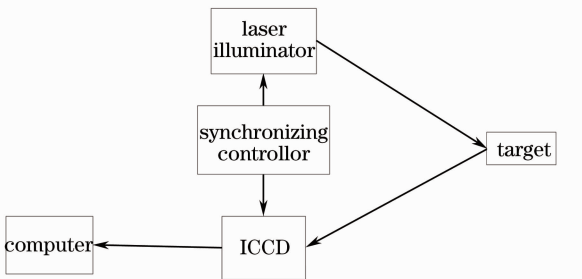


图 1 实验系统框图

Fig. 1 Block diagram of experimental system

焦距  $f = 300$  mm。选用现场可编程门阵列(FPGA)设计同步控制器,实现了激光器和相机之间的选通控制。通过改变 ICCD 的积分时间,得到不同强度的散斑噪声图像,选取目标为 3.5 km 处的高楼。实验系统框图如图 1 所示,实验系统实物图如图 2 所示。



图 2 实验系统实物图

Fig. 2 Image of experimental system

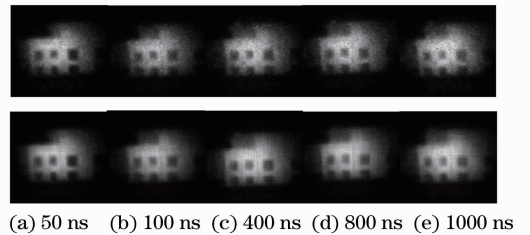
实验中 ICCD 采集到的图像大小为  $1396 \text{ pixel} \times 1024 \text{ pixel}$ ,但被照亮的区域只占其中小部分。截取图像中被照亮的区域,最终得到的实验图像大小为  $150 \text{ pixel} \times 150 \text{ pixel}$ 。实验编程环境为:i7-2600 3.40 GHz CPU、2G 内存、Matlab 7.10 软件平台。

为了评价滤波算法的性能,需要找到合适的评价指标。通常使用的峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)均需要未受散斑噪声污染的图像,在实验中无法得到。为此引入散斑指数(SI)的定义<sup>[17]</sup>

$$I_s = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{\sigma(i,j)}{\mu(i,j)}, \quad (24)$$

式中  $\sigma(i,j)$  表示像素点  $(i,j)$  处的方差,  $\mu(i,j)$  表示像素点  $(i,j)$  处的均值,  $m, n$  代表图像尺寸。 $\sigma(i,j)$  可以代表散斑强度,而  $\mu(i,j)$  则可代表无噪信号的强度,因此 SI 越大,散斑噪声越强,去噪效果越差; SI 越小,散斑噪声越弱,去噪效果越好。

首先查看对于不同积分时间下的散斑图像,所提 SDC 滤波方法的性能。图 3 列出了 SDC 算法对



(a) 50 ns (b) 100 ns (c) 400 ns (d) 800 ns (e) 1000 ns

图 3 不同积分时间的图像 SDC 滤波前后对比

Fig. 3 Comparison of images before and after SDC denoising under different exposure time

不同积分时间下图像的滤波前后对比图。

表 1 为不同积分时间下的散斑指数。首先观察滤波前图像散斑指数的变化规律,随着积分时间的增加,整体上散斑指数增加,当积分时间达到 1200 ns 时散斑指数迅速减小。这是因为激光脉冲在 8 ns 时间内能够全部被相机接收,剩余的曝光时间越长,接收到的杂散光越多,噪声越强;到 1200 ns 迅速减小,一个可能的原因是杂散光太强,局部像素已经达到饱和,散斑在这些饱和区域中被淹没。从滤波前后的 SI 值对比可知,滤波后散斑噪声明显减小,因此可以得出结论:对不同强度的散斑噪声,SDC 算法均能够有效滤除。

表 1 不同积分时间下的散斑指数

Table 1 Speckle indexes under different exposure time

Exposure time /ns	SI of noisy image	SI of denoised image
50	0.3369	0.2281
100	0.3766	0.2716
400	0.3735	0.2439
800	0.4368	0.3481
1200	0.3444	0.2406

为了进一步验证算法的性能,将本文的 SDC 滤波方法与经典的 Lee、Frost、Kuan 进行实验比较, Lee、Frost 和 Kuan 的滤波窗口均选为 5 pixel × 5 pixel。滤波窗口越大,去噪能力越强,但运算时间也越长,取窗口尺寸为 5 pixel × 5 pixel,可以在运算时间和去噪能力之间取得平衡。图 4 列出了 50 ns 积分时间下不同滤波方法的结果对比。

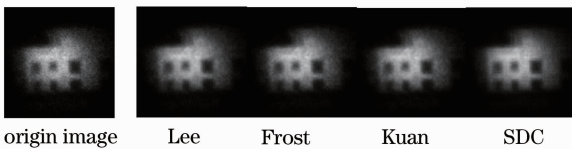


图 4 不同滤波方法对 50 ns 积分时间图像的滤波结果

Fig. 4 Denoised image using different methods

with exposure time of 50 ns

从图 4 可以直观地看出,使用 Lee、Frost 和 Kuan 算法滤波后的图像均残余较多的噪声,而 SDC 滤波后的图像最清晰,滤波效果最好。仔细观察被照亮区域的左侧边缘,因为光强较弱的缘故,这一片区域边缘较为模糊, Lee、Frost 和 Kuan 对其均有一定程度的展宽现象。这是容易理解的,因为这三种算法都有邻域像素求平均的操作,会导致边缘展宽。这种现象在目标轮廓较细的时候将更为明显。而 SDC 滤波后的边缘展宽不显著,这是因为 SDC 滤波对整幅图像同时运算,不存在邻域平均的

现象。因此可以得出结论:SDC 滤波算法不仅具有比经典 Lee、Frost 和 Kuan 更好的散斑抑制能力,同时也具有很好的边缘和细节信息保留能力。

图 5 展示了不同滤波算法的 SI 曲线,可以直观看出:四种算法中,SDC 滤波后的 SI 值最小,滤波效果最好, Kuan 算法的滤波效果最差。

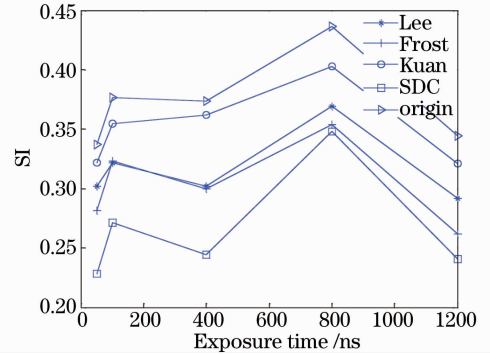


图 5 不同滤波算法的 SI 曲线

Fig. 5 SI curves of different denoising methods

为了评价算法的时间性能,截取不同大小的主动照明图像进行实验。从图 6 统计的不同算法的运算时间可见:在四种算法中,SDC 算法耗时最小,而且几乎不随图像尺寸变大而变大,其余三条曲线随图像尺寸近似指数或线性增长。这是因为 SDC 算法对整个图像矩阵同时进行计算,而其余三种算法均需要滑动滤波窗口遍历整个图像区域。 Lee、Frost 和 Kuan 增加的计算量主要是由于滤波窗口滑动次数增加,而本文的 SDC 算法增加的计算量主要在特征值和奇异值分解部分。随着图像尺寸变大,SDC 算法的时间优势也越来越显著。实验证明:SDC 算法相对于其余三种算法,运算速度更快,满足激光主动成像处理算法对于实时性的要求。

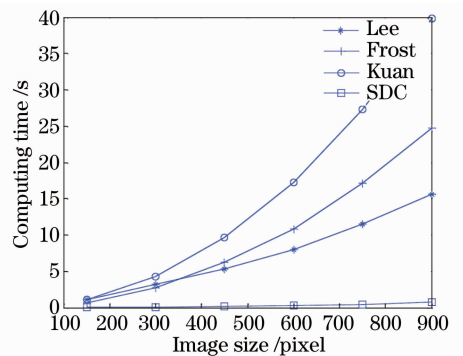


图 6 不同算法的运算时间曲线

Fig. 6 Running-time curves of different denoising methods

## 6 结 论

受语音增强领域的子空间分解方法的启发,在分析散斑噪声数学模型的基础上,提出一种基于信号子空间的激光主动成像去噪方法。将含噪图像分解为信号子空间和噪声子空间,通过在谱域上去除噪声子空间分量并尽量保留信号子空间的能量,以取得良好的去噪效果。为了削弱后向散射的影响,搭建了一套基于距离选通技术的激光主动照明系统并进行滤波算法实验,结果证明所提的 SDC 方法具有比经典的 Lee、Frost 和 Kuan 算法更好的去噪性能和边缘保持能力,同时实时性也较为出色,适用于激光主动成像识别系统等对算法实时性要求较高的场合。

## 参 考 文 献

- 1 Li Xiaofeng, Xu Jun, Luo Jijun, *et al.*. Sequential detection of targets in laser active imaging system[J]. Chinese J Lasers, 2011, 38(9): 0908007.  
李晓峰,徐军,罗积军,等. 基于序贯检验的激光主动成像目标探测方法[J]. 中国激光, 2011, 38(9): 0908007.
- 2 Loupas T, McDicken W N, Allan P L. An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasonic images [J]. IEEE Trans Circuits and Systems, 1989, 36(1): 129–135.
- 3 Lee J S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics[J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 1980, PAMI-2(2): 165–168.
- 4 Frost V S, Stiles J A, Shanmugan K S, *et al.*. A mode for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise[J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine, 1982, PAMI-4(2): 157–165.
- 5 Kuan D, Sawchuk A, Strand T, *et al.*. Adaptive restoration of images with speckle[J]. IEEE Trans Acoust, Speech, Signal Process, 1987, 35(3): 373–383.
- 6 Lu Y H, Tan S Y, Yeo T S, *et al.*. Adaptive filtering algorithms for SAR speckle reduction[C]. Lincoln: Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1996, 1: 67–69.
- 7 Donoho D L. Denoising by soft-thresholding [J]. IEEE Trans Inform Theory, 1995, 41(3): 613–627.
- 8 Abarmovich F, Sapatinas T, Silverman B. Wavelet thresholding via a Bayesian approach [J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1998, 60(4): 725–749.
- 9 Jarabo-Amores P, Rosa-Zurera M, Mata-Moya D, *et al.*. “Mean-Shift” filtering to reduce speckle noise in SAR images[C]. Singapore: Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2009. 1188–1193.
- 10 Hyenkyun W, Yun S. Alternating minimization algorithm for speckle reduction with a shifting technique [J]. Image Processing, 2012, 21(4): 701–714.
- 11 Li Xiaofeng, Xu Jun, Luo Jijun, *et al.*. Noise analyzing and denoising of intensity image for laser active imaging system[J]. Infrared and Laser Engineering, 2011, 40(2): 332–337.  
李晓峰,徐军,罗积军,等. 激光主动成像图像噪声分析与抑制[J]. 红外与激光工程, 2011, 40(2): 332–337.
- 12 Ephraim Y, Trees H L V. A signal subspace approach for speech enhancement[J]. IEEE Trans Speech Audio Process, 1995, 3(4): 251–266.
- 13 Gu J, Yang J, Zhang H, *et al.*. Speckle filtering in polarimetric SAR data based on the subspace decomposition[J]. Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(8): 1635–1641.
- 14 Xu Xiaojun, Lu Qisheng, Shu Bohong, *et al.*. Back-scattering model and experiment of laser illuminating[J]. Infrared and Laser Engineering, 2001, 30(1): 60–65.  
许小军,陆启生,舒柏宏,等. 激光照明的大气后向散射理论模拟和试验研究[J]. 红外与激光工程, 2001, 30(1): 60–65.
- 15 Hansen P S K. Signal Subspace Methods for Speech Enhancement[D]. Denmark: Technical University of Denmark, 1997.
- 16 Kamel N, Sayeed S, Ellis G. Glove-based approach to online signature verification [J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 2008, 30(6): 1109–1113.
- 17 Li Ziqin, Wang Qi, Li Qi, *et al.*. Multiplication model of speckle image and speckle suppression in imaging lidar [J]. Chinese J Lasers, 2003, 30(8): 717–720.  
李自勤,王 骐,李 琦,等. 激光成像雷达系统中散斑像的乘法模型及其滤除[J]. 中国激光, 2003, 30(8): 717–720.

栏目编辑:何卓铭