

# 双树复小波和各向异性扩散再现像散斑噪声抑制

吴一全<sup>1,2</sup> 叶志龙<sup>1</sup> 万红<sup>1</sup>

(<sup>1</sup>南京航空航天大学电子信息工程学院, 江苏 南京 210016; <sup>2</sup>瞬态光学与光子技术国家重点实验室, 陕西 西安 710068)

**摘要** 为了有效抑制数字全息再现像的散斑噪声, 进一步改善再现像的像质, 提出了一种基于双树复小波变换 (DT-CWT) 和各向异性扩散的数字全息再现像散斑噪声抑制方法。将再现像进行双树复小波分解, 对低频分量和 6 个方向的高频分量分别采用改进的 P\_Laplace 扩散和拉普拉斯金字塔非线性扩散 (LPND), 通过双树复小波逆变换 (IDT-CWT) 重构再现像。给出了实验结果, 并与小波阈值收缩和全变差 (TV) 扩散方法、拉普拉斯金字塔非线性扩散的方法、Contourlet 结合 TV 扩散和自适应对比度扩散的方法进行了主观视觉比较, 同时依据峰值信噪比 (PSNR)、相关系数 (COR) 及运行时间等进行了客观定量评价。结果表明, 本方法对散斑噪声抑制能力更强, 并能更好地保留再现像的细节纹理特征。

**关键词** 全息; 散斑噪声抑制; 再现像; 双树复小波; P\_Laplace 扩散; 拉普拉斯金字塔非线性扩散

**中图分类号** O438.1; TN911.73 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201340.0409002

## Speckle Noise Suppression of Reconstructed Image Based on Dual-Tree Complex Wavelet and Anisotropic Diffusion

Wu Yiquan<sup>1,2</sup> Ye Zhilong<sup>1</sup> Wan Hong<sup>1</sup>

<sup>1</sup> College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 210016, China  
<sup>2</sup> State Key Laboratory of Transient Optics and Photonics, Xi'an, Shaanxi 710068, China

**Abstract** In order to suppress the speckle noise of reconstructed image in digital holography effectively and to further improve the quality of reconstructed image, a speckle noise suppression method of reconstructed image in digital holography based on dual-tree complex wavelet transform (DT-CWT) and anisotropic diffusion is proposed. The reconstructed image is decomposed through DT-CWT. Then, the low-frequency components and the high-frequency components in six directions are processed through P\_Laplace diffusion and Laplacian pyramid-based nonlinear diffusion (LPND), respectively. The new reconstructed image is synthesized through inverse dual-tree complex wavelet transform (IDT-CWT). The experimental results are given, and a subjective visual comparison is made with the method of wavelet threshold shrinkage and total variation (TV) diffusion, the method of LPND, and the method combining contourlet transform with TV and adaptive contrast diffusion. While the results are evaluated quantitatively according to peak signal to noise ratio (PSNR), correlation coefficient (COR) and running time. Experimental results show that the proposed method has a better performance in speckle noise suppression and preserves the detail and textural features of original reconstructed image more efficiently.

**Key words** holography; speckle noise suppression; reconstructed image; dual-tree complex wavelet; P\_Laplace diffusion; Laplacian pyramid-based nonlinear diffusion

**OCIS codes** 090.1995; 110.4280; 110.6150; 100.7410

## 1 引 言

在数字全息术的应用中, 再现像的像质是关键问题之一。由于激光在物体粗糙表面发生的散射现

象以及随机因素的影响, 数字全息图很容易受到激光散斑影响, 散斑噪声会严重污染再现像, 使其真实像的细节纹理难以分辨清楚, 降低了测量和识别的

**收稿日期**: 2012-11-15; **收到修改稿日期**: 2012-12-27

**基金项目**: 国家自然科学基金(60872065)、瞬态光学与光子技术国家重点实验室开放基金(SKLST201007)和江苏高校优势学科建设工程资助课题。

**作者简介**: 吴一全(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事数字全息和图像处理等方面的研究。

E-mail: nuaaimage@yahoo.com.cn

准确度,制约了数字全息术在三维物体识别<sup>[1]</sup>、显微成像<sup>[2]</sup>、形变测量<sup>[3]</sup>、生物医学<sup>[4]</sup>等领域的应用。因此,研究如何抑制数字全息再现像散斑噪声,同时保持真实像的细节纹理信息具有重要的意义。

目前,针对数字全息再现像的散斑噪声抑制问题,主要有两类方法:一类利用低度或部分相干光取代激光光源,在一定程度上抑制了激光散斑噪声,文献<sup>[5]</sup>提出用高亮度部分相干光源替代激光光源,取得了较好的散斑抑制效果,但这种方法对光源要求极高,否则不但不能抑制散斑噪声,还会降低再现像的质量。文献<sup>[6]</sup>给出了抑制相干噪声的环形光源技术,有效抑制了噪声。另一类则采用数字图像处理技术消除和抑制数字全息再现像的散斑噪声。这方面国内外学者已经做了许多工作,提出了滤波<sup>[7]</sup>、多尺度变换<sup>[8~10]</sup>等方法。滤波方法虽然能够有效抑制大部分散斑噪声,但同时也模糊了再现像,丢失了数字全息术后需要测量的部分细节信息。将小波等多尺度变换方法引入数字全息<sup>[8,9]</sup>,可直接消除零级衍射像,相比滤波方法,噪声抑制性能有了很大的提升,再现像的像质得以改善。但是小波变换不具备平移不变性,且缺乏更多的方向选择,仅仅限于水平、垂直和对角线 3 个方向,在一定程度上损失了物像的有效信息。在小波基础上发展而来的双树复小波变换(DT-CWT)则具有平移不变和完全重构特性,在方向性上有了更丰富的表达,双树复小波一次分解即可提取 6 个方向上的高频分量,弥补了小波变换的不足。因此,若将双树复小波应用于散斑噪声抑制,可望明显改善再现像的像质。另一方面,各向异性扩散<sup>[11,12]</sup>因具有较强的局部化能力和方向适应性而在噪声抑制领域受到广泛关注。文献<sup>[13]</sup>提出了拉普拉斯金字塔非线性扩散(LPND)的噪声抑制方法,其缺点是极易丢失图像的细小边缘和纹理信息,不利于需要保留细节信息的再现像的情况。因此,可考虑将多尺度变换法与各向异性扩散结合起来运用于图像去噪。文献<sup>[14]</sup>提出了小波阈值收缩结合全变差扩散(WSTV)的去噪方法,但只对低频分量进行扩散处理,高频分量仍采用阈值去噪,丢失了图像的高频细节信息。文献<sup>[15]</sup>提出了 Contourlet 结合 TV 扩散和自适应对比度扩散(CPMTV)的去噪方法,虽然低频和高频分量均采用了各向异性扩散模型,但是低频分量采用的 TV 扩散在图像细节丰富区域和平滑区域的扩散程度相同,易出现阶梯效应<sup>[16]</sup>,影响视觉效果。高频分量采用的 Perona-Malik(PM)扩散<sup>[17]</sup>,没有根据不同

尺度下各个高频方向噪声的特点自适应地扩散。

本文提出了一种基于双树复小波和各向异性扩散的数字全息再现像散斑噪声抑制方法,并与 WSTV 方法<sup>[12]</sup>、LPND 方法<sup>[11]</sup>、CPMTV 方法<sup>[13]</sup>作了比较,分别依据主观视觉和峰值信噪比(PSNR)、均方误差(MSE)、运行时间等客观定量指标,对上述方法进行了评价。

## 2 基于双树复小波和各向异性扩散的再现像散斑噪声抑制

### 2.1 再现像散斑噪声模型

由于光学粗糙表面分布着大量的不规则面元,经激光照射后会形成激光散斑效应。数字全息图再现后会受到散斑噪声的污染。再现像的散斑噪声是一种乘性噪声,若直接对其进行处理,不仅不能较好地抑制噪声,反而容易损失再现像的有效信息,因此首先采用对数变换将其变为加性噪声,即

$$U_0(x, y) = U(x, y) \cdot N(x, y), \quad (1)$$

式中  $U(x, y)$  为原始再现像,  $N(x, y)$  为散斑噪声,  $U_0(x, y)$  为受到散斑噪声污染的再现像。对受散斑噪声污染的再现像进行对数变换,得

$$u_0(x, y) = u(x, y) + n(x, y), \quad (2)$$

式中  $u_0(x, y)$ 、 $u(x, y)$  和  $n(x, y)$  分别为  $U_0(x, y)$ 、 $U(x, y)$  和  $N(x, y)$  的对数变换值。其中  $n(x, y)$  的分布近似于高斯白噪声。

### 2.2 双树复小波变换

双树复小波变换<sup>[18,19]</sup>是在小波变换基础上的一种改进。小波变换缺乏平移不变性和方向选择性,难以找到滤波器完全重构图像,因而在使用小波变换对图像进行处理时,在一定程度上会丢失图像的一部分信息。复小波可表示为

$$\psi(t) = \psi_r(t) + j\psi_i(t), \quad (3)$$

式中  $\psi_r(t)$  和  $\psi_i(t)$  分别为双树复小波变换的实部和虚部,这样双树复小波就可以表示成二叉树的形式。图 1 为双树复小波的分解示意图,树 A 和树 B 两个平行的分解树表示两个独立的实小波变换,对应双树复小波的实部和虚部。 $h_0(n)$  和  $h_1(n)$ 、 $g_0(n)$  和  $g_1(n)$  分别代表树 A 和树 B 的低通和高通滤波器。树 A 和树 B 的小波变换构成了一个 Hilbert 变换,因此双树复小波变换具有频谱单边性,并且在二抽样条件下有方向选择性和近似的平移不变性。利用双树复小波变换对受散斑噪声污染的再现像进行分解,能够充分表达图像的边缘细节和纹理信息,有效

地分离噪声,便于下一步的处理。

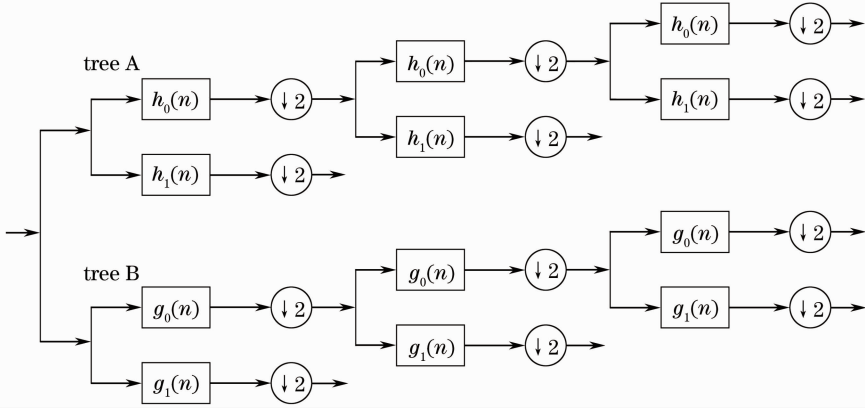


图1 双树复小波的分解

Fig. 1 Decomposition of dual-tree complex wavelet

### 2.3 改进的 P\_Laplace 模型

再现像中散斑噪声引起的图像梯度变化较小,而细节和边缘引起的图像梯度变化相对较大。各向异性扩散正是基于这种差异,通过迭代算法,利用邻域加权平均抑制噪声引起的小梯度变化,同时保留细节和边缘引起的大梯度变化。

经双树复小波分解后再现像的低频分量含有少量的噪声,若不做处理或采用阈值去噪,会降低再现像的质量,甚至产生阶梯效应。改进的 P\_Laplace<sup>[20,21]</sup> 扩散模型能够根据噪声的分布自适应调整扩散因子,有效提高图像质量。用于图像去噪的改进 P\_Laplace 扩散模型为

$$J[\mathbf{u}] = \frac{1}{p} \int_{\Omega} |\nabla \mathbf{u}|^p dx dy - \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} (\mathbf{u} - \mathbf{u}_0)^2 dx dy, \quad (4)$$

$$1 < p < 2,$$

式中  $J[\mathbf{u}]$  表示  $\mathbf{u}$  的能量函数,  $\Omega$  为图像覆盖区域,  $\nabla$  为梯度算子,  $\lambda$  为 Lagrange 常数,表示控制噪声对图像的影响程度,  $p$  为扩散因子,表示控制扩散的程度。

在正交坐标系  $\varepsilon\eta$  中,  $\eta$  方向为平行于图像中当前像素点处的梯度方向,  $\varepsilon$  方向与  $\eta$  方向垂直。

$$\varepsilon = \frac{(-u_y, u_x)}{|\nabla \mathbf{u}|} = \frac{\nabla^\perp \mathbf{u}}{|\nabla \mathbf{u}|},$$

$$\eta = \frac{(u_x, u_y)}{|\nabla \mathbf{u}|} = \frac{\nabla \mathbf{u}}{|\nabla \mathbf{u}|}. \quad (5)$$

坐标系  $\varepsilon\eta$  上的 P\_Laplace 扩散方程为

$$\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} = |\nabla \mathbf{u}|^{p-2} \mathbf{u}_{\varepsilon\varepsilon} + (p-1) |\nabla \mathbf{u}|^{p-2} \mathbf{u}_{\eta\eta}, \quad (6)$$

式中  $\mathbf{u}_{\varepsilon\varepsilon} = \frac{\partial^2 \mathbf{u}}{\partial \varepsilon^2}$  和  $\mathbf{u}_{\eta\eta} = \frac{\partial^2 \mathbf{u}}{\partial \eta^2}$  分别表示  $\varepsilon$  方向和  $\eta$  方向的二阶导数,扩散因子  $p$  由梯度  $|\nabla \mathbf{u}|$  和曲率  $k$  同时决定:

$$p = 1 + \frac{k}{k + |\nabla \mathbf{u}|}, \quad (7)$$

$$k = \nabla \cdot \frac{\nabla \mathbf{u}}{|\nabla \mathbf{u}|}. \quad (8)$$

由(6)式和(7)式可知,当  $p \rightarrow 1$  时, P\_Laplace 扩散就转化成 TV 扩散<sup>[22,23]</sup>,去除噪声引起的梯度变化,同时可以较好地保留图像的细节信息;当  $p \rightarrow 2$  时, P\_Laplace 扩散就等效成各向同性扩散,平滑噪声,可以有效地消除阶梯效应。因此,扩散因子  $p$  可根据图像自身特点自适应地变化。在图像细节丰富的区域,  $|\nabla \mathbf{u}|$  的值较大,  $p$  的值较小,对图像进行各向异性扩散处理,保留细节信息;而在图像较为平滑的区域,  $|\nabla \mathbf{u}|$  的值较小,  $p$  的值较大,接近 2,采用各向同性扩散平滑图像。

### 2.4 LPND 模型

再现像经双树复小波分解得到的高频分量中包含大量的噪声和再现像的细节,因此无需考虑在图像平坦区域扩散而产生的阶梯效应,只需要采用各向异性扩散消除噪声引起的小梯度变化即可。

基于 LPND 的斑点噪声抑制模型是对 PM 模型的改进<sup>[13]</sup>。首先将数字全息再现像进行拉普拉斯多分辨率分解,高频分量的噪声大多数存在于金字塔的底层,随着分解层数的增加,噪声含量逐渐降低。对每层进行各向异性扩散处理,在滤除噪声的同时,保留图像的细节信息。LPND 模型可表示为

$$\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} = \text{div}[c(\|\nabla G(\sigma) * \mathbf{u}\|) \cdot \nabla \mathbf{u}], \quad (9)$$

式中  $\text{div}$  为散度算子,  $*$  表示卷积,  $\|\cdot\|$  表示取幅度,  $G(\sigma)$  为标准差为  $\sigma$  的高斯滤波器,  $c(\|\nabla G(\sigma) \mathbf{u}\|)$  为 LPND 对应的扩散方程。

$$c(\|\nabla \mathbf{u}\|) = \exp\left(-\frac{\|\nabla \mathbf{u}\|^2}{2t_d^2}\right), \quad (10)$$

式中  $t_d$  为扩散门限。考虑到图像不同尺度上的噪声强度不同,根据分解层数按下列方式选取扩散门限  $t_d$  的值:

$$t_d(l) = \frac{1}{0.675} \cdot f_{\text{MAD}}(\|\nabla \mathbf{u}(l)\|) \sqrt{2\lg\left(\frac{l+1}{l}\right)}, \quad (11)$$

式中  $f_{\text{MAD}}$  为绝对偏差中值算子(MAD)<sup>[24]</sup>:

$$f_{\text{MAD}}(\|\nabla \mathbf{u}(l)\|) = f_{\text{med}}[\|\nabla \mathbf{u}(l) - f_{\text{med}}(\|\nabla \mathbf{u}(l)\|)\|], \quad (12)$$

式中  $f_{\text{med}}$  为取中值函数,由(11)式可知,每一层的扩散门限是不同的,可见 LPND 模型有较好的自适应性,且扩散模型中加入的高斯滤波器对于散斑噪声有很好的抑制效果。

### 2.5 再现像散斑噪声抑制算法步骤

基于以上分析,提出了双树复小波变换结合改进的 P\_Laplace 扩散和 LPND 模型的再现像散斑噪声抑制方法,如图 2 所示,具体步骤如下:

- 1) 对被散斑噪声污染的再现像进行对数变换,将乘性散斑噪声转换为加性噪声,便于后期处理。
- 2) 将经对数变换后的再现像运用双树复小波变换进行分解。分解的层数为 2,得到两个低频分

量和两组高频分量,每组高频分量有 6 个方向,分别指向  $\pm 15^\circ, \pm 45^\circ$  和  $\pm 75^\circ$ 。其中,低频分量包含了再现像的主要信息,并含有较少的噪声;高频分量主要包含再现像的细节信息和大部分的噪声,且噪声集中分布在第一层的高频分量中。由于噪声在低频和高频分量中的不同分布特点,分别采用改进的 P\_Laplace 和 LPND 模型进行处理。

3) 低频分量采用改进的 P\_Laplace 扩散模型处理。在噪声污染严重的区域,即  $p$  的值较小,对该区域进行各向异性扩散处理,保留细节纹理信息;在较为平滑的区域,即  $p$  的值接近于 2,采用各向同性扩散平滑图像,消除阶梯效应,改善图像的视觉效果。

4) 高频分量采用 LPND 模型处理。扩散模型采用(9)式,扩散方程为(10)式,  $t_d$  的取值根据(11)式确定。两组 6 个方向的高频分量采用不同的扩散门限,即  $l=1, 2$  时的  $t_d$  值( $t_1, t_2$ )为第一层和第二层的扩散门限,通过(9)式的扩散模型对每一层高频分量分别进行处理,去除每个方向高频分量中的噪声。

5) 合成处理过的低频和高频分量,通过双树复小波逆变换(IDT-CWT)得到散斑噪声抑制后的再现像。

6) 利用指数变换,得到散斑噪声抑制后的再现像。

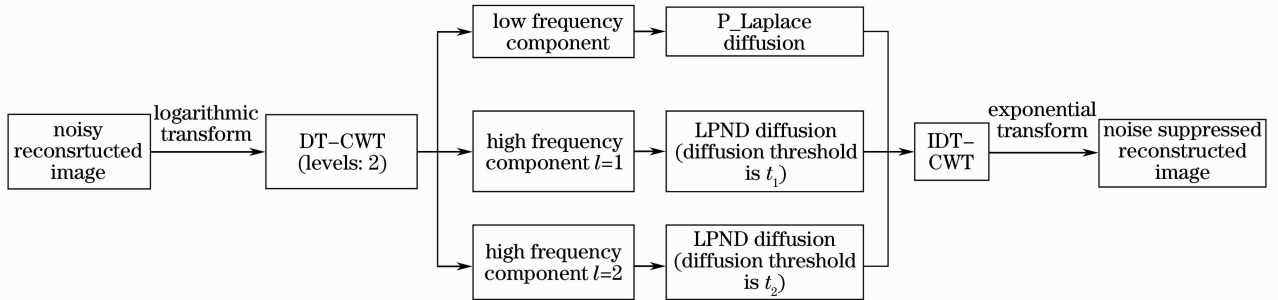


图 2 再现像散斑噪声抑制算法流程图

Fig. 2 Flowchart of speckle noise suppression algorithm of reconstructed image

### 3 实验结果与分析

针对被散斑噪声污染的数字全息再现像,利用提出的双树复小波结合改进 P\_Laplace 扩散和 LPND 模型的噪声抑制方法进行了大量去噪实验,并与近年提出的 WSTV 方法、LPND 方法及 CPMTV 方法进行了去噪性能比较。为了定量评判上述方法的去噪效果,采用图像 PSNR、COR 和运行时间作为客观评价指标。实验参数设置如下:WSTV 方法采用 Haar 小波进行单层分解,高频分量采用自适应阈值收缩,低频分量 TV 扩散的时间步长为 0.2;LPND 方法采用单层拉普拉斯金字塔分解,高频分量采用(7)式的扩散模型;CPMTV 方法采用单层 Contourlet 分解,拉

普拉斯塔式滤波器选用‘9-7’,方向滤波器组采用‘pkva’,方向子带数为 16,高频分量采用 PM 扩散,低频分量采用 TV 扩散。实验环境为 Intel(R) Core (TM)2,主频为 1.8 GHz,内存为 3 GB,处理程序为 Matlab R2009a。

现以图 3 所示的骰子数字全息再现像为例加以说明。图 3(a)为消除零级像后的骰子再现像,图 3(b)为图 3(a)中骰子放大后的图像,可以看出,再现像明显受到散斑噪声的污染,骰子的点数模糊不清,其中噪声的均值为 0,方差为 0.1。图 3(c)~(f)分别为应用 WSTV、LPND、CPMTV 方法及本文提出的方法去噪后的再现像。

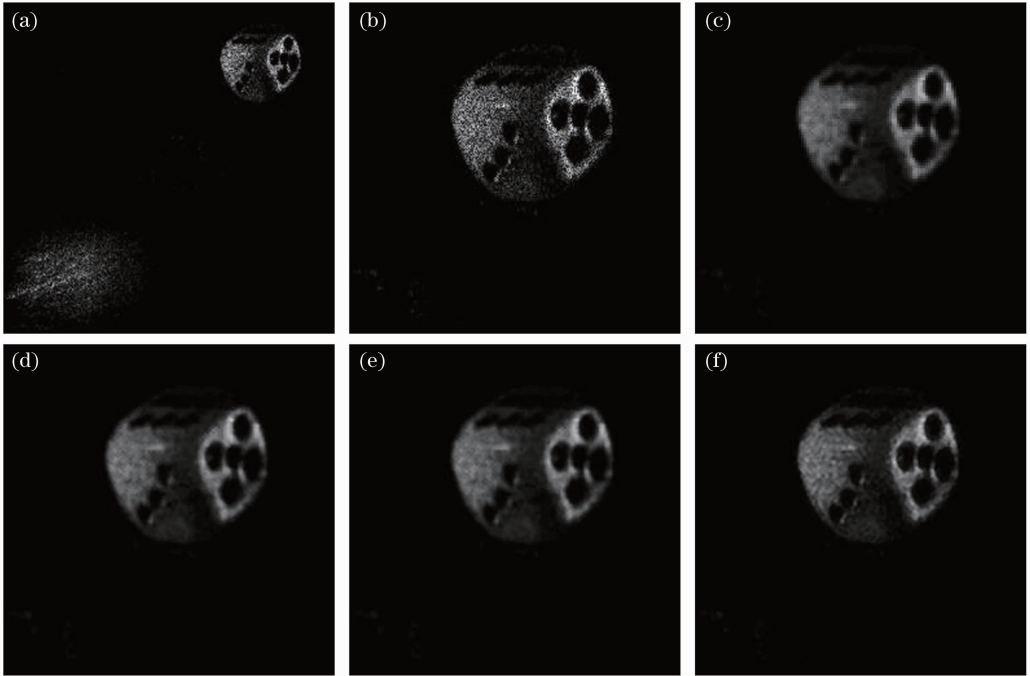


图3 再现像1的散斑噪声抑制。(a)含有散斑噪声的再现像;(b)放大后的再现像;(c) WSTV去噪结果;(d) LPND去噪结果;(e) CPMTV去噪结果;(f)本文方法去噪结果

Fig. 3 Speckle noise suppression of reconstructed image 1. (a) Reconstructed image with speckle noise; (b) magnified reconstructed image; (c) result by WSTV; (d) result by LPND; (e) result by CPMTV; (f) result by the proposed method

首先从主观视觉来看,本文方法去噪后再现像的视觉效果要优于其他三种方法,噪声明显得到抑制,图像细节较其他三种方法也更加清晰。由于WSTV方法的高频分量采用阈值收缩,图3(c)相对平滑,骰子的点数较为模糊;LPND方法的高频分量因采用了扩散处理,故图3(d)的去噪效果明显好于图3(b);再现像经过Contourlet分解后,CPMTV方法的低频和高频分量均采用了扩散模型进行去噪处理,与图3(c)相比,图3(e)的视觉效果得到明显改善,略优于图3(d);本文方法对高频和低频分量

分别进行具有自适应特性的LPND扩散和改进的P\_Laplace扩散,去噪后的再现像相比图3(e)消除了阶梯效应,视觉效果最佳。

表1为图3(b)在不同噪声强度下上述四种去噪方法的性能比较,依据再现像的PSNR、相关系数(COR)及算法运行时间等客观定量指标进行了评价。其中PSNR的值 $R_{\text{PSNR}}$ 越高,COR的值 $R_{\text{COR}}$ 越接近于1,说明方法的噪声抑制效果越好。

$$R_{\text{PSNR}} = 10 \lg \frac{(255)^2}{\|u - u^*\|^2 / (M_1 \times M_2)}, \quad (13)$$

$$R_{\text{COR}} = \frac{\sum_{i=1}^{M_1} \sum_{j=1}^{M_2} [u^*(i, j) - \bar{u}^*(i, j)][u(i, j) - \bar{u}(i, j)]}{\sqrt{\sum_{i=1}^{M_1} \sum_{j=1}^{M_2} [u^*(i, j) - \bar{u}^*(i, j)]^2 \sum_{i=1}^{M_1} \sum_{j=1}^{M_2} [u(i, j) - \bar{u}(i, j)]^2}}, \quad (14)$$

式中 $R_{\text{COR}}$ 表征噪声抑制后的再现像与原始再现像的相似程度, $u^*$ 为散斑噪声抑制后的再现像, $u$ 和 $\bar{u}^*$ 分别表示原始再现像均值图像和受散斑噪声污染的再现像均值图像, $M_1$ 和 $M_2$ 为图像的尺寸。

由表1可知,本文提出的方法在噪声方差 $\sigma^2 = 0.15$ 时,PSNR值比其他三种方法分别提高了2.38 dB、1.80 dB和1.77 dB;在 $\sigma^2 = 0.10$ 时,

PSNR值较其他三种方法更是平均有近2.80 dB的增长,且COR的值也是四种方法中最接近于1的。由于本文方法所采用的扩散模型中的参数需要根据图像不同频率的噪声状况进行自适应调整,因此,运行时间多于其他三种方法,但在实际运用中可通过高低频并行处理提高运行速度。

图4和图5分别为另外两幅数字全息再现像在

散斑噪声方差  $\sigma^2=0.1$  情况下的去噪效果图。由图 4 和图 5 可知,本文方法对不同数字全息再现像的散斑噪声抑制都行之有效,与其他三种方法相比,有

更好的视觉效果,在更为有效地抑制散斑噪声的同时,更好地保留了图像的细节特征,为再现像的后续处理奠定了基础。

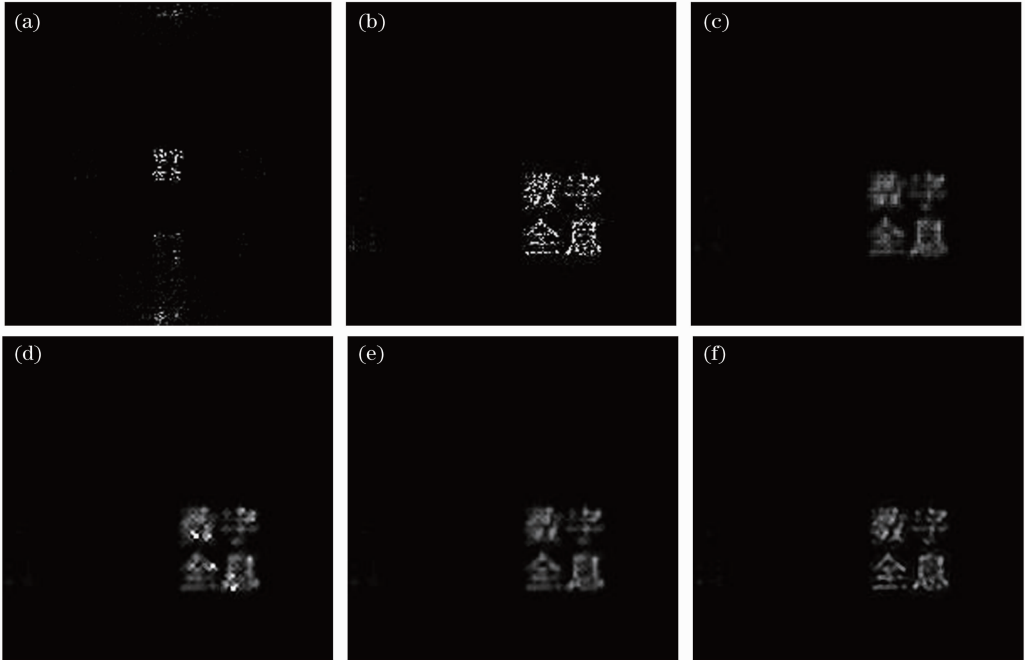


图 4 再现像 2 的散斑噪声抑制。(a)含有散斑噪声的再现像;(b)放大后的再现像;(c) WSTV 去噪结果;(d) LPND 去噪结果;(e) CPMTV 去噪结果;(f)本文方法去噪结果

Fig. 4 Speckle noise suppression of reconstructed image 2. (a) Reconstructed image with speckle noise; (b) magnified reconstructed image; (c) result by WSTV; (d) result by LPND; (e) result by CPMTV; (f) result by the proposed method

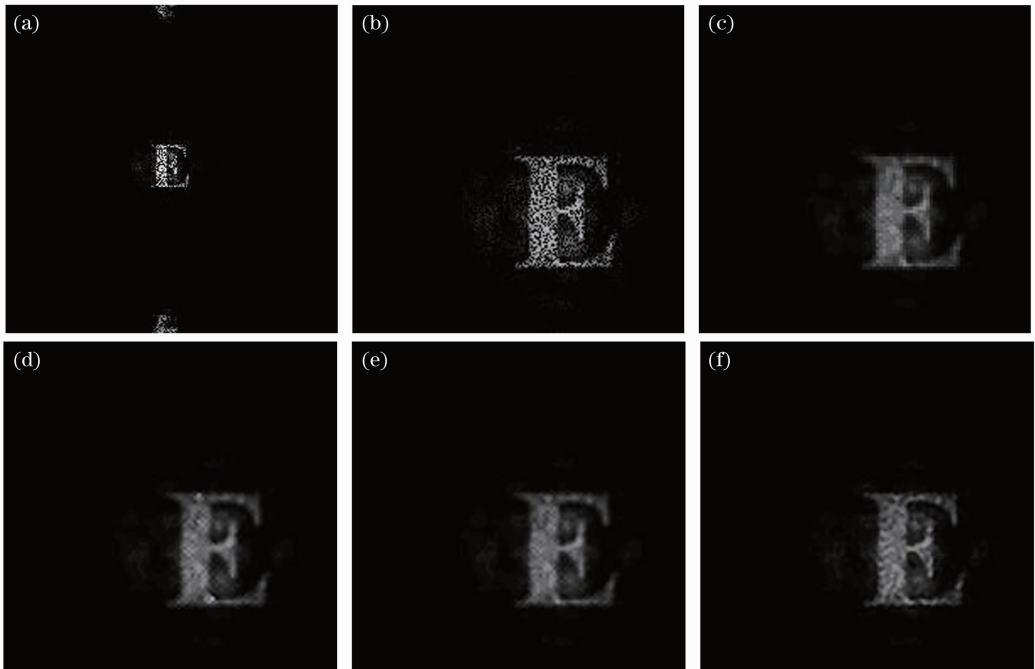


图 5 再现像 3 的散斑噪声抑制。(a)含有散斑噪声的再现像;(b)放大后的再现像;(c) WSTV 去噪结果;(d) LPND 去噪结果;(e) CPMTV 去噪结果;(f)本文方法去噪结果

Fig. 5 Speckle noise suppression of reconstructed image 3. (a) Reconstructed image with speckle noise; (b) magnified reconstructed image; (c) result by WSTV; (d) result by LPND; (e) result by CPMTV; (f) result by the proposed method

表 1 四种去噪方法的性能比较

Table 1 Performance comparison of four de-noising methods

Method	$\sigma^2=0.15$			$\sigma^2=0.10$		
	PSNR /dB	COR	Time /s	PSNR /dB	COR	Time /s
Fig. 3(b)	7.92	0.9271		9.66	0.9490	
WSTV	11.37	0.9708	1.07	11.65	0.9734	1.14
LPND	11.95	0.9767	3.19	12.38	0.9784	3.21
CPMTV	11.98	0.9780	1.31	12.38	0.9805	1.95
Proposed method	13.75	0.9817	4.74	14.94	0.9851	4.78

## 4 结 论

提出了一种基于双树复小波变换和各向异性扩散的再现像散斑噪声抑制方法。对数字全息再现像经双树复小波分解后低频和高频分量分别进行改进的 P\_Laplace 扩散和 LPND 扩散,更为有效地抑制了散斑噪声对再现像的干扰。针对所提出的方法,进行了大量实验,并与 WSTV 方法、LPND 方法、CPMTV 方法进行了比较。结果表明,对于不同的数字全息再现像,在主观视觉和峰值信噪比、相关系数等客观定量评价指标方面,本文方法都有明显的优势,在改善再现像视觉效果的同时,提高了再现像的信噪比,同时更完整地保留了再现像的细节纹理特征。

## 参 考 文 献

- 1 A. T. Saucedo, F. M. Santoyo, M. Torre-Ibarra *et al.*. Endoscopic pulsed digital holography for 3D measurements[J]. *Opt. Express*, 2006, **14**(4): 1468~1475
- 2 Ma Lihong, Wang Hui, Jin Hongzhen *et al.*. Experimental study on quantitative phase imaging by digital holographic microscopy [J]. *Chinese J. Lasers*, 2012, **39**(3): 0309002  
马利红,王辉,金洪震等.数字全息显微定量相位成像的实验研究[J].中国激光,2012,**39**(3): 0309002
- 3 Xia Haiting, Guo Rongxin, Fan Zebin *et al.*. Study on deformation measurement of transparent objects by digital holography[J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2011, **22**(7): 1046~1050  
夏海廷,郭荣鑫,樊则宾等.数字全息法测量透明物体变形的研究[J].光电子·激光,2011,**22**(7): 1046~1050
- 4 Pan Feng, Xiao Wen, Liu Shuo. Digital holographic microscopy for long term quantitative phase-contrast imaging of living cells [J]. *Chinese J. Lasers*, 2011, **38**(5): 0509001  
潘锋,肖文,刘烁.一种适用于长期定量观察生物活细胞的数字全息显微方法[J].中国激光,2011,**38**(5): 0509001
- 5 B. Kemper, S. Sturwald. Characterisation of light emitting diodes (LED) for application in digital holographic microscopy for inspection of micro and nanostructured surfaces[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2008, **46**(7): 499~507
- 6 Xu Jiancheng, Wang Hui, Chai Liquan *et al.*. Technique of ring source for reducing coherent noise[J]. *Chinese J. Lasers*, 2010, **37**(12): 3081~3085  
徐建程,王辉,柴立群等.抑制相干噪声的环形光源技术[J].中国激光,2010,**37**(12): 3081~3085
- 7 Ma Lihong, Wang Hui, Li Yong *et al.*. Improvement for the reconstructed image of digital hologram [J]. *Acta Photonica*

*Sinica*, 2007, **36**(11): 1993~1997

- 马利红,王辉,李勇等.数字全息图再现像的像质改善[J].光子学报,2007,**36**(11): 1993~1997
- 8 Wang Liang, Feng Shaotong, Nie Shouping *et al.*. Improving the reconstructed image quality of the digital holography[J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2007, **18**(5): 625~628  
王亮,冯少彤,聂守平等.利用多尺度变换提高数字全息再现像质量[J].光电子·激光,2007,**18**(5): 625~628
  - 9 Jia Qin, Li Zhiquan. Speckle denoising new method for reconstructed image of digital holography [J]. *Computer Engineering and Application*, 2012, **48**(9): 205~207  
贾勤,李志全.数字全息再现像散斑噪声消除新方法[J].计算机工程与应用,2012,**48**(9): 205~207
  - 10 A. Sharma, G. Sheoran. Improvement of signal-to-noise ratio in digital holography using wavelet transform[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2008, **46**(1): 42~47
  - 11 Yu Jinhua, Wang Yuanyuan. Image noise reduction based on anisotropic diffusion: a survey [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2011, **25**(2): 105~116  
余锦华,王源源.基于各向异性扩散的图像降噪算法综述[J].电子测量与仪器学报,2011,**25**(2): 105~116
  - 12 J. Ma, G. Plonka. Combined curvelet shrinkage and nonlinear anisotropic diffusion[J]. *IEEE Transactions on Image Process*, 2007, **16**(9): 2198~2206
  - 13 F. Zhang, Y. M. Yoo, M. Kohl *et al.*. Nonlinear diffusion in Laplacian pyramid domain for ultrasonic speckle reduction [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2007, **26**(2): 200~211
  - 14 Wu Yadong, Sun Shixin. A new hybrid image de-noising algorithm based on 2D wavelet shrinkage and nonlinear diffusion [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, **34**(1): 163~166  
吴亚东,孙世新.基于二维小波收缩与非线性扩散的混合图像去噪算法[J].电子学报,2006,**34**(1): 163~166
  - 15 Wu Yiquan, Hou Wen, Wu Shihua. Fabric defect image denoising based on contourlet transform and nonlinear diffusion[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2011, **25**(8): 665~670  
吴一全,侯雯,吴诗姘.基于Contourlet域非线性扩散的织物疵点图像去噪[J].电子测量与仪器学报,2011,**25**(8): 665~670
  - 16 Chen Jianjun, Tian Fengchun, Qiu Yu *et al.*. Image denoising based on nonsubsampling contourlet and diffusion[J]. *Computer Engineering*, 2010, **36**(14): 185~189  
陈建军,田逢春,邱宇等.基于非下采样Contourlet和扩散的图像去噪[J].计算机工程,2010,**36**(14): 185~189
  - 17 P. Perona, J. Malik. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, **12**(7): 629~639
  - 18 N. Kingsbury. Shift invariant properties of the dual-tree complex wavelet transform [C]. Phoenix: Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Arizona, 1999, **3**: 1221~1224

- 19 G. Chen, W. P. Zhu. Signal denoising using neighbouring daultree complex wavelet coefficients [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, **6**(2): 143~147
- 20 H. Y. Zhang, Q. C. Peng, Y. D. Wu. Wavelet inpainting based on P\_Laplace operator[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, **33**(5): 546~549
- 21 J. J. Chen. Image restoration based on adaptive P\_Laplace diffusion [C]. Yantai: Proceedings of IEEE International Congress on Image and Signal Processing, 2010, **1**: 143~146
- 22 L. Rudin, S. Osher, E. Fatemi. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physica D*, 1992, **60**(1): 259~268
- 23 J. M. Fadili, G. Peyre. Total variation projection with first order schemes [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(3): 657~696
- 24 M. J. Black, G. Sapiro, D. H. Marimont *et al.*. Robust anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, **7**(3): 421~432

栏目编辑:何卓铭