

文章编号 1004-924X(2009)05-1171-10

双密度双树复小波变换的局域自适应图像去噪

龚卫国, 刘晓莹, 李伟红, 李建福

(重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400030)

摘要: 为了改善降质图像质量, 提出一种基于双密度双树复小波变换的局域自适应图像去噪算法。分析了双密度双树复小波变换的原理及特点, 推导了双变量收缩函数(BSF)。通过并行使用 4 个 2D 双密度离散小波变换, 且行和列采用不同的滤波器组, 实现了对噪声图像的双密度双树复小波分解。根据小波系数的统计特性以及层内和层间系数的相关性, 采用结合局域方差估计的双变量收缩函数对小波系数进行处理, 并用收缩后的小波系数重构去噪图像。最后, 将该算法用于灰度图像和彩色图像去噪实验。实验结果表明: 与噪声图像相比, 在噪声方差为 30 时, 经该算法去噪后的图像获得的最高峰值信噪比增益达 11.72 dB, 平均结构相似度最高增加了 2.7 倍, 复合峰值信噪比增益达 11.68 dB。此外, 对不同噪声方差下的不同噪声图像, 该算法在滤除噪声的同时可保留更多的图像细节, 极大地改善了去噪图像的视觉质量。

关键词: 图像去噪; 双密度双树复小波变换; 双变量收缩函数; 平均结构相似度; 复合峰值信噪比

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

Local adaptive image denoising based on double-density dual-tree complex wavelet transform

GONG Wei-guo, LIU Xiao-ying, LI Wei-hong, LI Jian-fu

(Key Laboratory for Optoelectronic Technology and System of the Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: In order to improve the quality of the degraded images, an efficient local adaptive image denoising algorithm based on the Double-density Dual-tree Complex Wavelet Transform (DD-DT CWT) is proposed. The principles and characteristics of the DD-DT CWT are analyzed and a Bivariate Shrinkage Function(BSF) is derived. Then, the noise image decomposition by the DD-DT CWT is implemented by applying four 2-D Double-density Discrete Wavelet Transform(DD DWT) in parallel and distinct filter sets in the rows and columns. According to the statistical properties of wavelet coefficients and the dependency of inter-level with intra-level coefficients, the BSF with local variance estimation is adopted to process wavelet coefficients and to reconstruct the denoised images by the shrunk wavelet coefficients. Finally, the proposed algorithm is tested on some gray and color noisy images. The experimental results indicate that, compared with the noise images, the Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) gain of the proposed algorithm has reached 11.72 dB, Mean Structural Similarity (MSSIM) has been 2.7 times higher than that of noise images and the Composite Peak Signal-to-noise

收稿日期: 2008-07-03; **修订日期:** 2008-09-08.

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划资助项目 (No. 2007AA01Z423); 国防“十一五”基础研究资助项目 (No. C10020060355); 重庆市科技攻关重点资助项目 (No. CSTC2007AC2018); 重庆市自然科学基金资助项目 (No. CSTC2008BB2199)

Ratio (CPSNR) reaches 11.68 dB when the noise variance is 30. Meanwhile, the algorithm is more efficient in noise removal and edge reservation for all the noise images with different noise variances, which improves the visual quality of the denoised images.

Key words: image denoising; Double-density Dual-tree Complex Wavelet Transform (DD-DTCWT); Bivariate Shrinkage Function (BSF); Mean Structural Similarity (MSSIM); Composite Peak Signal-to-noise Ratio (CPSNR)

1 引言

图像在采集、生成、复制、扫描、传输和变换等过程中都会因各种各样的因素产生不同性质的噪声。这些噪声降低了图像的质量,使图像变得模糊,甚至还会淹没某些有效特征,给图像分析带来困难^[1],因此,在实际科学研究和工程中,图像去噪十分重要。图像去噪的主要目的是在保留图像原有重要且有效信息的前提下降低或消除噪声,从而获得高质量的图像。小波具有低熵性、多分辨率性、去相关性和小波基选择的多样性等其他工具无法比拟的优势^[2-4]。因此,小波理论在图像去噪中得到了广泛的应用,已成为图像去噪的主要方法之一。尽管离散小波变换功能强大,但仍有以下缺点:(1)对数据敏感,(2)方向性差,(3)没有相空间信息。为此,1999年 Kingsbury 提出了双树复小波变换 (Dual-tree Complex Wavelet Transform, DT CWT)^[5],该算法可以把 DWT 提供的信息描述方向提高到 $\pm 15^\circ$, $\pm 45^\circ$ 和 $\pm 75^\circ$ 的 6 个主方向。尽管如此,仍存在方向性不足的局面。2004年 Selesnick 提出了双密度双树离散小波变换 (Double-density Dual-tree DWT, DD-DT DWT)^[6]。该算法将信息描述的方向提高到 16 个主方向,但每个方向只有一个小波表示,其对图像的分解与重构精度仍然受到一定程度的限制。

本文提出一种基于双密度双树复小波变换 (Double-density Dual-tree Complex Wavelet Transform, DD-DT CWT)的局域自适应图像去噪算法。DD-DT CWT 不但具有双密度小波变换和双树复小波变换的优点,能提供 16 个主方向的信息描述,而且每个主方向都有 2 个小波表示,因而可以进一步提高图像分解与重构精度。根据小波系数的统计特性以及层内和层间系数的相关性,选用结合层内局部方差估计的基于层间的双

变量收缩函数 (Bivariate Shrinkage Function, BSF)^[7]处理小波系数。将该算法与当前典型的去噪算法进行实验测试比较,实验分析结果表明:经该算法降噪后的图像,其性能指标均有不同程度改善,不仅平滑了噪声,而且较好地保留了图像的细节特征。

2 2D 双密度双树复小波变换原理

2.1 2D 双树复小波变换 (2D DT CWT)

对 2D 图像进行小波变换,是分别对图像进行水平和垂直方向的小波变换,即:

$$\psi(x, y) = \psi(x)\psi(y). \quad (1)$$

设 $\psi(x)$ 是复数,即:

$$\psi(x) = \psi_h(x) + i\psi_g(x), \quad (2)$$

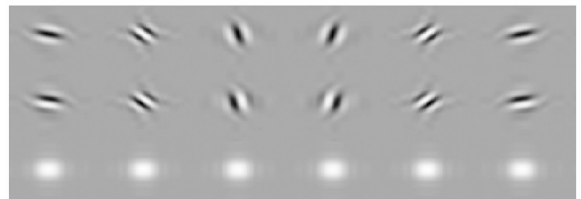
$$\begin{aligned} \psi(x, y) &= [\psi_h(x) + i\psi_g(x)][\psi_h(y) + i\psi_g(y)] = \\ &= \psi_h(x)\psi_h(y) - \psi_g(x)\psi_g(y) + \\ &+ i[\psi_g(x)\psi_h(y) + \psi_h(x)\psi_g(y)]. \end{aligned} \quad (3)$$

2D 离散小波如图 1(a)所示,前两个小波分别表示垂直,水平两个主方向;第三个小波是混合对角线方向,没有主方向并有严重的棋盘伪影。



(a) 2D 离散小波

(a) Two dimensional discrete wavelet



(b) 2D 双树复小波

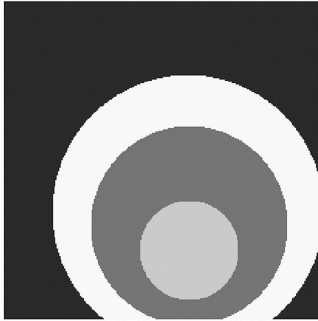
(b) Two dimensional DT complex wavelet

图 1 2D 离散小波和 2D 双树复小波

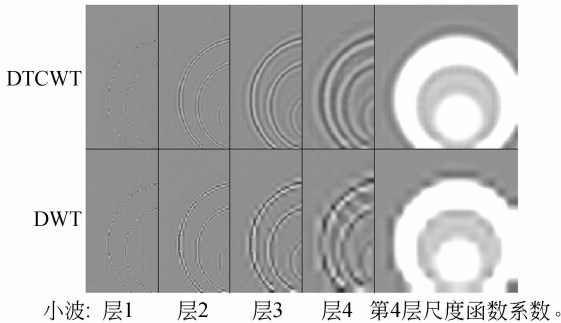
Fig. 1 2D discrete wavelet and 2D DT complex wavelet

2D 双树复小波变换(2D DT CWT)通过对图像并行使用 4 个 2D DWT 实现,且行和列用不同的滤波器组。子带图的和与差得到 12 个小波,如图 1(b)所示。第一行可以看作 6 个复值小波的实部(虚部),第二行则为虚部(实部),第三行表示复值小波的幅值。

从图 1 可以看出,2D DT CWT 与 2D DWT 相比,有 6 个主方向,其方向选择性更好。同时,消除了 2D DWT 的棋盘伪影。



(a) 输入图像
(a) Input image



(b) 重构图像
(b) Reconstructed images

图 2 2D 双树复小波变换的平移不变性
Fig. 2 Shift invariance of 2D DT CWT

2D DT CWT 能保持良好的方向分析能力,同时具有平移不变性。如图 2 所示。图 2(a)是输入图像,图 2(b)从左到右分别是第 1 层到第 4 层的双树复小波系数重构图像和第 4 层的尺度函数系数图(为了节省空间,重构图像只显示了一半)。2D DWT 不具有平移不变性,因此会产生许多不规则的边缘和条纹状的衍生物。而 2D DT CWT 对输入图像的所有方向做同样的处理,处理后的图像平滑而连续,因此,2D DT CWT 具

有良好的平移不变性。

2.2 2D 双密度双树复小波变换

1D 双密度小波变换是 1D DWT 的改进,基于一个尺度函数和两个不同小波构成,其中一个小波是另一个的偏移(偏移量为 0.5)。2D 双密度小波变换交替使用 1D 双密度小波变换,先对行滤波,再对列滤波,产生 9 个 2D 子带。其中,一个是 2D 尺度滤波器,其余 8 个形成 8 个 2D 小波滤波器。小波表示如图 3 所示。前两个小波是垂直方向,第 3、6 个是水平方向,其余 4 个小波没有主方向,而且有棋盘伪影。



图 3 2D 双密度小波
Fig. 3 Two dimensional DD wavelet

双密度双树小波综合了双树小波和双密度小波的优点,是基于两个不同的尺度函数 $\phi_h(t)$, $\phi_g(t)$ 和 4 个不同的小波, $\psi_{h,i}(t)$, $\psi_{g,i}(t)$, ($i=1,2$) 构成的,如图 4 所示。

其中 $\psi_{h,1}(t)$ 由 $\psi_{h,2}(t)$ 偏移 0.5。 $\psi_{g,1}(t)$ 由 $\psi_{g,2}(t)$ 偏移 0.5, 即:

$$\psi_{h,1}(t) = \psi_{h,2}(t - 0.5), \psi_{g,1}(t) = \psi_{g,2}(t - 0.5). \quad (4)$$

两个小波 $\psi_{h,i}(t)$, $\psi_{g,i}(t)$ ($i=1,2$) 形成近似的希尔伯特变换对(Hilbert Transform Pair), 即:

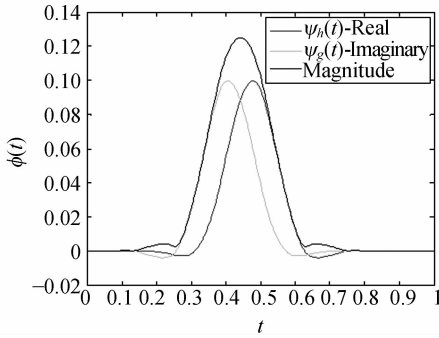
$$\psi_{g,1}(t) = H\{\psi_{h,1}(t)\}, \psi_{g,2}(t) = H\{\psi_{h,2}(t)\}. \quad (5)$$

图 5 表示 2D DD-DT DWT^[8] 的滤波器组结构。通过对输入图像并行使用 2 个过采样的 2D DD DWT 实现,产生 16 个小波,每个小波描述不同的方向。

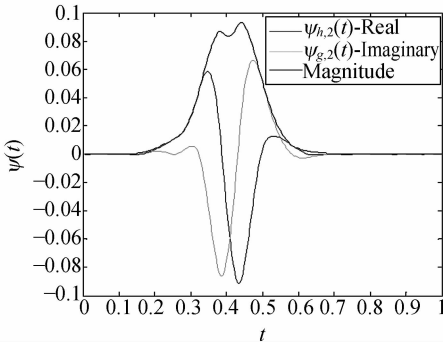
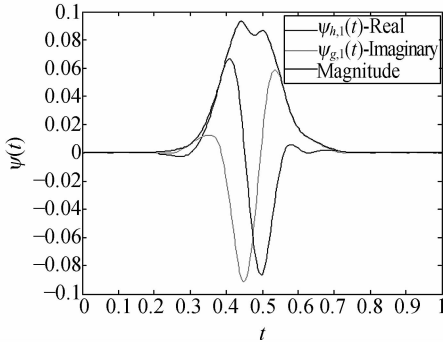
2D DD-DT CWT 通过对输入图像并行使用 4 个过采样的 2D DD DWT 实现,且行和列采用不同的滤波器组。其滤波器组结构可以在图 5 基础上扩展。

图 6 是二层 2D 双密度双树复小波变换示意图。其中, Lo_p, Hi_p 是第一层分解滤波器组,分别代表 2D DD DWT 的 1 个尺度滤波器和 8 个小波滤波器。 Lo, Hi 是第二层及其以后各层的分解

滤波器组。 $Lo_m, Hi_m (m=1, 2 \dots n=1, 2 \dots 4)$ 分别表示 1 个低通子带图和 8 个高通子带图。因此, 图像经过一层变换后产生 4 个低通子带图和 32 个高通子带图。



(a) 1D 双密度双树离散小波变换的尺度函数
(a) Scaling functions of 1D DD-DT DWT



(b) 1D 双密度双树离散小波变换的小波
(b) Wavelets of 1D DD-DT DWT

图 4 1D 双密度双树离散小波变换的尺度函数与小波
Fig. 4 Scaling functions and wavelets of 1D DD-DT DWT

图像的 DD-DT CWT 通过对低通子带图的递归应用完成确定层数的变换, 并对每对子带图进行和与差运算, 形成 32 个小波, 描述 16 个主方向, 每个方向有两个小波。

图 7 给出 2D 双密度双树离散小波和 2D 双

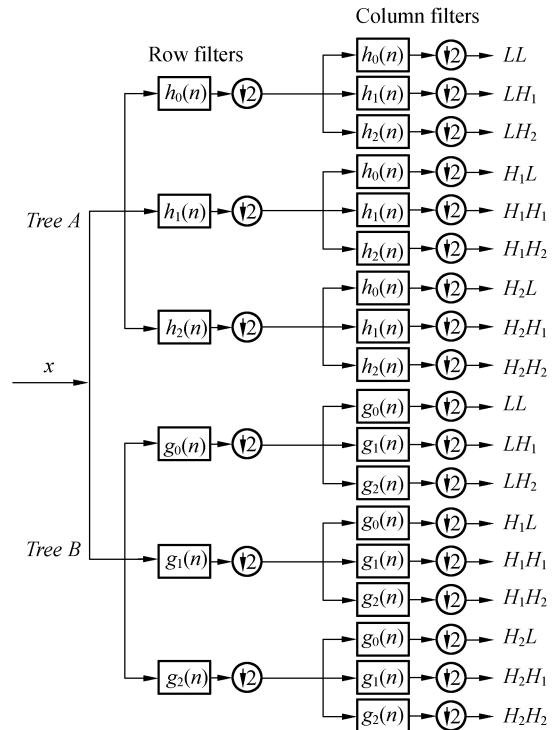


图 5 2D 双密度双树离散小波变换的滤波器组结构
Fig. 5 Filter bank structure for 2D DD-DT DWT

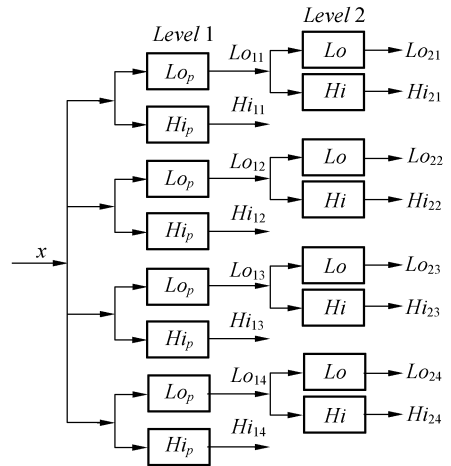


图 6 二层 2D 双密度双树复小波变换
Fig. 6 Two levels of 2D DD-DT CWT

密度双树复小波。两者都消除了棋盘伪影, 而且都描述 16 个主方向的信息, 但 2D 双密度双树复小波的每个主方向都有两个小波, 分别作为 16 个复值小波的实部和虚部, 对图像的特征描述更加精确。与前述 4 个小波相比, 2D DD-DT CWT 能够精确描述更多信息, 理论上能进一步提高图像分解与重构的精度。



(a) 2D 双密度双树离散小波

(a) Two dimensional DD-DT discrete wavelet



(b) 2D 双密度双树复小波

(b) Two dimensional DD-DT complex wavelet

图7 2D 双密度双树离散小波和 2D 双密度双树复小波

Fig. 7 2D DD-DT discrete wavelet and 2D DD-DT complex wavelet

3 双变量收缩函数

假设图像被加性高斯白噪声污染,方差是 σ_n^2

$$f = x + n, \quad (6)$$

其中 f 是含噪声的图像, x 是原始图像, n 是高斯白噪声。将其变换到双密度双树复小波域得到:

$$y = \omega + n, \quad (7)$$

y 是含噪声图像的小波系数, ω 是原始图像的小波系数, n 是噪声的小波系数。

若某尺度上的系数,其父系数定义为下一尺度上与其处在相同位置的系数。如: ω_{1k} 是第 k 个小波系数, ω_{2k} 是下一级相同位置处父节点系数。考虑到子系数与其父系数之间统计特性,可以得到:

$$y_k = \omega_k + n_k \quad k=1, 2, \dots, m, \quad (8)$$

$y_k = (y_{1k}, y_{2k}), \omega_k = (\omega_{1k}, \omega_{2k}), n_k = (n_{1k}, n_{2k}), m$ 是小波系数的总数目。

使用最大后验概率估计(MAP),从含噪声系数 y 中估计出 ω ,由式(8)得:

$$\hat{\omega}(y) = \arg \max_{\omega} p_{\omega|y}(\omega|y), \quad (9)$$

根据贝叶斯估计理论,式(9)可写成:

$$\hat{\omega}(y) = \arg \max_{\omega} [p_n(n) \cdot p_{\omega}(\omega)], \quad (10)$$

$$p_n(n) = \frac{1}{2\pi\sigma_n^2} \exp\left(-\frac{n_1^2 + n_2^2}{2\sigma_n^2}\right), \quad (11)$$

$p_{\omega}(\omega)$ 是小波系数及其父节点系数的非高斯双变

量概率密度函数:

$$p_{\omega}(\omega) = \frac{3}{2\pi\sigma^2} \cdot \exp\left(-\frac{\sqrt{3}}{\sigma} \sqrt{\omega_1^2 + \omega_2^2}\right), \quad (12)$$

ω_2 是 ω_1 下一级相同位置处的父节点系数, σ^2 是信号的方差,与小波系数的位置有关。可以得到 ω_1 的最大后验概率估计:

$$\hat{\omega}_1 = \frac{(\sqrt{y_1^2 + y_2^2} - \sqrt{3}\sigma_n^2)_+}{\sqrt{y_1^2 + y_2^2}} \cdot y_1, \quad (13)$$

其中:

$$(g)_+ = \begin{cases} 0, & g < 0 \\ g & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (14)$$

这就是双变量收缩函数。

定义以第 k 个小波系数为中心的矩形窗区域 $N(k)$,用 $N(k)$ 区域中的小波系数估计此区域的信号方差 σ^2 ,用中值滤波的方法来估计噪声方差 σ_n^2 :

$$\hat{\sigma}_n^2 = \frac{\text{Median}(|y_i|)}{0.6745}, \quad y_i \in \text{subband } HH, \quad (15)$$

从观测模型可以得到: $\sigma_y^2 = \sigma^2 + \sigma_n^2$, σ_y^2 的经验估计是:

$$\hat{\sigma}_y^2 = \frac{1}{M} \sum_{y_i \in N(k)} y_i^2. \quad (16)$$

M 是矩形区域 $N(k)$ 的大小,则 σ 的估计为:

$$\hat{\sigma} = \sqrt{(\hat{\sigma}_y^2 - \hat{\sigma}_n^2)_+}. \quad (17)$$

含噪声图像经过 DD-DT CWT 后的小波系数用上述具有局部方差估计的双变量收缩模型的局域自适应的方法处理后,再经过逆小波变换,即可提取出去噪后的图像。

4 实验结果与算法对比

为了验证本文提出算法的有效性,本文对灰度图像和彩色图像分别进行处理,并采用当前典型的去噪算法和本文提出的基于双密度双树复小波变换的局域自适应算法(DD-DT CWT)进行对比实验。典型的算法有基于 Daubechies8 小波的自适应贝叶斯阈值算法(AdaptBayesShrink, ABS),NEWSURE^[9]算法,加窗的双重局部维纳滤波算法^[10](Doubly Local Wiener Filtering With Directional Windows, DLWFDW),基于双密度小波变换^[11]的局域自适应算法(DD DWT)和基于双树复小波变换^[12]的局域自适应算法(DT CWT)等 5 种算法。在实验中,对标准图像均加零均值和不同标准方差的高斯白噪声。

4.1 灰度图像去噪

常用的图像质量的评价指标是峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)。

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i,j) - \hat{f}(i,j)]^2}{MN}, \quad (18)$$

$$PSNR = 10 \lg \frac{f_{\max}^2}{MSE}. \quad (19)$$

$f(i,j)$ 和 $\hat{f}(i,j)$ 分别是原始图像和被评价图像在点 (i,j) 处的灰度值, 图像大小是 $M \times N$ 。 f_{\max}^2 是 $f(i,j)$ 的最大灰度值。

由于人眼视觉系统能够高度自适应地提取场景中的结构信息, 本文引入一种适合人类视觉特性的图像质量评价指标: 平均结构相似度 (Mean Structural Similarity, MSSIM)^[13], 定义为:

$$SSIM(x,y) = [l(x,y)]^\alpha \cdot [c(x,y)]^\beta \cdot [s(x,y)]^\gamma, \quad (20)$$

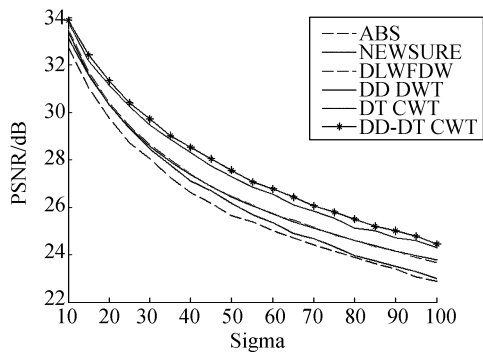
$$MSSIM(X,Y) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M SSIM(x_i, y_i), \quad (21)$$

其中, $l(x,y)$ 是亮度信息, $c(x,y)$ 是对比度信息, $s(x,y)$ 是结构信息, α, β, γ 均 > 0 , 用于调整三个部分所占比重。 x, y 分别是原始图像和被评价图像子块。 X, Y 分别是原始图像和被评价图像, M 是图像被分成的总的子块数目。

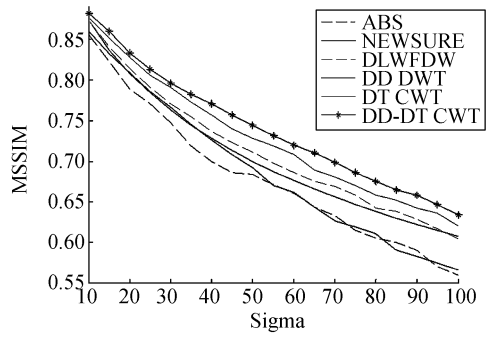
本文依据 PSNR 和 MSSIM 两个指标来综合评价灰度图像质量。PSNR 主要反应图像的统计特性, MSSIM 主要体现结构信息。PSNR 值和 MSSIM 值越大, 说明被评价图像与原始图像越相似, 被评价图像质量也越高。

本文对噪声标准方差为 10、15、……100 的标准灰度图像 Lena 进行去噪处理, 图 8 为不同算法的实验结果。

从图 8 可以看出, NEWSURE 算法和 DLW-



(a) 峰值信噪比
(a) PSNR



(b) 平均结构相似度
(b) MSSIM

图 8 不同噪声方差下灰度图像的峰值信噪比和平均结构相似度

Fig. 8 PSNRs and MSSIMs of gray image in different noise variances

FDW 去噪能力基本相当; 而基于 DD DWT、DT CWT、DD-DT CWT 的局域自适应去噪算法比基于离散小波变换的 ABS 算法的去噪性能好。其中, 基于 DD-DT CWT 的局域自适应去噪算法在不同的噪声方差下都获得了最高的 PSNR 和 MSSIM 值, 改善了去噪效果。

本文还对标准灰度图像 Lena、Boat、Peppers 在不同的噪声方差下进行去噪处理。表 1 和表 2 分别表示标准方差为 10、30、50、80 时的 PSNR 和 MSSIM 值。由表 1 和表 2 可以看到, 在噪声方差为 30 时, 经该算法去噪后的图像与噪声图像相比, 获得的最高 PSNR 增益为 11.72 dB, MSSIM 最高增加 2.7 倍, 从而验证了本文的算法对不同图像去噪能力优于其他算法。

表 1 不同算法下灰度图像的峰值信噪比 (dB)

Tab. 1 PSNRs of gray image using different algorithms (dB)

Image	Noise	ABS	NEW SURE	DLW FDW	DD DWT	DT CWT	DD-DT CWT
Lena	27.90	32.76	33.39	33.50	33.12	33.80	33.86
	18.34	28.01	28.57	28.63	28.44	29.44	29.71
	13.91	25.64	26.43	26.47	26.15	27.29	27.54
	9.850	23.87	24.60	24.59	23.97	25.13	25.52
Boat	28.12	32.45	32.91	32.81	32.15	32.99	33.11
	18.57	27.14	27.62	27.70	27.43	28.11	28.38
	14.14	24.82	25.52	25.55	25.21	26.04	26.26
	10.08	23.24	23.82	23.90	23.25	24.21	24.45
Peppers	27.18	32.74	33.16	33.01	33.08	33.30	33.44
	17.66	27.87	28.33	28.40	28.69	29.00	29.38
	13.23	25.39	26.06	26.15	26.19	26.73	27.31
	9.132	23.32	24.10	24.08	23.87	24.61	25.07

表 2 不同算法下灰度图像的平均结构相似度

Tab. 2 MSSIMs of gray image using different algorithms

Image	Noise	ABS	NEWSURE	DLWFDW	DD DWT	DT CWT	DD-DT CWT
Lena	0.647	0.856	0.873	0.873	0.860	0.876	0.883
	0.244	0.748	0.763	0.771	0.766	0.790	0.798
	0.128	0.683	0.699	0.711	0.692	0.728	0.745
	0.062	0.605	0.638	0.643	0.611	0.658	0.676
Boat	0.691	0.858	0.862	0.864	0.841	0.860	0.875
	0.284	0.702	0.720	0.731	0.713	0.743	0.753
	0.153	0.613	0.638	0.652	0.622	0.666	0.677
	0.078	0.549	0.566	0.586	0.534	0.588	0.602
Peppers	0.613	0.856	0.865	0.863	0.862	0.868	0.877
	0.214	0.762	0.772	0.772	0.784	0.781	0.799
	0.111	0.675	0.717	0.718	0.718	0.720	0.749
	0.054	0.620	0.663	0.662	0.643	0.661	0.693



(a) 原始图像 (a) Original image (b) 噪声图像 (b) Noise image



(c) 自适应贝叶斯阈值算法 (c) Adapt Bayes Shrink (ABS) (d) NEWSURE (d) NEWSURE



(e) 加窗的双重局部维纳滤波 (e) DLWFDW (f) 双密度小波变换 (f) DD DWT



(g) 双树复小波变换 (g) DT CWT (h) 双密度双树复小波变换 (h) DD-DT CWT

图 9 不同算法下灰度图像的去噪结果表示

Fig. 9 Denoising results for gray image using different algorithms

图 9 给出 Lena 的原始图像、噪声图像(标准方差是 30)及经不同算法去噪后的图像。可以看出基于 DD-DT CWT 的局域自适应图像去噪后的图像保留了更多的边缘和细节信息,视觉质量更高。

4.2 彩色图像去噪

由于彩色图像应用更为广泛,因此,本节将灰度图像去噪算法扩展到彩色图像去噪。

在彩色图像中,图像的颜色一般用 RGB 3 基色的组合表示,于是用复合峰值信噪比(Composite Peak Signal-to-Noise Ratio, CPSNR)^[14]来作为彩色图像质量客观评价指标,单位是 dB, CPSNR 定义如下:

$$CPSNR = 10 \lg \frac{255^2}{CMSE}, \quad (22)$$

$$CMSE = \sum_{s=r,g,b} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{(f(i,j,s) - \hat{f}(i,j,s))^2}{3MN}. \quad (23)$$

CPSNR 值越大说明图像质量越高。

对 $512 \times 512 \times 3$ 的标准彩色图像 Lena 的 3

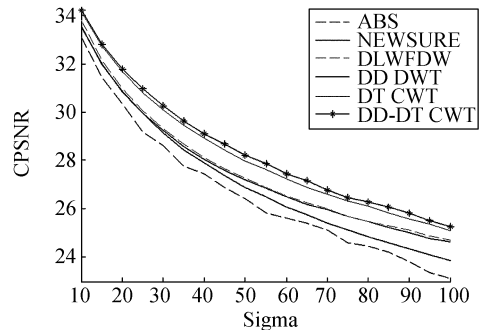


图 10 不同噪声方差下彩色图像的复合峰值信噪比
Fig. 10 CPSNRs of color image in different noise variances

个色彩分量分别加零均值,不同标准方差的噪声,生成噪声图像。

用前述各种去噪算法对噪声图像进行去噪处理,图 10 给出噪声标准方差为 10、15、……100 对应的 CPSNR 曲线。

表 3 不同算法下彩色图像的复合峰值信噪比

Tab. 3 CPSNRs of denoising color image using different algorithms (dB)

σ	Noise	ABS	NEW	DLW	DD	DT	DD-DT
			SURE	FDW	DWT	CWT	CWT
10	28.12	33.08	33.52	33.77	33.50	34.15	34.21
30	18.58	28.62	29.24	29.33	29.14	30.08	30.26
50	14.15	26.43	27.20	27.28	26.88	27.99	28.22
80	10.07	24.44	25.49	25.47	24.85	26.12	26.30



(a) 原始图像 (a) Original image
(b) 噪声图像 (b) Noise image



(c) 自适应贝叶斯阈值算法 (c) Adapt Bayes Shrink (ABS)
(d) NEWSURE (d) NEWSURE



(e) 加窗的双重局部维纳滤波 (e) DLWFDW
(f) 双密度小波变换 (f) DD DWT



(g) 双树复小波变换 (g) DT CWT
(h) 双密度双树复小波变换 (h) DD-DT CWT

图 11 不同算法下彩色图像的去噪结果细节表示
Fig. 11 Detail depictions of denoising results for color image using different algorithms

表 3 是噪声标准方差分别为 10、30、50、80 时的噪声图像及不同算法去噪后图像的 CPSNR 值。可以看出,当噪声方差为 30 时,CPSNR 增益达 11.68 dB。

图 11 是噪声方差为 30 时不同算法的去噪效果对比的细节表示图。

从图 10 和表 3 可以看出,本文提出的去噪算法与其他去噪算法相比,在不同的噪声方差下都获得了更高的 CPSNR。从图 11 给出的图像可看出,图 11(h)具有更好的视觉效果。

5 结 论

本文提出一种基于双密度双树复小波变换的局域自适应图像去噪算法。该算法采用双密度双树复小波对图像进行分解和重构,用结合方差估计的双变量收缩函数对小波系数进行处理。双密度双树复小波变换同时具有双密度小波变换和双树复小波变换的特性,具有平移不变性,抗混叠性、基 2 冗余且不随尺度变化(冗余度为 4:1)、近似连续小波变换和良好的方向性,提高了小波变换分解与重构的精度,可以描述较弱的、方向特征明显的边缘,同时细化的频带有利于噪声的分离。结合局部方差估计的 BSF 不仅考虑到小波系数层内特性,还考虑父代和子代小波系数的相关性,很好地解决了平滑效果和保留细节信息的矛盾,提高了该算法的去噪性能。实验结果表明:在噪声方差为 30 时,与噪声图像相比,该算法获

得最高的 PSNR 增益达 11.72 dB, MSSIM 最高增加 2.7 倍, CPSNR 增益达 11.68 dB。此外, 对不同噪声方差下的不同噪声图像, 该算法在滤除

噪声的同时可保留更多的边缘和细节信息, 去噪图像的视觉质量得到很大的改善, 适用于噪声方差未知的降质图像的去噪处理。

参考文献:

- [1] 邓超, 张涛, 姚清华. 应用小波神经网络处理 CCD 图像噪声[J]. 光学精密工程, 2008, 26(2): 345-351.
DENG CH, ZHANG T, YAO Q H. Application of wavelet neural network in removing CCD noise of digital images[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 26(2): 345-351. (in Chinese)
- [2] 同武勤, 凌永顺, 黄超超, 等. 数学形态学和小波变换的红外图像处理方法[J]. 光学精密工程, 2007, 15(1): 138-144.
TONG W Q, LING Y SH, HUANG CH CH, *et al.*. Processing method of IR image based on mathematical morphology and wavelet transform [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(1): 138-144. (in Chinese)
- [3] 江洁, 邓琼, 张广军. 基于小波变换的正则化盲图像复原算法[J]. 光学精密工程, 2007, 15(4): 582-586.
JIANG J, DENG Q, ZHANG G J. Regularization algorithm for blind image restoration based on wavelet transform[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(4): 582-586. (in Chinese)
- [4] 赵秀影, 翟林培, 商玉凤, 等. 航空图像压缩中双正交小波提升设计[J]. 光学精密工程, 2007, 15(9): 1445-1450.
ZHAO X Y, ZHAI L P, SHANG Y F, *et al.*. Lifting scheme design of biorthogonal wavelet for aviation image compression[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(9): 1445-1450. (in Chinese)
- [5] KINGSBURY N G. Complex wavelets for shift invariant analysis and filtering of signals [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2002, 10(3): 234-253.
- [6] SELESNICK I W. The Double-Density Dual-Tree DWT [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, 52(5): 1304-1314.
- [7] SENDUR L, SELESNICK I W. Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(11): 2744-2756.
- [8] 李鹏, 喻昱, 冀晓燕, 等. 基于双密度双树小波变换的超声图像降噪[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(24): 5797-5801.
LI P, YU G, JI X Y, *et al.*. Denoising of ultrasonic image via double density dual tree wavelet combined with bivariate shrinkage with local variance estimation [J]. *Journal of System Simulation*, 2007, 19(24): 5797-5801. (in Chinese)
- [9] LUISIER F, BLU T, UNSER M. A New SURE Approach to image denoising: interscale orthonormal wavelet thresholding [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(3): 593-606.
- [10] SHUI P L. Image denoising algorithm via doubly local Wiener filtering with directional windows in wavelet domain, [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, 12(10): 681-684.
- [11] SELESNICK I W. *The Double Density DWT* [M]. Boston: Kluwer, 2001.
- [12] 李江涛, 倪国强, 王强. 基于双树复小波变换和双变量萎缩阈值函数图像降噪[J]. 光学技术, 2007, 33(5): 723-727, 730.
LI J T, NI G Q, WANG Q. Complex wavelet transform and bivariate shrink threshold based image denoising [J]. *Optical Technique*, 2007, 33(5): 723-727, 730. (in Chinese)
- [13] WANG ZH, BOVIK A C, Sheikh H R, *et al.*. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [14] NALLAPERUMAL K, VINSLEY S S, CHRISTOPHER S, *et al.*. A novel adaptive weighted color interpolation algorithm for single sensor digital camera images [C]. *International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications*, 2007: 477-481.

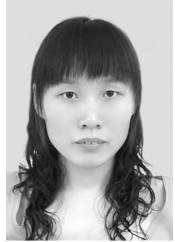
作者简介:



龚卫国(1957—),男,重庆人,工学博士,教授,博士生导师,1996年3月于日本东京工业大学获工学博士学位,现为重庆大学光电工程学院教授。主要从事模式识别及机器视觉、智能化信息技术及系统等方面的研究。E-mail: wggong@cqu.edu.cn



李伟红(1962—),女,四川自贡人,博士,副教授,硕士生导师,2006年获重庆大学工学博士学位,现为重庆大学光电工程学院副教授。主要从事模式识别和图像处理等方面的研究。E-mail: weihongli@cqu.edu.cn



刘晓营(1983—),女,河北邢台人,硕士研究生,2006年获得重庆大学工学学士学位,现为重庆大学光电工程学院硕士研究生。主要从事图像处理和智能视频监控等方面的研究。E-mail: xy-liu66@126.com



李建福(1975—),男,湖北蕲春人,博士研究生,讲师,2001年获重庆大学工学硕士学位,现为重庆大学光电工程学院博士研究生,主要从事模式识别和图像处理等方面的研究。E-mail: lijianfu@yeah.net

● 下期预告

ICPF 的微型机器鱼图像分析

聂林¹,陈伟¹,李德胜¹,郭书祥²

(1. 北京工业大学机械电子学院,北京 100124;

2. 日本国立香川大学智能机械系统学院,日本香川 761-0396)

ICPF 是等离子高分子导电薄膜,它能够被 1.5 V 的低电压驱动,并且具有质量轻、响应速度较快的特点。用长 21.6 mm、宽 4.6 mm、厚 0.2 mm 的 ICPF 薄膜驱动微型机器人能够以 3 mm/s 的速度在水中运动。为了对其运动姿态进行检测和控制,设计了微型机器人的图像处理系统。此系统由 CCD 摄像机、图像接口卡、计算机和波形发生器组成,通过 CCD 摄像机获取机器人的运动图像序列,利用目标短时相似性,对每一帧图像首先进行色调自动阈值分割和边缘提取得到目标二值图像,然后采用改进的 Hough 圆变换计算出目标在图像中的位置和运动方向。根据目标的位置和运动方向,通过波形发生器,改变 ICPF 两端的电压和频率;从而实现对机器鱼姿态的控制。本系统在奔 4 2.8 G 内存 1 G 的电脑上,处理一张图片需时 52 ms,可以实现机器人的实时检测,跟踪和控制,具有良好的效果。