

文章编号: 0258-7025(2010)03-0769-05

一种新的有效消除图像中 Gibbs 噪声的算法

郭宝龙¹ 武晓玥^{1*} 李雷达²

(¹ 西安电子科技大学智能控制与图像工程研究所, 陕西 西安 710071)
² 中国矿业大学信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221116)

摘要 提出了一种新的有效去除图像中吉布斯(Gibbs)噪声的方法。通过非下采样塔式滤波器(NSPF)对阈值去噪后的图像进行分解,利用全变差模型对分解图像分别建立去噪模型,重构图像,再利用重构图像和原始图像的残差并结合全变差模型得到细节补偿图像,最后把重构图像和补偿图像叠加得到最终去噪图像。实验结果表明,该方法可以有效地消除图像中的吉布斯伪影及噪声,在去噪图像峰值信噪比(PSNR)和边缘保持性能上都优于已有的算法。

关键词 图像处理;图像去噪;非下采样塔式滤波器;全变差

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL20103703.0769

A New Approach for Removing the Gibbs-Like Artifacts in Image Denoising

Guo Baolong¹ Wu Xiaoyue¹ Li Leida²

(¹ Institute of Intelligent Control & Image Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)
² School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China)

Abstract A new algorithm for removing the Gibbs-like artifacts in image denoising is presented. The original image is decomposed by using the nonsubsampling pyramid filter (NSPF) and the decomposed image model is built based on total variation model. Then the preliminary denoised image is produced by reconstruction. A detail compensation image is further obtained by using the difference between the preliminary denoised image and the original image. Finally, the denoised image can be obtained by adding the compensation image to the reconstructed image. Experiments show that the proposed scheme can remove Gibbs-like artifacts and image noise effectively. This algorithm outperforms the existing schemes in regard of both the peak-signal-to-noise-ratio (PSNR) and the edge preservation ability.

Key words image processing; image denoising; nonsubsampling pyramid filter; total variation

1 引言

图像去噪始终是计算机视觉和图像处理领域中一个根本和广泛的研究课题。目前,基于计算调和分析和偏微分方程(PDE)的去噪方法是解决这类问题的有效工具^[1~3]。

在计算调和与分析领域,常见的图像去噪方法是小波阈值收缩方法。由于小波变换具备良好的时频

和多分辨率特性,所以小波阈值去噪方法被广泛应用于各种去噪处理中。但小波展开系数的稀疏性并不理想,影响逼近误差,应用于图像去噪时,图像重构后会产生较明显的吉布斯(Gibbs)伪影。而非下采样金字塔滤波器(NSPF)具有平移不变性,能够更好地对图像进行稀疏表示。因此,对于去噪等数据冗余量要求不高的图像处理任务,能得到更加理

收稿日期:2009-03-26;收到修改稿日期:2009-06-19

基金项目:国家自然科学基金(60802077)资助项目。

作者简介:郭宝龙(1962—),男,教授,博士生导师,主要从事图像处理和图像通信、神经网络与模式识别及智能信息处理等方面的研究。E-mail:blguo1199@163.com

* 通信联系人。E-mail:javajarod@163.com

想的结果,且设计更加灵活。

近年来,由于PDE具有较强的局部自适应性和高度的设计灵活性,在图像去噪中有较多的应用,但其缺点也较明显,如对边缘等细节信息的保存不理想。过去,PDE和多尺度分析方法各自独立地发展。最近,已有学者对二者在图像处理方面的关系进行了研究,发现这两类方法可以有效结合起来,并从一种新的角度来进行图像去噪方面的探索,如PDE滤波可以有效去除多尺度阈值去噪产生的Gibbs伪影,而多尺度阈值去噪可以更好地保存图像边缘和细节信息^[4~6]。如果有效地利用并结合二者的优点,可以得到更加理想的去噪效果。但目前二者相结合的方法中,如著名的MA方法中,直接利用PDE对阈值去噪后的图像与原始图像的差值进行处理,然后叠加阈值去噪的结果得到最终图像,这样做并没有去除重构后存在于阈值去噪结果中的Gibbs伪影。从实验结果看,该方法迭代次数过多,对Gibbs伪影消除效果不理想,丢失部分细节信息,视觉效果没有明显的改善^[7~9]。

本文提出一种结合非下采样塔式滤波器(NSPF)和全变差模型的图像去噪算法。

2 非下采样塔式滤波器

非下采样塔式滤波器为二通道非下采样滤波器组,如图1所示。其中分解滤波器 $\{H_0(z), H_1(z)\}$ 和合成滤波器 $\{G_0(z), G_1(z)\}$ 满足贝佐(Bezout)恒等式

$$H_0(z)G_0(z) + H_1(z)G_1(z) = 1, \quad (1)$$

这保证了NSPF满足完全重构条件。为了实现对图像的多尺度分解,与一维“à trous”小波算法相似,每一级需要对上一级中采用的滤波器按采样矩阵 $\mathbf{D} = 2\mathbf{I}$ (其中 \mathbf{I} 为2阶单位矩阵)进行上采样。图1给出3级塔式分解示意图以及相应的频带划分示意图。 j 尺度下低通滤波器的理想频域支撑区间为

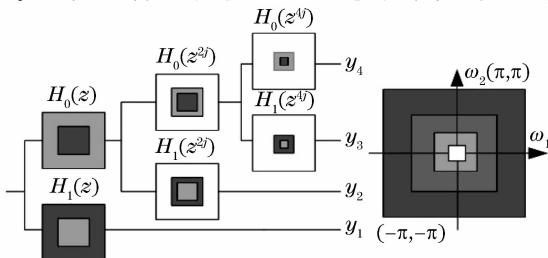


图1 非下采样塔式滤波器组

Fig. 1 Nonsubsampled pyramid filter bank

$\left[-\frac{\pi}{2^j}, \frac{\pi}{2^j}\right]^2$,而相应的带通滤波器理想频域支撑区间为 $\left[-\frac{\pi}{2^{j-1}} \times \frac{\pi}{2^{j-1}}, \frac{\pi}{2^{j-1}} \times \frac{\pi}{2^{j-1}}\right]^2 \setminus \left[-\frac{\pi}{2^j} \times \frac{\pi}{2^j}\right]^2$ 。图像经 k 级非下采样塔式滤波后,可得到 $k+1$ 个与源图像具有相同尺寸大小的子带图像^[10,11]。

3 Gibbs噪声消除方法

提出结合金字塔分解和局域全变差模型的图像去噪算法。首先利用NSPF把初次处理去噪图像分解为低频和高频子带,利用全变差模型对分解图像分别建立去噪模型,然后重构图像。利用重构图像和原始图像的残差再次结合全变差模型得到细节补偿图像,把重构图像和补偿图像叠加得到最终去噪图像。

由于全变差模型可以有效地去除Gibbs伪影的特点,可认为Gibbs伪影同样是一种叠加在去噪图像中的噪声,它是在图像重构中产生的一种噪声。经过阈值去噪处理后的图像 X_c 可以认为是去噪图像,Gibbs伪影及未消除完全的高斯噪声叠加而成,可以表示为

$$X_c = X + W_1, \quad (2)$$

式中 X 为原始图像, W_1 为混合Gibbs伪影及未完全消除的加性噪声,而Gibbs伪影将是主要的消除对象。所以去噪的过程可以结合去噪后的观测图像 X_c 及估计噪声 W_1 ,消除Gibbs伪影,恢复原始图像 X 。

3.1 选用局域全变差模型

根据Rudin-Osher-Fatemi(ROF)模型, $\min_X \int_{\Omega} \Phi(|\nabla X|) dx dy$ 满足

$$\frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} (X_c - X)^2 dx dy = P, \quad (3)$$

式中 $P = \sigma^2$, σ 为噪声方差。将噪声和纹理信息分出,并设 $X_Z = X_c - X$ 。在ROF模型中, $\Omega \subset Z^2$ 为图像支撑集, $|\Omega|$ 为支撑集的模, ∇X 和 $|\nabla X|$ 分别为图像的梯度及梯度的模。模型函数可以表示为 $\Phi(s) = \sqrt{1 + \beta^2 s^2}$,其中 β 为一个正常数。

计算 X_Z 的局部方差得到

$$P_Z(x, y) \equiv \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} \{X_Z(\tilde{x}, \tilde{y}) - \eta[X_Z]\}^2 \times w_{x,y}(\tilde{x}, \tilde{y}) d\tilde{x} d\tilde{y}, \quad (4)$$

式中 $w_{x,y}(\tilde{x}, \tilde{y}) = w(|\tilde{x} - x|, |\tilde{y} - y|)$ 为归一、径向对称的高斯平滑窗, $\eta[\cdot]$ 表示概率密度 $w_{x,y}(\tilde{x}, \tilde{y})/|\Omega|$ 在 $\Omega \times \Omega$ 上的期望值。

局部方差的约束条件为

$$S(x, y) = \frac{\sigma^4}{P_Z(x, y)}. \quad (5)$$

然后根据局域全变差模型^[12], 即

$$\begin{cases} \min_I \int_{\Omega} \Phi(|\nabla I|) dx dy, \\ P_Z(x, y) = S(x, y) \end{cases}, \quad (6)$$

对含噪图像进行去噪。其中去噪方程为

$$X_t = \lambda(x, y)(X_c - X) + \operatorname{div}\left(\Phi' \frac{\nabla X}{|\nabla X|}\right). \quad (7)$$

设初始条件为 $X_t|_{t=0} = X_c$, 边界条件采用纽曼 (Neumann) 边界条件, 拉格朗日乘数因子为

$$\lambda(x, y) = \frac{(X - X_c) \operatorname{div}\left(\Phi' \frac{\nabla X}{|\nabla X|}\right)}{S(x, y)}. \quad (8)$$

3.2 结合全变差模型去噪

由于偏微分扩散方程滤波可以有效去除多尺度阈值去噪产生的 Gibbs 伪影, 使图像取得较好的视觉效果, 因此本文选择局部全变差模型对去噪图像 X_c 进行去噪, 并且结合局部全变差模型提出了一种新的方法。

通过多尺度阈值去噪得到去噪图像 X_c 。 X_c 经过金字塔分解后产生低频子带和高频子带。实验表明, 分解后的低频子带和高频子带所含的 Gibbs 伪影各不相同。由于在低频子带中含有大量的基本信息, 所以 Gibbs 伪影表现并不明显。而在高频子带中, 类似于噪声, 所以高频子带中含有更明显的 Gibbs 伪影。选择不同的噪声方差函数 σ , 分别对分解子带进行滤波, 然后经重构后得到去噪图像 X'_c 。经过第一次全变差模型去噪, 主要去除了图像中的 Gibbs 伪影, 但在一定程度上会对去噪图像的边缘

产生模糊。

为了解决这个问题, 利用 $Y - X'_c$ 的差值图像中含有的部分细节信息对去噪图像 X'_c 进行补偿。对 $Y - X'_c$ 的差值图像利用全变差模型再次进行去噪并得到 X''_c , X''_c 中包含了去除图像噪声和 Gibbs 伪影后的细节信息。把 X''_c 叠加到 X_c 上, 实现了对去噪图像 X_c 细节信息的补偿, 可以归结为

$$X_f = X'_c + X''_c, \quad (9)$$

X_f 表示最终的去噪图像。

需要指出的是本文引入的金字塔分解具有完全重构特性, 虽然对分解子带进行了全变差去噪, 但只采用一层分解, 在重构的过程中并未引入新的 Gibbs 伪影。实验可以有效地消除图像中的 Gibbs 伪影, 明显改善视觉效果, 在去噪结果中未观测到有新的 Gibbs 伪影出现。

4 实验结果与分析

为了检验算法的正确性和有效性, 使用标准图像 Lena, House, AI, Peppers 叠加均值为零的高斯白噪声进行实验, 噪声方差分别为 20, 25, 30。初次去噪采用 BLS-GSM^[13] 产生的图像, 实验中比较了 BiShrink^[14], ProbShrink^[15], BLS-GSM 去噪算法, 实验结果如表 1, 图 2, 3 所示。图 2 中上端、中部和底部分别为 Peppers, Lena 和 AI 图像。图 3 中左边两幅为细节图, 右边两幅为残差图像。

表 1 所示为采用不同的算法对其他标准图像进行实验的峰值信噪比 (PSNR) 值比较。从表 1 可以看出, 本文方法与 BiShrink^[10] 相比, 效果平均升幅为 1 dB; 与 ProbShrink^[11] 相比, 有 0.5 dB 的提高; 与 BLS-GSM 相比, 约有 0.4 dB 的提高。

表 1 图像去噪算法 PSNR 值比较

Table 1 Comparison of the PSNR of the image denoising algorithms

dB

Method	Lena 512 pixel×512 pixel			House 256 pixel×256 pixel			AI 512 pixel×512 pixel				Peppers 256 pixel×256 pixel	
	Noise variance	20	25	30	20	25	30					
Original image	22.11	20.17	18.59	22.11	20.17	18.59						
BiShrink	31.91	31.02	30.05	31.63	30.64	29.83	32.24	31.26	30.45	29.80	28.67	27.76
ProbShrink	32.49	31.53	30.61	32.19	31.21	30.38	32.25	31.36	30.46	30.25	29.15	28.24
BLS-GSM	32.65	31.67	30.86	32.25	31.23	30.41	32.60	31.67	30.86	30.32	29.23	28.35
Our algorithm	33.01	32.10	31.19	32.62	31.59	30.77	32.97	32.09	31.21	30.76	29.69	28.81

同时为了从主观上比较本文算法与以上算法的去噪效果, 采用两个被广泛应用的标准: 伪影的处理及图像边缘细节的保存。从图 2 实验图像及图 3 的细节及残差图像中可以看出, 采用 BLS-GSM 方法

得到的去噪图像中仍然有残留的 Gibbs 线条状伪影, 图像边缘也相对模糊, 如 Pepper 图像中的果蔬的躯干部分有明显的伪影, 而其根部的边缘有些模糊, 丢失较多细节信息。在 Lena 图像中面部 Gibbs

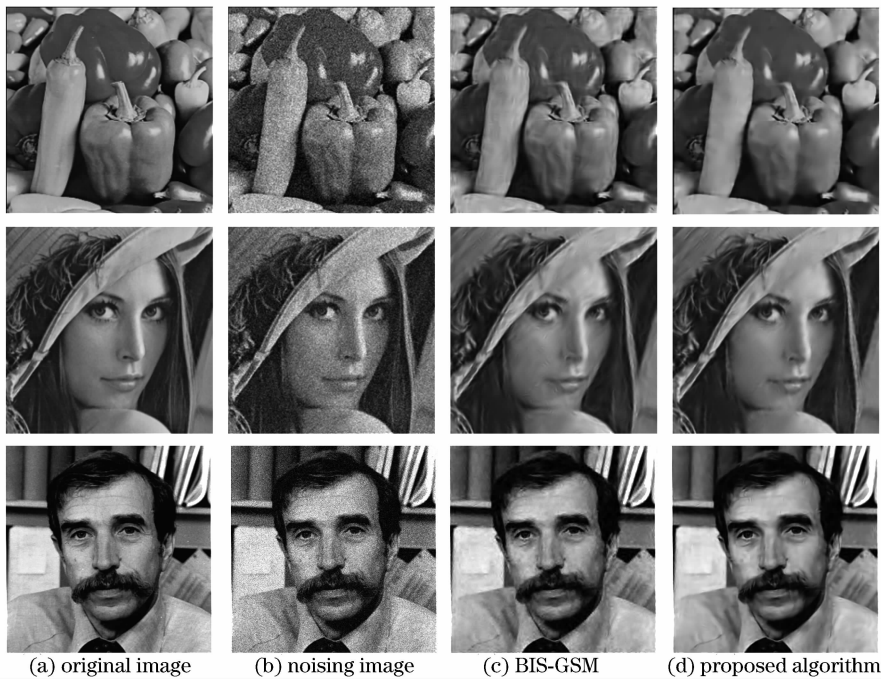


图 2 图像去噪效果比较(噪声图像 PSNR 值分别为 Peppers 20.17 dB, Lena 20.17 dB, AI 18.59 dB)

Fig. 2 Comparison of the denoised images (PSNR of the noise images: Peppers 20.17 dB, Lena 20.17 dB, AI 18.59 dB)

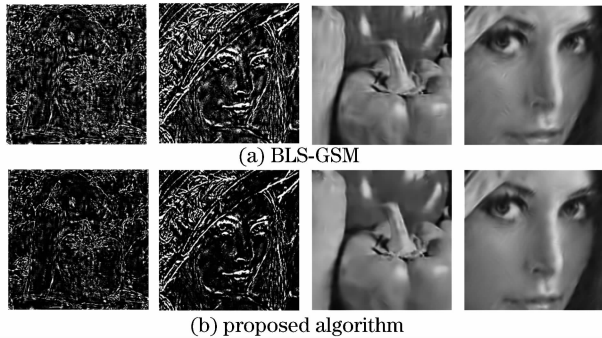


图 3 细节及残差图像的比较结果

Fig. 3 Result of image detail and difference

伪影较为明显,在眼角和额头部分都有明显的跳变波纹,同时帽子部分的边缘不清晰;由本文方法得到的图像看出图像中由 Gibbs 伪影产生的波纹及图像表面的跳变基本已经消除,图像得到适度的平滑,同时图像中如帽子边缘、果蔬根部等细节信息比较完整地保存了下来,视觉效果有明显的改善,图像质量有了一定的提高,基本上消除了 Gibbs 伪影。

综上所述,本文方法对重构产生的伪影已基本看不到,消除了图像边缘附近的 Gibbs 伪影,较好地保存了原始图像的细节特征,在图像质量和 PSNR 值的表现上都有显著的提升,视觉效果有明显的改善。较以上算法性能突出,主观效果改善明显,可归结于以下几个原因:1) 由于局部全变差模型通过局部方差约束,能够很好地控制去噪的强度,最大程度

地保存图像纹理和细节信息。结合局部全变差模型有效去除多尺度变换去噪产生的 Gibbs 伪影的优势,同时结合 NSPF 的分解特性,有效地消除了去噪后的图像中的 Gibbs 伪影,并较好地保存图像的细小边缘和纹理等信息,明显地改善了图像的视觉效果。2) 由于 NSPF 具有的多尺度、能够有效捕捉图像中的几何特征及对图像进行稀疏表示,变换后分解图像具有相同的大小,为图像去噪提供更多的有用信息,保留更多的细节信息。

5 结 论

提出了一种结合 NSPF 与局部全变差模型的图像去噪方法。算法核心是利用金字塔滤波器对初次处理去噪图像分解为低频和高频子带,利用全变差模型对分解图像分别建立去噪模型,然后重构图像。利用重构图像和原始图像的残差再次结合全变差模型得到细节补偿图像,把重构图像和补偿图像叠加得到最终去噪图像。实验结果表明,该方法通过结合全变差模型,有效地去除了由图像重构产生的 Gibbs 伪影及图像中的高斯白噪声,较好地提取了图像的轮廓细节,提高去噪图像的 PSNR 值,有效改善图像的视觉效果。与其他的结合全变差去噪方法相比,不仅在去噪性能指标而且在边缘保持的主观视觉上都表现出了优异的性能。

参 考 文 献

- 1 Fu Xiang, Guo Baolong. Area-directed interpolation algorithm for underwater laser image [J]. *Chinese J. Lasers*, 2007, **34**(8):1064~1068
符 祥, 郭宝龙. 区域指导的激光水下图像插值算法[J]. *中国激光*, 2007, **34**(8):1064~1068
- 2 Wang Haihong, Zeng Ni, Lu Wei *et al.*. Edge detection of laser imaging radar based on wavelet transform and mathematical morphology [J]. *Chinese J. Lasers*, 2008, **35**(6):903~906
王海虹, 曾 妮, 陆 威 等. 基于小波变换和数学形态学的激光成像雷达图像边缘检测[J]. *中国激光*, 2008, **35**(6):903~906
- 3 Zhang Jingjing, Fang Yonghua. Novel denoising method for remote sensing image based on contourlet transform [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(3):462~466
张晶晶, 方勇华. 基于 Contourlet 变换的遥感图像去噪新算法[J]. *光学学报*, 2008, **28**(3):462~466
- 4 G. R. Easley, D. Labate, F. Colonna. Shearlet based total variation diffusion for denoising [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2009, **18**(2):260~268
- 5 J. Ma, G. Plonka. Combined curvelet shrinkage and nonlinear anisotropic diffusion [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2007, **16**(9):2198~2206
- 6 F. Catté, P. L. Lions, J. M. Morel *et al.*. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion [J]. *SIAM J. Numer. Anal.*, 1992, **29**(1):182~193
- 7 Zhifeng Wang, Yandong Tang. Semi-blind image restoration based on Chan-Vese denoising model [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2008, **6**(6):405~407
- 8 S. Durand, J. Froment. Reconstruction of wavelet coefficients using total variation minimization [J]. *SIAM J. Sci. Comput.*, 2002, **24**(15):1754~1767
- 9 F. Torkamani-Azar, K. E. Tait. Image recovery using anisotropic diffusion equation [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 1996, **5**(1):1573~1578
- 10 A. L. Cunha, J. Zhou, M. N. Do. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2006, **15**(10):3089~3101
- 11 Zhang Qiang, Guo Baolong. Remote sensing image fusion based on the nonsubsampling Contourlet transform [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(1):74~80
张 强, 郭宝龙. 基于非采样 Contourlet 变换的遥感图像融合算法[J]. *光学学报*, 2008, **28**(1):74~80
- 12 Guy Gilboa, Nir Sochen, Yehoshua Y. Zeevi. Variational denoising of partly textured images by spatially varying constraints [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2006, **15**(8):2281~2289
- 13 J. Portilla, V. Strela, M. J. Wainwright *et al.*. Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2003, **12**(11):1338~1351
- 14 L. Sendur, I. W. Selesnick. Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency [J]. *IEEE Trans. Signal Processing*, 2002, **50**(11):2744~2756
- 15 A. Pizurica, W. Philips. Estimating the probability of the presence of a signal of interest in multiresolution single- and multiband image denoising [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2006, **15**(3):654~665