

一种基于不规则区域的高斯滤波去噪算法

姒绍辉¹ 胡伏原^{1,2} 顾亚军¹ 鲜学丰²

(苏州科技学院电子学院 苏州 215011)¹

(江苏省现代化企业信息化应用支撑软件工程技术研发中心 苏州 215011)²

摘 要 针对传统高斯滤波算法在滤除噪声的同时会丢失图像部分细节信息的弊端,提出了一种基于不规则区域的高斯滤波算法。在高斯滤波的基础上,通过分析纹理自相关特性,自适应构造局部不规则的高斯掩模窗口,突破以往采用固定大小窗口的思想,提高高斯系数权值分配的合理性,剔除相关性较低的像素,实现在滤波的同时有效保留图像纹理细节。实验结果表明,提出的算法优于传统高斯滤波及其他滤波算法,在图像细节保留和抗噪方面实现了较好的平衡。

关键词 高斯滤波,不规则区域,图像去噪

中图分类号 TP301.6 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.11.062

Improved Denoising Algorithm Based on Non-regular Area Gaussian Filtering

SI Shao-hui¹ HU Fu-yuan^{1,2} GU Ya-jun¹ XIAN Xue-feng²

(College of Electronic Information Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215011, China)¹

(Modern Enterprise Information Application Support Software Engineering Technology R&D Center Jiangsu, Suzhou 215011, China)²

Abstract Because traditional Gaussian filter often blurs the edge structure in images, an improved Gaussian filtering algorithm based on non-regular area was proposed in the paper. The algorithm based on Gaussian filtering breaks traditional thought of adopting fixed window, adaptively constructs non-regular Gaussian mask region through analyzing the self-similarity of texture. The rationality of weighted values distributed by Gaussian function is further improved to maintain rich texture as the potential noise or lower similar pixels are rejected in non-regular areas. Experimental results show that the proposed algorithm makes a better balance between enhancing image details and denoising, and is better than traditional Gaussian filtering and other methods.

Keywords Gaussian filtering, Non-integer region, Image denoising

1 引言

如何在滤除噪声的同时有效保留图像的边缘及纹理细节信息,一直是数字图像处理领域里极为重要的技术问题^[1-3]。图像滤波算法主要可以分为锐化和平滑两大类^[4-6]。图像锐化通常借助高频滤波器实现滤波,但在增强边缘的同时,平滑区域内的噪声也随之增强;图像平滑通常利用低通滤波器实现噪声的滤除。均值滤波和中值滤波是典型的图像平滑去噪方法。均值滤波通过以窗口内的平均值代替中心像素实现线性滤波,但因忽略相邻窗口的数据相关性而造成图像模糊;中值滤波因考虑了孤立噪声的影响,使其在滤除噪声的同时保留图像的细节,因而优于均值滤波。由于绝大部分的噪声信号可被认为服从高斯分布,因此高斯滤波逐渐应用于图像去噪中。但是,它对任一像素都采用固定窗口的平滑操作,而没有考虑像素本身的特点及局部纹理区域的相关性,故造成图

像边缘被模糊。因此,有学者在高斯滤波的基础上提出了双边滤波^[7],其通过增加亮度相似度因子来改善图像的边缘保留效果^[8,9]。但实验结果表明,双边滤波只能保留较为明显的边缘,对不同目标间的一些细节不能较好地保留,并且在其平滑处理过程中,仍采用固定窗口,忽略了局部纹理的相似性。

基于此,本文提出一种改进的不规则区域的高斯滤波算法。通过分析纹理自相关特性,构造局部不规则自相关区域,剔除可能存在的噪声或相关性较低的像素点,从而在高斯滤波的基础上提高权值系数分配的合理性。实验结果表明,与传统的高斯滤波算法等相比,本文提出的算法能根据局部纹理特性,自适应构造窗口的形状及大小,有效地实现了在图像去噪的同时保留纹理细节信息。

2 基于不规则区域的高斯滤波

在高斯滤波框架的指导下,本文重点通过研究局部纹理

到稿日期:2013-06-25 返修日期:2013-08-16 本文受国家自然科学基金重点项目(61231016),江苏省自然基金(BK2012166),江苏省建设厅科技项目(JH21),江苏省高校自然科学基金(12KJB510031),江苏省现代企业信息化应用支撑软件工程技术研发中心开放基金(SX201206),江苏省研究生培养创新工程基金(CXZZ13_0854)资助。

姒绍辉(1989—),男,硕士生,主要研究方向为计算机图形图像处理与模式识别, E-mail: ssshust@sina.cn; 胡伏原(1978—),男,博士,副教授, CCF 会员,主要研究方向为计算机图形图像处理与模式识别; 顾亚军(1990—),男,硕士生,主要研究方向为计算机图形图像处理与模式识别; 鲜学丰(1980—),男,博士生,主要研究方向为机器学习。

特征及其自相关性,自适应构造局部不规则的高斯掩模窗口,改善传统高斯滤波权重系数的分配,进一步保留图像的纹理细节信息,其具体算法原理框图如图1所示。

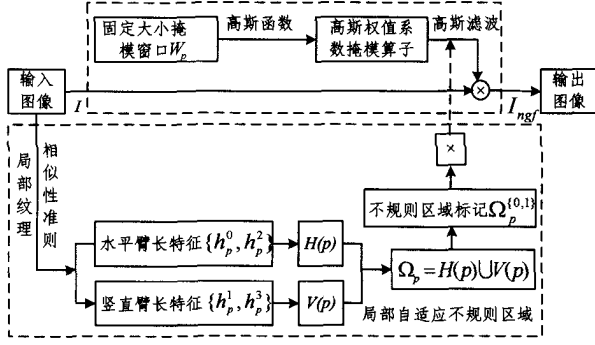


图1 基于不规则区域的高斯滤波算法原理框图

2.1 高斯滤波

高斯滤波是一种简单、快速的线性平滑去噪算法。由于绝大多数噪声可以近似为高斯分布的白噪声,因此,利用低通高斯滤波器滤除加性高斯白噪声就成为一种有效且实用的方法。根据选择的固定窗口大小及窗口内任意像素与中心像素点的距离,利用高斯函数实现系数权值的分配,即高斯滤波可以表示为:

$$I_{gf}(x, y) = \frac{\sum_{(i,j) \in W_{x,y}} w_d(i, j) I(i, j)}{\sum_{(i,j) \in W_{x,y}} w_d(i, j)} \quad (1)$$

其中, $W_{x,y}$ 表示中心像素 (x, y) 的 $M \times M$ (M 为奇数) 大小的邻域; w_d 为空间距离相似度权重因子。

分析式(1)可知,高斯滤波在图像低频区域有较好的处理效果,但是其仅考虑了像素间的空间位置关系,忽略了局部的灰度相似性;同时其采用固定大小的掩模窗口,忽略了局部纹理间的差异性。因此,滤波的结果容易丢失边缘信息及平滑区域中可能存在的纹理细节信息。

2.2 局部自相关不规则区域的自主选择

无论是图像的边缘,还是平滑区域中的纹理细节,都是不规则且无序分布的。针对这种不规则分布,若采用固定大小的高斯掩模窗口,显然对图像局部区域的相关性估计存在偏差,以致高频边缘和丰富的纹理细节经传统高斯滤波处理后被模糊。因此,本文依据局部灰度相似性准则^[10,11],自适应选择自相关高斯掩模窗口(见图2)来克服传统高斯滤波算法存在的不足。

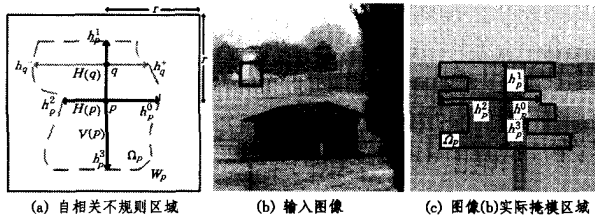


图2 局部自相关不规则区域自适应选择

如图2(a)所示,假设原固定高斯掩模窗口大小为 W_p ,其半径为 r 。对于任意像素点 p ,其自相关不规则区域为 Ω_p ,且经过 p 点的水平像素点集为 $H(p)$,垂直像素点集为 $V(p)$,并满足 $q \in V(p) \in \Omega_p$ 。

局部相似性区域的选择取决于像素 p 在竖直($H^+(p)$, $H^-(p)$)和水平($V^+(p)$, $V^-(p)$)方向上的跨度^[8],同理,不规则高斯掩模区域的确定同样由该方向集上的臂长 $\{h_p^0, h_p^1,$

$h_p^2, h_p^3\}$ 决定,如图2(a)所示。不同于文献[10]将像素 p 的灰度值 I_p 作为局部相似性估计的固定参考值,本文通过臂长方向上的像素权值分布实时分配相似度参考值,从而提高算法鲁棒性以减少噪声干扰。以 $p(x, y)$ 的 $H^+(p)$ 方向为例,相似度参考值函数为:

$$\tilde{I}_p^{(h^0)} = (1 - \xi) \tilde{I}_p^{(h^0-1)} + \xi I_{p+(h^0, 0)} \quad (2)$$

其中, $\tilde{I}_p = I_p$, ξ 为权值分配参数。

原固定掩模窗口受 W_p 的限制,则 $h^0 \in [1, r]$ 。因此,局部自相关不规则区域的臂长特征 h_p^0 需满足以下条件:

$$\forall m \in [1, r], \begin{cases} \delta(I_{p+(m, 0)}, \tilde{I}_p^{(m-1)}, \tau) = 1, & |I_{p+(m, 0)} - \tilde{I}_p^{(m-1)}| \leq \tau \\ \delta(I_{p+(m, 0)}, \tilde{I}_p^{(m-1)}, \tau) = 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (3)$$

其中, τ 为灰度相似度阈值。那么, $h_p^0 = \max(m | \delta(I_{p+(m, 0)}, \tilde{I}_p^{(m-1)}, \tau) = 1)$ 。同理, $\{h_p^1, h_p^2, \dots, h_p^3\}$ 也可由此求得。

同理,对于 $V(p)$ 上任意点 q ,根据式(2)、式(3)可求解其水平方向上的相似性跨度 $\{h_q^+, h_q^-\}$ 。所以,局部不规则高斯掩模区域 Ω_p 可以表示为:

$$\Omega_p = H(p) \cup V(p) \quad (4)$$

2.3 改进的高斯滤波

局部不规则高斯掩模区域是在分析灰度相似性的基础上构建的。因此,将其与传统的的高斯滤波算法融合,能够综合考虑局部的空间距离及纹理相关性,并针对不同纹理特征区域,自适应选取不同形状的高斯掩模窗口,合理分配高斯权重系数。那么,需对式(1)作如下修改:

$$I_{ngf}(x, y) = \frac{\sum_{(i,j) \in \Omega_{x,y}} w_d(i, j) I(i, j)}{\sum_{(i,j) \in \Omega_{x,y}} w_d(i, j)} \quad (5)$$

其中, $\Omega_{x,y}$ 表示局部不规则高斯掩模区域,并满足 $\Omega_{x,y} \in W_{x,y}$ 。本文提出的基于不规则区域的高斯滤波的具体实现算法如算法1所示。

算法1 基于不规则区域的高斯滤波

输入:输入图像 I , 相似度权值分配 ξ , 半径 r , 相似度阈值 τ

输出:滤波图像 I_{ngf}

For $I(x, y)$ from $I(\lfloor r/2 \rfloor, \lfloor r/2 \rfloor)$ to $I(\text{Width} - \lfloor r/2 \rfloor, \text{Height} - \lfloor r/2 \rfloor)$

1. 由式(2)、式(3)计算 I 的局部臂长特征 $\{h_p^0, h_p^1, h_p^2, h_p^3\}$; 由式(4)构造局部不规则高斯掩模区域 Ω_p 。
2. 由式(5)实现高斯卷积得到 I_{ngf} 。

End For

3 实验结果与分析

以本文算法为核心,用 VC++ 实现了图像的滤波。为验证提出算法的有效性,本文采用标准 Lenna、Einstein、Cameraman 和 Cat 等灰度图作为测试图像,应用 NLM^[12]、Wavelet Multiframe^[13]、基于片相似性的双边滤波^[14]及本文算法对不同加性高斯噪声水平下的图像进行去噪实验,并从主观视觉效果和可观质量评价两个方面进行验证。在实验中,选择 W_p 的窗口半径 $r=3$ 。

如图3所示,NLM算法通过对自相似结构块做加权平均来估计参考块中心点,以降低噪声,但是该算法对原图像的结构信息保护并不完整;基于片相似性的双边滤波算法考虑到了局部的灰度相似性,使滤波效果优于传统双边滤波,但是这种相似度函数,尤其是在噪声较强的情况下,不能很好地表达

像素之间的实际相关性。从图 3 整体效果图和图 4 部分纹理图中可以看出, Lenna 帽顶周围平滑区域的褶皱、Einstein 领带中的条纹, 以及小猫耳朵上的纹理经 NLM 算法和基于片相似性的双边滤波处理后都变得模糊不清。而本文提出的算法, 不仅考虑了固定掩模窗口内的空间距离, 而且着重分析了像素点本身的特点及局部纹理的相似性, 自适应构造形状大小不规则的高斯掩模区域, 有效剔除了相关性较低的像素或噪声, 从而使高斯系数的权值分配更具合理性, 因此, 滤波后的纹理细节保留效果要优于 Wavelet Multiframe 算法及上述两种方法, 如图 4 所示。



图 3 对标准 Lenna、Einstein、Cameraman 和 Cat 灰度图的实验结果对比

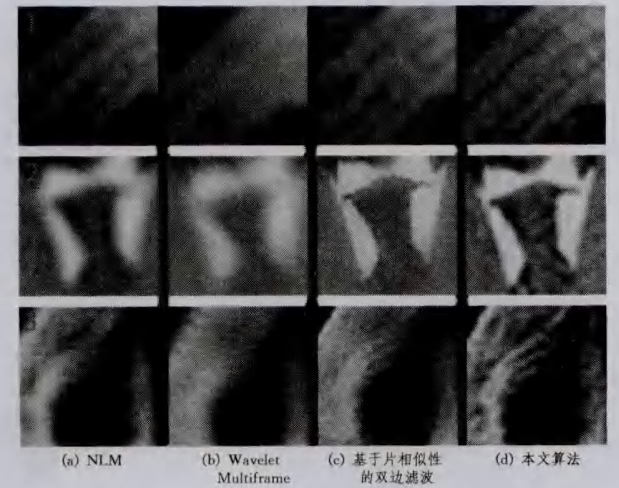


图 4 Lenna、Einstein 及 Cat 的局部纹理对比

为进一步客观评价上述算法的滤波性能, 采用如下峰值

信噪比 (PSNR) 作为度量指标:

$$PSNR = 10 * \lg \left(\frac{\sum_{i,j} 255^2}{\sum_{i,j} (I_m(i,j) - I_{out}(i,j))^2} \right) \quad (6)$$

式中, I_m 为噪声图像, I_{out} 为滤波后的图像。

表 1 给出了本文提出的算法与上述其它几种滤波算法对测试图像去噪的评价结果比较。对比和分析表 1 中数据可知, 本文算法在大多数情况下可获得相对较高的 PSNR; 而对于图 4 中的 Einstein 图像, 其西装、领带纹理图样较为丰富, 与上述 3 种算法不同, 本文提出的算法权衡了噪声的滤除与纹理细节的保持, 因此会造成其 PSNR 值可能略小于另外 3 种算法。此外, 对于片上相似性的双边滤波, 当噪声水平 σ 逐渐增大时, 其 PSNR 下降的幅度要大于本文算法, 因此可进一步说明本文算法在保留边缘及纹理细节的同时, 能够较好地抑制噪声。

输入图像	噪声水平 σ	PSNR/dB			
		NLM	Multiframe	片相似性的双边滤波	本文算法
Lenna (512×512)	20	19.3498	19.3537	19.3712	19.8060
	30	17.1725	16.9459	17.2329	17.7583
	40	15.7345	15.5699	15.4335	16.3243
Einstein (256×526)	20	17.7017	18.1446	17.6988	17.5197
	30	15.8420	16.1503	15.7031	15.3806
	40	14.3518	14.8577	14.2572	14.3722
Cameraman (512×512)	20	17.2961	17.3857	17.0202	18.2196
	30	15.6581	15.7958	15.4580	17.0752
	40	14.7291	14.7196	14.3145	15.2053
Cat (225×256)	20	18.0510	17.7210	18.9411	19.6826
	30	16.8451	16.7618	17.4724	18.1039
	40	15.6825	15.4295	15.2058	16.9873

为更好地反映本文算法对图像边缘及平滑区域纹理细节保留的优势, 以图 5(a) 为测试图像 (叠加 10% 高斯白噪声), 将本文算法与 Guided Filter^[15] 及 BM3D^[16] 算法进行细节比较, 并结合边缘保持度评价指标 (EPI)^[17] 实现对算法性能的客观分析。如图 5 所示, 本文算法对婴儿后面的被单图案滤波后, 在实现图像去噪的同时, 最大程度地保留了平滑区域的纹理细节, 与 BM3D 算法和 GF 算法相比, 有较为明显的优势; 且本文算法的 EPI 值 (0.9215) 也同样高于其他两种算法, 因此获得了与主观分析相一致的评价结果。

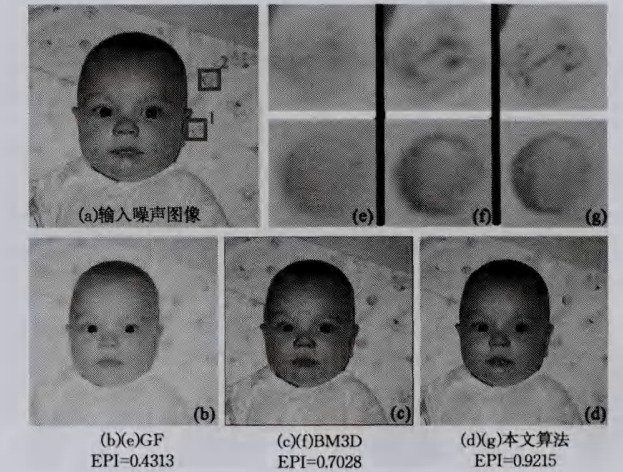


图 5 本文算法与 GF 算法、BM3D 的细节对比

结束语 传统的高斯滤波对整幅图像采用固定大小的高斯掩模窗口,并未考虑局部高频边缘信息或平滑区域中可能存在的纹理细节信息,这必然会使滤波后的图像在实现图像去噪的同时,丢失丰富的纹理信息。本文通过分析局部亮度相似性,构建一种局部自适应的不规则高斯掩模窗口,剔除可能存在的噪声点或相似性较低的像素,在较好地实现了图像滤波的同时最大程度地保留了边缘及纹理细节信息,从而改善了图像的质量。如何将本文提出的算法应用于彩色图像的有效滤波,提高信噪比,将是我们下一步的研究内容。

参 考 文 献

- [1] Jafar I F, AlNa'mneh R A, Darabkh K A. Efficient improvements on the BDND filtering algorithm for the removal of high-density impulse noise [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(3): 1223-1232
- [2] Rajwade A, Rangarajan A, Banerjee A. Image denoising using the higher order singular value decomposition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(4): 849-862
- [3] Yu Wei, Franchetti F, Hoe J C, et al. Fast bilateral filtering by adapting block size [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Hong Kong, China, 2010: 3281-3284
- [4] 许光宇, 檀结庆, 钟金琴. 自适应的有效非局部图像滤波 [J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(4): 471-479
- [5] Kang B, Choi O, Kim J D, et al. Noise reduction in magnetic resonance images using adaptive non-local means filtering [J]. Electronics Letters, 2013, 49(5): 324-326
- [6] 张闯, 迟健男, 张朝晖, 等. 基于边缘检测与双边滤波的彩色图像去噪 [J]. 电子学报, 2010, 33(8): 1771-1783
- [7] Overton K I, Weymouth T E. A noise reducing reprocessing algorithm [C] // Proceedings of IEEE Computer Science Conference on Pattern Recognition and Image Processing. Chicago, USA, 1979: 498-507
- [8] 肖秀春, 彭群生, 卢晓敏, 等. 基于次序统计量像素灰度相似度的图像双边滤波 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(7): 1232-1237
- [9] Zheng You-Yi, Fu Hong-bo, Au OK C, et al. Bilateral normal filtering for mesh denoising [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2011, 17(10): 1521-1530
- [10] Zhang Ke, Lu Jian-Bo, Lafruit G. Cross-based local stereo matching using orthogonal integral images [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2009, 19(7): 1073-1079
- [11] Guerreiro R F C, Aguiar P M Q. Learning simple texture discrimination filters [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Hong Kong, China, 2010: 261-264
- [12] Buades A, Coll B, Morel J M. Nonlocal image and movie denoising [J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 76(2): 123-139
- [13] Markus A M, Anjia B, Martin W, et al. Wavelet denoising of multiframe optical coherence tomography data [J]. Biomedical Optics Express, 2012, 3(3): 572-589
- [14] de Decker A, Lee J A, Verleysen M. A principle approach to image denoising with similarity kernels involving patches [J]. Neurocomputing, 2010, 73(7): 1199-1209
- [15] He Kai-Ming, Sun Jian, Tang Xiao-Ou. Guided Image Filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409
- [16] Dabov K, Foi A, Katkovnik V et al. Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2080-2095
- [17] Xydeas C S, Petrovic V. Objective image fusion performance measure [J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308-309
- [13] Leventon M E, Grimson W E L, Faugeras O. Statistical shape influence in geodesic active contours [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2000. IEEE, 2000, 1: 316-323
- [14] Tsai A, Yezzi A J, Wells W, et al. A shape-based approach to the segmentation of medical imagery using level sets [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(2): 137-154
- [15] Ali S, Madabhushi A. An Integrated Region-, Boundary-, Shape-Based Active Contour for Multiple Object Overlap Resolution in Histological Imagery [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2012, 31(7): 1448-1460
- [16] Liu W, Shang Y, Yang X, et al. A shape prior constraint for implicit active contours [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(15): 1937-1947
- [17] Agner S C, Xu J, Madabhushi A. Spectral embedding based active contour (SEAC) for lesion segmentation on breast dynamic contrast enhanced magnetic resonance imaging [J]. Medical Physics, 2013, 40(3): 032305
- [18] Fatakawala H, Basavanahally A, Xu J, et al. Expectation-maximization driven geodesic active contour with overlap resolution (emagacor): Application to lymphocyte segmentation on breast cancer histopathology [C] // Proceedings of the 2009 Ninth IEEE International Conference on Bioinformatics and Bioengineering. 2009: 69-76
- [19] 杨利萍, 邹琪. 基于先验形状信息的水平集图像分割 [J]. 计算机科学, 2012, 39(8): 288-291

(上接第 305 页)