

窗口感知的高斯引导滤波

刘冲^{1,2)}, 杨翠^{1)*}, 魏明强²⁾, 申传胜¹⁾

¹⁾ (安庆师范大学数学与计算科学学院 安庆 246133)

²⁾ (南京航空航天大学计算机科学与技术学院 南京 211106)

(liuchong@aqnu.edu.cn)

摘 要: 为了更好地保护滤波后的图像边缘特征, 提出了窗口感知的引导高斯频域滤波器. 提出的算法框架分为三个阶段, 首先选择一个小尺度空域带宽的高斯滤波对图像作滤波输出, 将其作为高斯频域滤波的引导输入; 然后根据像素点强度相似原则, 在 box 窗口中选择对应输出的相似像素点区域, 该区域可称之为感知区域; 最后利用引导输入和感知的非 box 窗口区域进行引导高斯频域图像滤波. 该算法框架简洁易实现, 计算复杂度与双边滤波器相当, 不需要通过迭代学习步骤即可获得现今同类优秀去噪算法效果. 特别是窗口感知技巧的应用, 能有效地提高滤波器对边缘特征的保护, 可以广泛应用到图像滤波领域.

关键词: 高斯滤波; 窗口感知; 引导滤波; 高斯频域滤波;

中图法分类号: TP391.41 DOI: 10.3724/SP.J.1089.201*.稿件编号

Window-aware guided Gaussian frequency filtering

Liu Chong^{1,2)}, Yang Cui^{1)*}, Wei Mingqiang²⁾, Shen Chuansheng¹⁾

¹⁾ (College of Mathematics and Computing Science, Anqing Normal University, Anqing, 246133)

²⁾ (College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, 211106)

Abstract: In order to better maintain the filtered image edge features, we proposed a window-aware guided Gaussian frequency filter. Our proposed algorithm framework is divided into three stages. Firstly, we select Gaussian filter with a small-scale spatial bandwidth to smooth the image, and use the filtered image as the guided input of Gaussian frequency filter. Then, according to the similarity principle of pixel intensity, the region of the output pixel formed by similar pixels is found in the box-window, which can be called the perception region. Finally, combining the guided input and the window-aware region, the guided Gaussian frequency filtering is performed on images. Our algorithm does not require iterative learning steps to obtain the similar results from recently excellent filtering algorithm. Especially, due to the application of window-aware technique, common filters, such as Gaussian filter, bilateral filter, mean filter, can be effectively improved, and it could be widely used in image denoising, detexturing and other fields.

Key words: Gaussian filter; Window-aware; Guided filtering; Gaussian frequency filtering

随着各种电子数码产品的普及, 图像和视频已成为人类活动中最常用的信息载体, 也是人们获取外界原始信息的主要途径. 然而在图像的获取、传输和存贮过程中常常会受到各种因素的干扰, 严重影响了图像质量, 所以为了获取高质量数字图像, 图像滤波作为一种重要的预处理手段, 在图像分割、图像恢复、目标识别、边缘提取等图像处理过程中是必不可少的关键步骤, 也是现今图像处理研究的热点.

图像滤波有很多优秀的算法, 这些算法可分为学习类型和非学习类型. 学习类型算法如聚类学习^[1]、低秩学习^[2]和深度学习^[3]等通常需要大量学习样本提供先验指导, 而且学习过程所需的计算量较大, 很难达到即时使用. 而非学习类型算法如高斯滤波^[4]、双边滤波^[5]、维纳滤波^[6]、小波滤波^[7]、以及 BM3D^[8]等相对计算量要小很多, 不需要先验参考样本, 在实际应用仍占主导地位. 考虑图像滤波的即时有效性, 其中比较经典的双边滤波器 (BF)^[7] 由于其对图像边缘具有很好的保护, 同时对噪声也有很好平滑, 被广泛用于图像去噪. 双边滤波可以说是高斯滤波的改进, 由于它利用了高斯空间核平滑特性和范围核保边的双重特性, 对低频噪声的处理令人满意, 而且计算量也远比 BM3D 等非局部方法要小很多. 但对于高频噪声污染的图像, 双边滤波和许多去噪方法一样, 对边缘细节特征保护和噪声平滑很难取得最佳平衡效果, 所以很多学者对其进行了改进. 早期的改进方法如 RBF^[9] 试图通过参数优化获得最优去噪结果, 这类方法的改进, 本质上基本上没有改变双边滤波的输入和输出结果; 后来又有研究在 RBF 的基础上提出加权的 WBF^[10-11] 方法, 利用 RBF 和 BF 的范围核输入改进加权平均作为 BF 输出, 然而权重的选取又成为新的难点. 为了对实际应用的图像有更好的质量输出. 近年来, 很多研究充分考虑高斯空间核和范围核特性, 文献^[12-13] 提出了引导双边滤波器. 该滤波器的思想是通过

改进双边滤波器范围核的引导输入来提高滤波图像的边缘特征保护效果. 由于引导输入图像已经过滤波处理, 去除了一定程度上的干扰信息, 图像质量相对于原图有所提高, 从而改善了最终的滤波效果. 然而很多实验研究表明^[14-15], 引导图并不是光滑的效果越好就对最终的引导滤波有利, 因为光滑效果越好可能会损失更多的细节特征, 导致滤波图像边缘模糊.

本文为了获取充分保留边缘特征的高质量滤波图像, 考虑引导高斯频域滤波计算量要小于相对引导双边滤波, 采用一个小尺度的高斯空域滤波输出作为高斯频域滤波的引导输入, 并选择局部的强度相似窗口区域, 构建窗口感知的引导高斯频域滤波. 该算法不需要通过迭代学习步骤即可获得现今同类优秀滤波算法效果, 计算简单, 容易实现. 感知窗口区域滤波在图像纹理去噪、去纹理、图像光滑、边缘提取等其它领域也有广泛应用.

1 算法

何凯明等人^[14]已经证实通过引导输入的改进, 双边滤波的效果能得到明显提高, 这使得引导双边滤波在图像各种领域得到广泛应用. 本文分析了高斯空域滤波器在小尺度带宽下的鲁棒性和高斯频域滤波器在大尺度带宽下对图像的高平滑能力, 构建了以小尺度高斯滤波作为高斯频域滤波器引导输入的引导滤波, 其计算复杂度等同于双边滤波, 但效果却远高于双边滤波. 同时提出窗口感知技术, 对常规的 box 型滤波窗口内像素点进行强度相似选择, 获得与每次输出点具有相似强度的非 box 型滤波窗口, 进一步提高引导高斯频域滤波的特征细节保护能力.

提出方法的具体算法流程见图 1.

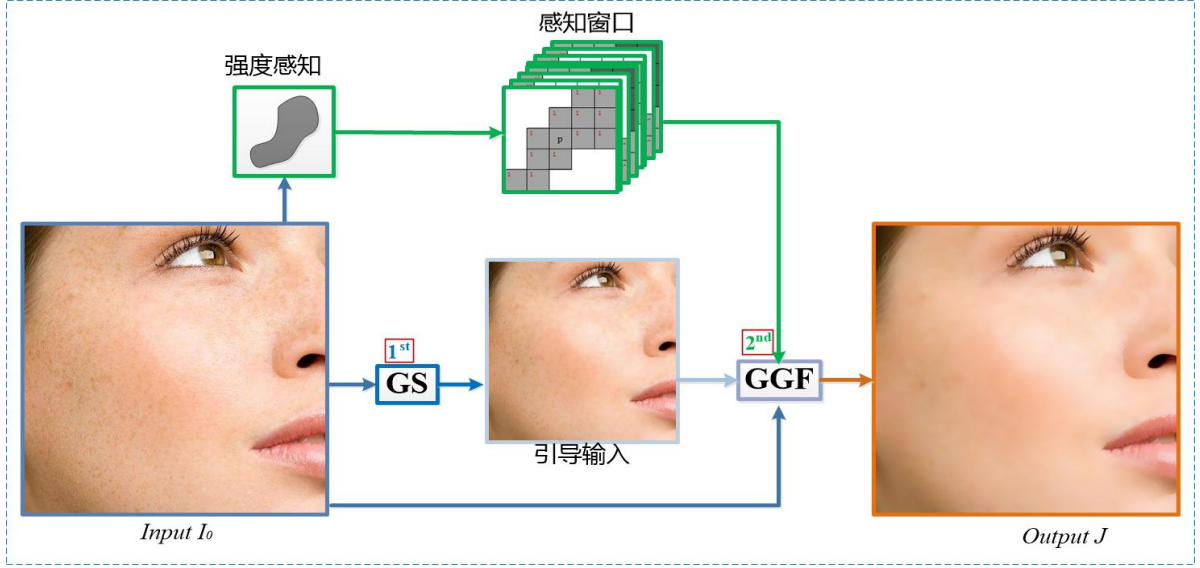


图 1 算法框架

1.1 高斯滤波

图像高斯滤波^[4]通常指的是空间域滤波, 它通过像素点之间的位置距离来平衡像素值差异, 达到去除干扰的目的. 对于图像 I 中任意像素点 p , 像素值 I_p 经高斯局部掩模滤波表示为

$$GS_p = \frac{1}{\tau_s} \sum_{q \in \Omega_p} g_r(\|q - p\|) I_p. \quad (1)$$

其中 GS_p 为高斯滤波在 p 点的输出, Ω_p 表示以 p 点为中心且窗口半径为 r 的 $(2r+1) \times (2r+1)$ 区域. $\tau_s = \sum_{q \in \Omega_p} g_r(\|q - p\|)$, $g_r(\cdot)$ 为高斯空间核函数, 具体形式为

$$g_r(\|p - q\|) = \exp\left(-\frac{\|q - p\|^2}{2d_r^2}\right),$$

$\|q - p\|$ 为像素点 q 和 p 距离范数.

由(1)式可知, 高斯滤波本质是根据像素点之间的距离作指数形式加权平均, 若窗口半径 r 给定, 任意像素点 p 的高斯权重 $g_r(\|q - p\|)$ 随 d_r 变化.

另一种形式的高斯滤波器是在频域上考虑像素值变化的影响, 利用像素值之间的差异进行高斯加权平均. 对于图像 I , 像素点 p 处像素值 I_p

经高斯频域滤波^[16]表示为

$$GF_p = \frac{1}{\tau_\sigma} \sum_{q \in \Omega_p} g_\sigma(\|I_q - I_p\|) I_p. \quad (2)$$

GF_p 为高斯频域滤波在 p 点的输出, 与高斯空间滤波不同的是, 频域滤波器中范围核函数为

$$g_\sigma(\|I_p - I_q\|) = \exp\left(-\frac{\|I_p - I_q\|^2}{2d_\sigma^2}\right)$$

其中 d_σ 为频域带宽.

1.2 高斯空间核和频域核性质

高斯空间滤波器的平滑作用和高斯频域滤波器的保边效果已被 He^[16] 等人的研究证实(见图 2(b)-(c)). 然而, 这两种高斯核所表现出来的特性通常是需要一定带宽的条件下才能成立. 通过实验分析可知, 当 GF 的频域带宽取较大值时, GF 反而对图像器有高度平滑作用, 见图 3(c). 同时从图 3(b) 中我们也可看出, 当 GS 取相对较小的空域带宽时, 它对图像的平滑效果相对要弱化很多. 从图 4, 我们可以进一步发现, 在一小尺度的空域带宽下, 随着滤波窗口的增大, 高斯滤波器对信号具有适当的平滑和相对稳定的边缘保护能力.

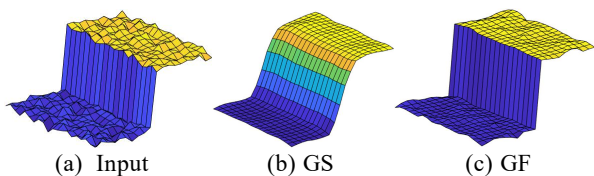


图 2 取窗口半径、空域和频域带宽分别为 $r=2, d_r=2, d_\sigma=2$ 时, GS 和 GF 网格滤波输出.

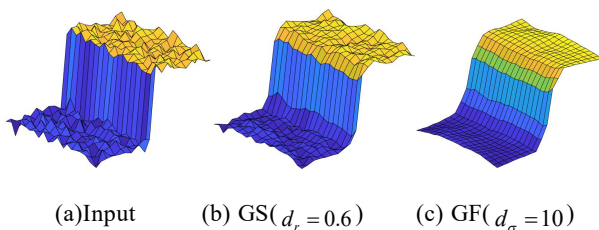


图 3 取窗口半径为 $r=2$ 时, GS 和 GF 网格滤波输出.

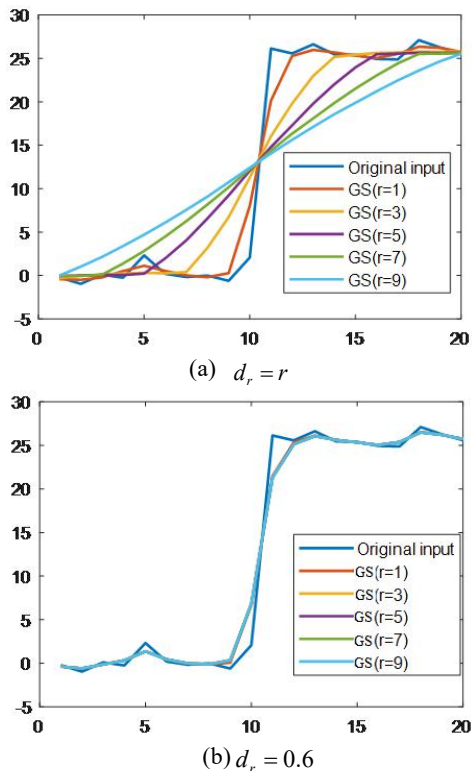


图 4 GS 在不同窗口半径下的滤波输出

1.3 引导高斯频域滤波

基于上述高斯空间核和范围核在不同尺度带宽下的特性, 将小尺度空域滤波作为大尺度频域滤波的引导输入 G , 可得到图像引导高斯频域滤波(GGF)在每一像素点 p 的输出为

$$GGF_p = \frac{1}{\tau} \sum_{q \in \Omega_p} g_\sigma(\|G_q - G_p\|) I_q \quad (3)$$

其中, τ 为归一化系数, 具体表示为

$$\tau = \sum_{q \in \Omega_p} \exp\left(-\frac{\|G_q - G_p\|^2}{2d_r^2}\right).$$

GGF 与 BF 类似, 但又与 BF 有本质区别. BF 是同时作用空间核和范围核, 边缘保护和平滑是以两者平衡的方式达到最佳; GGF 更倾向于联合滤波, 先以小尺度高斯滤波平抑图像干扰, 重在保护边缘细节, 然后在此优化图像的基础上进一步利用了稍大尺度高斯频域滤波的光滑能力, 在 GF 本身保边能力和引导输入对边缘凸显的双重叠加作用下, 获得最佳的滤波效果.

以图像去噪为例, 图像加噪声水平为 20 的高斯噪声, 对比 GS、GF、BF 和 GGF 方法最佳去噪效果如图 6. 从图 6 的去噪效果和对应的 PSNR 值可知, GGF 对噪声背景的光滑效果要好于其它单一的滤波方法.

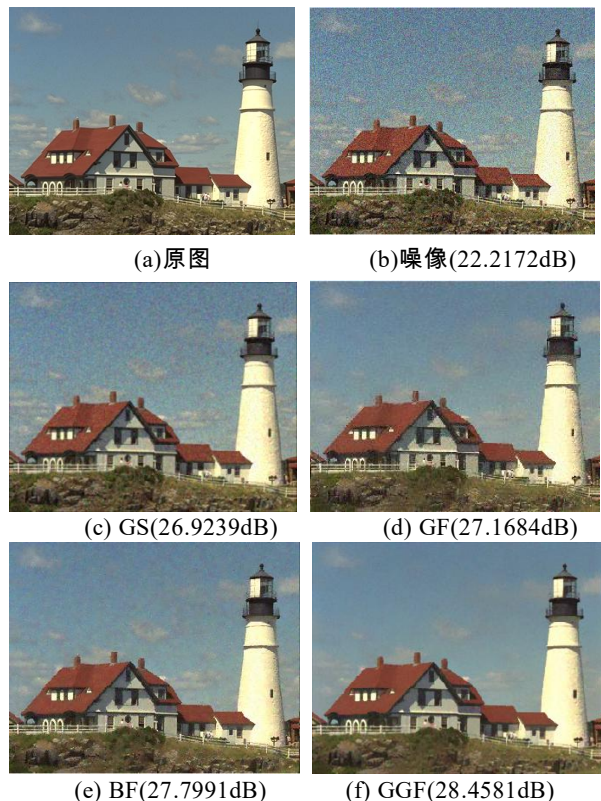


图 5 四种滤波器去噪对比

然而, 面对大尺度的干扰或噪声背景去除时, GGF 采用较大窗口进行滤波时, 因为窗口区

域内的频域强度值会被严重影响, 窗口内振幅过大的像素点值会造成像素点的输出值较大的权重误差. 为了保证当前输出点与 box 窗口内的像素点具有类似一致关系, 我们需要进一步划分窗口区域.

1.4 强度感知窗口

目前也有很多文献提出滤波窗口改进的方法, 文献^[17]提出的边窗和许盼盼等人提出的边缘感知窗口^[18]能非常有效的提高滤波器的效果. 这些窗口设计目的都是为了保持输出点的像素值与窗口区域内其它像素点具有一致的相似关系, 然而当窗口半径较大时, 窗口内划分的相似像素点仍有过多的非一致相似点存在. 本文考虑窗口内像素点的强度相似性, 提出简单而有效的强度感知窗口, 对于 $\forall q \in \Omega_p$, 若有

$$|I_q - I_p| \leq \lambda, \quad (4)$$

则定义 q 点为 p 的强度相似点, 其中 λ 为一选定的阈值. 若 $I_q \in [0, 1]$, 大量实验表明 $\lambda \in (0, 0.3)$, 且干扰越大, λ 的取值就越大.

根据式(4), 可得到强度感知窗口为

$$\Gamma_p = \{q \mid |I_q - I_p| < \lambda, q \in \Omega_p\}. \quad (5)$$

按强度感知获得感知窗口 Γ_p 如图 6 所示.

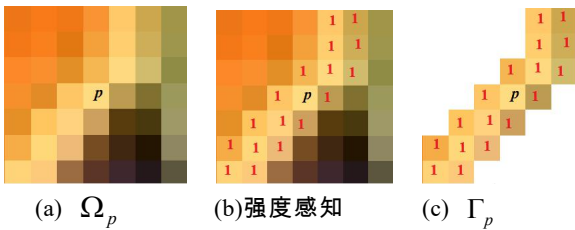


图 6 强度感知窗口的选择

Γ_p 为非 box 型窗口, 能更好的反映与 p 点一致的相似点信息. 针对噪声水平为 10 和 20 的高斯噪声污染图像, 分别采用 box 窗口和非 box 窗口, 取相同的参数进行 GGF 滤波, 得到关于 box 型窗口和非 box 型窗口对应的去噪后图像的 PSNR 值对比关系图如图 7.

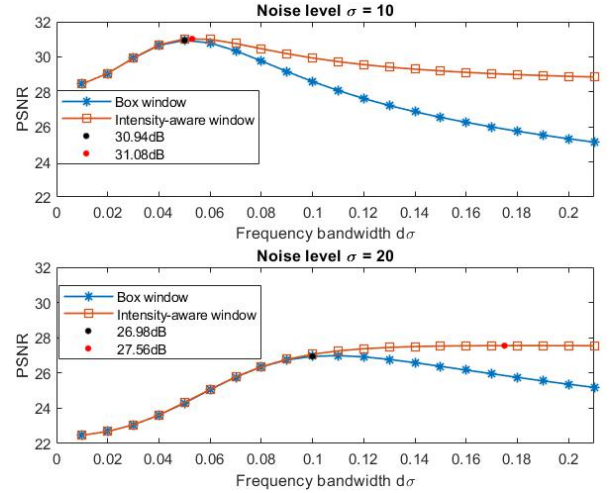


图 7 box 型窗口和非 box 型窗口在不同水平下的滤波图像 PSNR 对比图

从图 7 可知, 采用强度感知窗口后, 在同等参数条件下, PSNR 的值要高于 box 窗口的结果, 而且感知窗口滤波对应的最优值也明显高于常规 box 窗口, 说明感知窗口的应用能有效提高滤波效果.

1.4 窗口感知的引导高斯频域滤波

结合式(3)和(5), 可得到窗口感知的引导高斯频域滤波(WGGF)在每一像素点 p 的输出为

$$WGGF_p = \frac{1}{\tau} \sum_{q \in \Gamma_p} g_{\sigma}(\|G_q - G_p\|) I_q \quad (6)$$

其中 $\Gamma_p = \{q \mid |I_q - I_p| < \lambda, q \in \Omega_p\}$.

当图像受到大尺度干扰或高频噪声污染时, 一些局部像素点出现较大的异常变化, 即该像素点强度值与周围的点有较大的差异, 这时运用强度相似原则, 会导致所选择的区域 Γ_p 可能仅为自身 p , 经过 WGGF 滤波后, 该点的输出将不会得到相应的平滑效果. 本文针对这种异常点问题, 判断区域内仅有自身一个点时, 选用以该点为中心且尺寸为 3×3 的滤波窗口区域, 对该区域进行中值滤波, 输出结果作为异常点的最终滤波结果. 此时, WGGF 可重新定义为

$$WGGF_p = \begin{cases} I_{med}, & \text{if } \min_{q \neq p} \{ |I_q - I_p| \} > \lambda \\ \frac{1}{\tau} \sum_{q \in \Gamma_p} g_{\sigma}(\|G_q - G_p\|) I_q, & \text{else} \end{cases}$$

这里 I_{med} 表示以 p 点为中心的 3×3 窗口内的像素点强度中值。

此外, 用 WGGF 处理非常大的干扰背景时, 如高频噪声的去除, 我们可适当选用一个小尺度 GF 或 BF 滤波器对图像进行预处理, 会得到更好的平滑效果。

2 实验分析

2.1 参数分析

WGGF 滤波过程有 Gauss 空域滤波、感知窗口和引导的高斯频域滤波需要设置相应参数。

对于 Gauss 滤波, 它是重在保持边缘的前提下进行平滑图像, 只需选择一个小尺度带宽即可, 实验表明空域带宽 $d_r \in (0, 0.8)$, 默认可为 0.5; 窗口半径默认为 5 可满足常见的噪声和背景光滑。感知窗口所需的阈值 (见式 (5)) λ , 设强度值在 $[0, 1]$ 区间内, 以噪声水平为 30 的图像为例, 可设为 0.12, 其它以此相应调节。由于感知窗口的边缘凸显作用, 引导 Gauss 频域滤波的带宽 d_{σ} 和窗口半径 r 设置一个相对大的值即可, 它们的对最终滤波输出影响不是很大 (见图 7)。图 7 是对噪声水平为 20 的噪声图像去噪, 窗口半径设置为 9×9 , 分别采用 box 窗口和强度感知窗口的 GGF 滤波进行对比。

从图 7 可看出, WGGF 的输出基本上随参数 d_{σ} 增大保持稳定。所以, WGGF 相对于 GGF 的参数 d_{σ} 的设置要简单, 以平滑噪声水平为 20 的图像为例, d_{σ} 取 0.1 即可, 其它可根据实际情况对应调节。

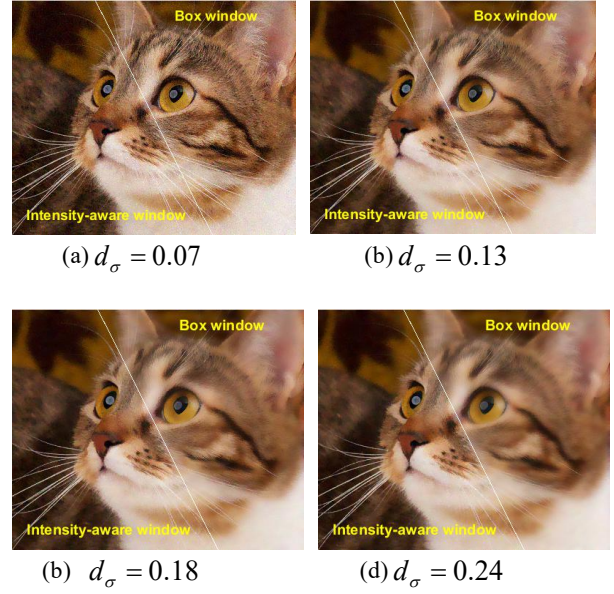


图 7 带宽的取值对 GGF 和 WGGF 滤波的影响

2.1 计算复杂度分析

WGGF 滤波的计算量基本与 BF 滤波相当, 设图像的输入规模为 N , Gauss 空域和频域滤波窗口半径都取为 r , 以 512×512 的灰度图像为例, 在 Matlab2016a 环境下, 计算机配置为 Intel(R) CPU 3.3 -Ghz, 对比 GF、BF 计算复杂度和运行时间如表 1。

表 1 计算复杂度分析

方法	计算复杂度	运行时间 (s) (512×512)
GF	$O(N \cdot r^2)$	1.54
BF	$O(N \cdot 2r^2)$	1.78
WGGF	$O(N \cdot 2r^2)$	1.89

3 应用

3.1 图像去噪

针对加噪声水平为 30 的虚拟 Gauss 噪声的图像, 运用本文提出的 WGGF 算法与常见的优秀算法: BF^[7]、MBF^[18]、EBF^[19]、BM3D^[20]、DcCNN^[21]进行对比分析。

图 8 是针对 Gauss 噪声的去噪效果图, 子图标题中的数据是对应方法的噪声信噪比 PSNR,

从 PSNR 的值可看出, BM3D 方法具有最高的 PSNR 值, WGGF 与学习方法 DnCNN 接近, 其它方法相对较小. 另外, 对比图 8 的局部放大图中第一个字母‘F’可知, BM3D 与 DnCNN 由于对细节的增强, 高频噪声产生的斑块现象导致特征细节被噪声放大遮掩, WGGF 方法重在保护细节, 所以可视化效果在某些局部细节方面表现最优.

图 9 是针对真实噪声去噪效果图, 由于真实图像没有真实的参考, 图 9 中(b)噪声图像和原图(a)主要来源于视频高低频的分解图. 从图 9 可知, BM3D 和 DnCNN 方法的去除效果一般, BF、MBE、EBF 及 WGGF 方法相对平滑效果要好于前述两种方法, 另外 WGGF 方法由于感知窗口对重要细节的保护, 对于真实噪声能到很好的清除, 同时纹理细节图案的保护效果明显优于其他方法.

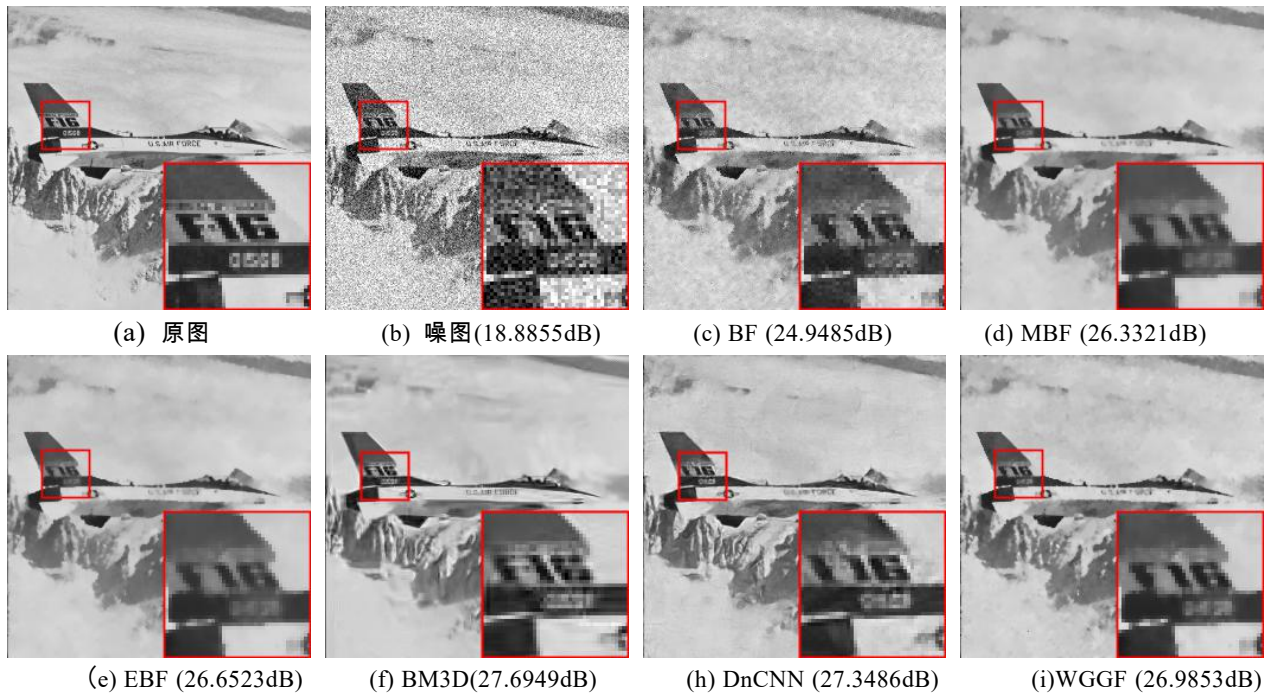


图 8 噪声水平为 30 的高斯噪声图像去除效果图,子图标题后的数据为 PSNR 值

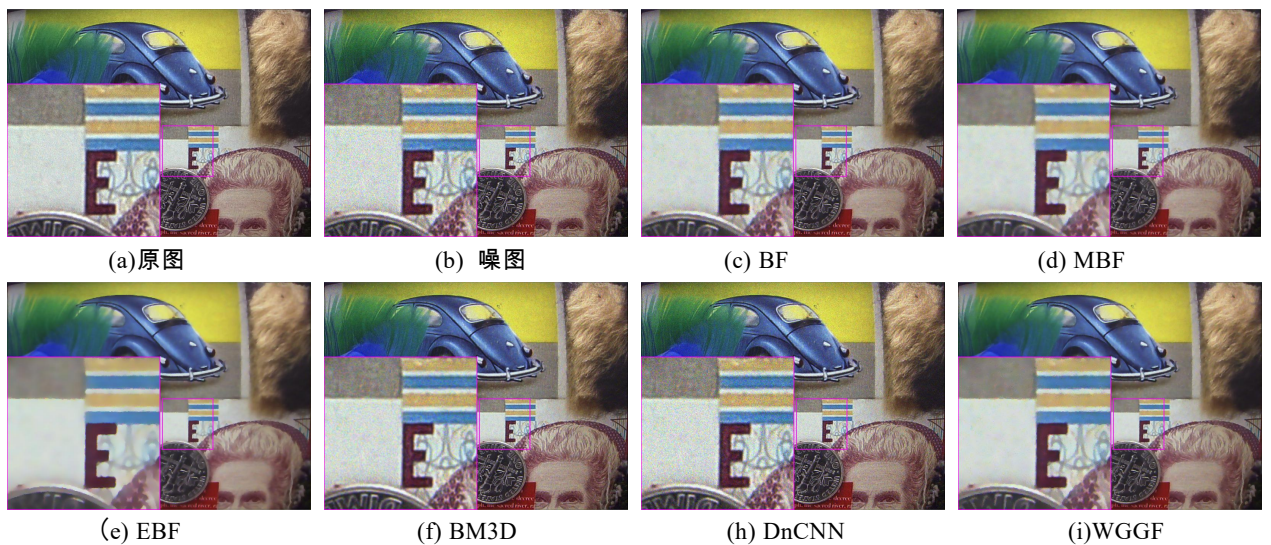


图 9 各种方法真实噪声去除效果对比图

3.2 背景光滑

图像滤波的目的不仅仅去除噪声,更多的是通过滤波得到更加的图像质量满足实际应用需要,如纹理背景的光滑等. 这里选择现今比较优秀的纹理滤波方法 RTV^[22],ROG^[23]和 WGGF 方

法,对马赛克背景图像去纹理和网络人物图片面部祛斑进行相关算法分析(见图 10-11). WGGF 方法对细节的保存(如“鱼的牙齿”)要明显由于其它方法,而且对色彩的渐变规律和明亮度(如人脸肤色)也能做到相应保护.

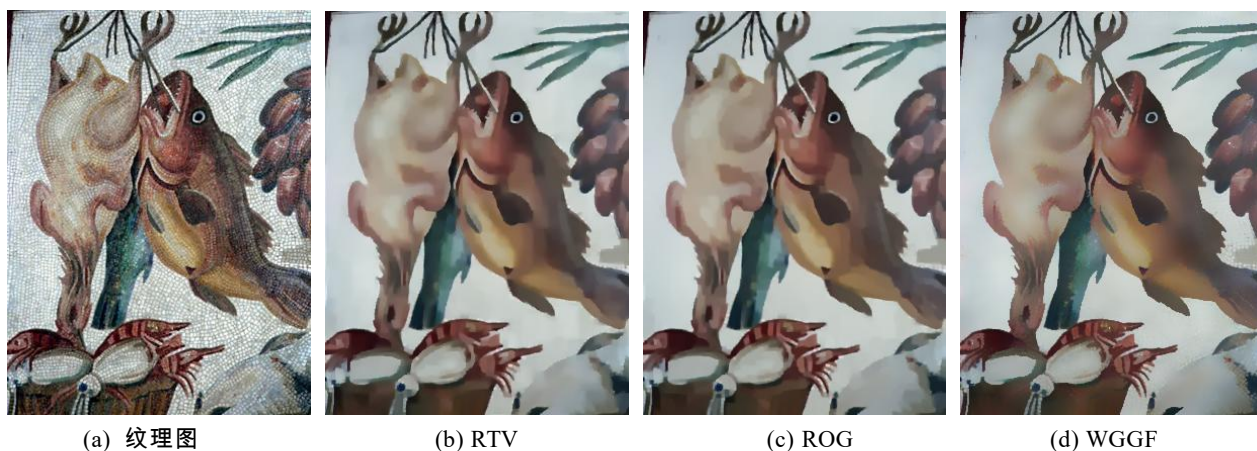


图 10 纹理背景去除

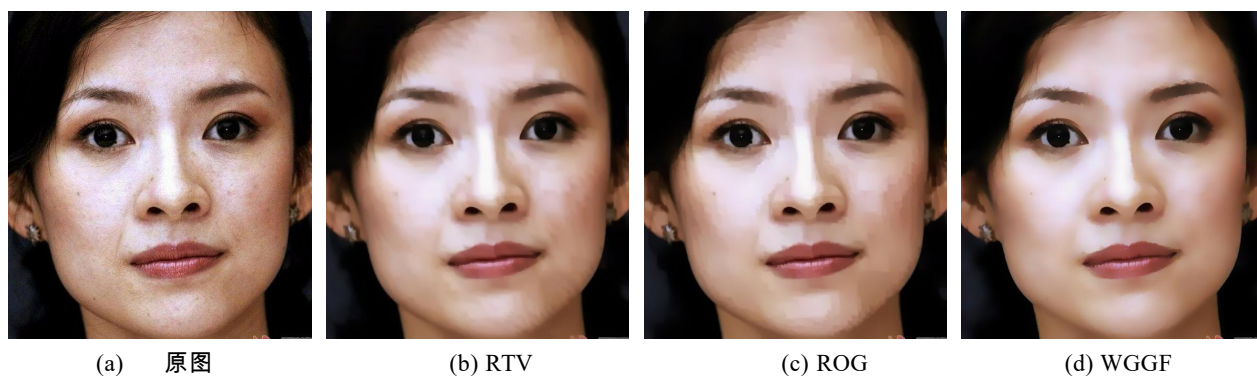


图 11 人物图片面部祛斑

4 结 语

本文主要是利用采用小尺度高斯空间滤波输出作为高斯频域滤波的引导输入,同时采用感知窗口构建图像引导滤波,相对于其它滤波方法, WGGF 方法不仅对图像细节具有很好的保护,同时也具备很好的时效性,计算相对简洁,特别是对真实噪声去除要有良好表现. WGGF 方法作为高斯频域方法的改进,仍然面临参数的调节的问题. 所以,我们下一步考虑在最优计算量的基础上对 WGGF 作进一步改进,能针对不同类型的图像自

适应选取参数,使其具有更好的实用性.

参考文献(References):

- [1] P. Thamilselvan, J.G.R. Sathiaselvan, A Novel Profuse Clustering Technique for Image Denoising, *Procedia Computer Science*, 2018,125: 132-142.S.
- [2] Gu, L. Zhang, W. Zuo, X. Feng, Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising, in: 2014 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2014, 2862-2869.K.
- [3] Zhang, W. Zuo, Y. Chen, D. Meng and L. Zhang, Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising, *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(7): 3142-3155.
- [4] J. P. Dhaeyer, Gaussian filtering of images: A regularization

- approach, *Signal Processing*, 1989, 18(2): 169-181.
- [5] C. Tomasi, R. Manduchi, Bilateral filtering for gray and color images, in: 1998 IEEE International Conference on Computer Vision, IEEE, 1998, 839-846.
- [6] Zhang X, Feng X, Wang W, et al. Gradient-based Wiener filter for image denoising. *Computers & Electrical Engineering*, 2013, 39(3): 934-944.
- [7] Florian Luisier, Cdric Vonesch, Thierry Blu, Michael Unser, Fast inter-scale wavelet denoising of Poisson-corrupted images, *Signal Processing*, 2010, 90(2): 415-427.
- [8] M. Lebrun, An Analysis and Implementation of the BM3D Image Denoising Method, *Image Process. Line*, 2012, 2: 175-213.
- [9] K.N. Chaudhury, D. Sage, M. Unser, Fast $O(1)$ bilateral filtering using trigonometric range kernels, *IEEE Trans. Image Process*, 2011, 11(2)
- [10] K.N. Chaudhury, K. Rithwik, Image denoising using optimally weighted bilateral filters: a sure and fast approach, in: *Proc. IEEE Int. Conf. on Image Proc.*, 2015, 108-112.
- [11] Sidheswar Routray, Arun Kumar Ray, Chandrabhanu Mishra, Image denoising by preserving geometric components based on weighted bilateral filter and curvelet transform, *Optik*, 2015, 159: 333-343.
- [12] KOPF, J., COHEN, M. F., LISCHINSKI, D., AND UYTENDAELE, M. Joint bilateral upsampling. *ACM Trans. Graph. (SIGGRAPH)* 2007, 26(3):96:1-96:5.
- [13] ZHANG, W., DENG, B., ZHANG, J., BOUAZIZ, S., AND LIU, L. Guided mesh normal filtering. *Comput. Graph. Forum(PG)*. 2015(34):23-34.
- [14] Kaiming He, Jian Sun, Xiaoou Tang. Guided Image Filtering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [15] C Song, C Xiao, X Li, J Li, H Sui. Structure-preserving texture filtering for adaptive image smoothing. *Journal of Visual Languages & Computing*, 2018(45): 17-23.
- [16] H. Yin, Y. Gong, G. Qiu, Side window filtering, in: *CVPR*, 2019.
- [17] P. Xu, W. Wang, Improved bilateral texture filtering with edge-aware measurement, *IEEE Transactions on Image Processing PP (99)* (2018) 1-1.M.
- [18] Zhang, B.K. Gunturk, Multiresolution Bilateral filtering for image denoising, *IEEE Trans. Image Process.* 2008, 17(12): 2324-2333.
- [19] Tao Dai, Weizhi Lu, Wei Wang, Jilei Wang, Shutao Xia, Entropy-based bilateral filtering with a new range kernel, *Signal Processing*. 2017, 137: 223-234.
- [20] K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, K. Egiazarian, Image denoising by sparse 3-d transform-domain collaborative filtering, *IEEE Transactions on Image Processing* 16(8) (2007) 2080-2095.
- [21] K. Zhang, W. Zuo, Y. Chen, D. Meng, L. Zhang, Beyond a gaussian denoiser: Residual learning of deep cnn for image denoising, *IEEE Transactions on Image Processing* 26(7) (2016) 3142-3155.
- [22] XU L., YAN Q., XIA Y., JIA J.: Structure extraction from texture via natural variation measure. *ACM Transactions on Graphics(SIGGRAPH Asia)* (2012).
- [23] B. Cai, X. Xing, X. Xu, Edge/structure preserving smoothing via relativity-of-gaussian, in: *IEEE International Conference on Image Processing*, 2018.